

**INSTITUTO MILITAR DE ENGENHARIA**

**ADRIANO GOMES SOUZA BARROS**

**IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS DE UM FORNO REFERVEDOR  
ATMOSFÉRICO E DE UMA UNIDADE DE PROCESSAMENTO DE  
GÁS NATURAL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica do Instituto Militar de Engenharia, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.

Orientador: Roberto Ades, Dr. PUC-Rio

Rio de Janeiro  
2008

# **Livros Grátis**

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

c2008

INSTITUTO MILITAR DE ENGENHARIA  
Praça General Tibúrcio, 80-Praia Vermelha  
Rio de Janeiro-RJ CEP 22290-270

Este exemplar é de propriedade do Instituto militar de Engenharia, que poderá incluí-lo em base de dados, armazenar em computador, microfilmar ou adotar qualquer forma de arquivamento.

É permitida a menção, reprodução parcial ou integral e a transmissão entre bibliotecas deste trabalho, sem modificação de seu texto, em qualquer meio que esteja ou venha a ser fixado, para pesquisa acadêmica, comentários e citações, desde que sem finalidade comercial e que seja feita a referência bibliográfica completa.

Os conceitos expressos neste trabalho são de responsabilidade do(s) autor(es) e do(s) orientador(es).

621.317 Barros, Adriano Gomes Souza  
B277 Identificação de Modelos de um Forno Refervedor Atmosférico e de uma Unidade de Processamento de Gás Natural/ Adriano Gomes Souza Barros. -Rio de Janeiro: Instituto Militar de Engenharia, 2008.  
102p.: il.

Dissertação: (mestrado) - Instituto Militar de Engenharia - Rio de Janeiro, 2008.

1. Sistemas de controle. 2. Identificação de sistemas. I. Título. II. Instituto Militar de Engenharia.

**INSTITUTO MILITAR DE ENGENHARIA**

**ADRIANO GOMES SOUZA BARROS**

**IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS DE UM FORNO REFERVEDOR  
ATMOSFÉRICO E DE UMA UNIDADE DE PROCESSAMENTO DE  
GÁS NATURAL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica do Instituto Militar de Engenharia, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Roberto Ades, Dr. PUC-Rio

Co-orientador: Prof. Paulo César Pellanda, Dr. ENSAE

Aprovada em 22 de dezembro de 2008 pela seguinte Banca Examinadora:

---

Prof. Roberto Ades, Dr. PUC-Rio do IME - Presidente

---

Prof. Geraldo Magela Pinheiro Gomes, Dr. ENSAE do IME

---

Mario Cesar Mello Massa de Campos, Dr. ECP da Petrobras

---

Luis Tadeu Furlan, Ph.D. da Petrobras

Rio de Janeiro  
2008

A Deus.

A minha esposa, Rosélia, pela compreensão em todos os momentos.

As minhas filhas queridas, Adrianne e Bianca.

Aos meus pais, Hely e Maria.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, por mais esta oportunidade de crescimento profissional.

A minha família, pela compreensão nos momentos de ausência.

Ao Prof. Roberto Ades pelo apoio incondicional durante todo o curso, sempre pronto a orientar e a esclarecer todas as dúvidas.

Aos colegas da Petrobras, Luis Paulo e Mario Massa, pelas importantes informações cedidas durante a elaboração deste trabalho.

Aos colegas do IME e de turma, Marcelo Araújo de Oliveira e Bruno Pinho Silveira, pelo auxílio durante a dissertação e por disponibilizar os seus materiais de pesquisa.

Aos colegas de turma, Diego Chaves Savelli, Wander Ferreira Martins e Bruno Pino Silveira, pelo incentivo e colaboração.

Aos professores Geraldo Magela Pinheiro Gomes, Paulo César Pellanda e Antonio Eduardo Carrilho pelas valiosas aulas ministradas.

Ao Gerente da Petrobras Luis Tadeu Furlan por compreender a importância desta conquista.

Enfim, a todos que colaboram direta ou indireta pelo desenvolvimento deste trabalho.

"O homem é portador solene da obrigação de proteger e melhorar o meio ambiente para as gerações presentes e futuras."

Declaração da ONU, 1972

## SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES .....	9
LISTA DE TABELAS .....	11
LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS .....	12
<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
1.1 Motivação .....	16
1.2 Posicionamento e Objetivos do Trabalho .....	18
1.3 Organização da Dissertação .....	21
<b>2 SUPORTE TEÓRICO .....</b>	<b>23</b>
2.1 O Sistema de Automação da Petrobras .....	23
2.1.1 Controle Avançado .....	25
2.1.2 Classificação das Variáveis de um Processo .....	28
2.1.3 Sistema de Informação da Planta de Processo .....	29
2.1.4 Sistema de Visualização de Dados, Geração de Inferências e Modelos de Processo .....	30
2.2 Metodologias de Identificação .....	31
2.2.1 Metodologia de Determinação da Resposta de Frequência .....	34
2.2.2 Metodologia de Identificação N2CACGO .....	38
2.3 Modelos Discretos .....	40
2.3.1 Representação dos Modelos ARX SISO e MIMO .....	41
2.3.2 Estimativa dos parâmetros dos modelos pelo Método dos Mínimos Quadrados	43
2.3.3 Critérios de Validação de Modelos .....	44
<b>3 SIMULAÇÕES COM O FORNO REFERVEDOR ATMOSFÉRICO</b>	<b>47</b>
3.1 O Forno Refervedor Atmosférico (FRA) .....	47
3.2 Coleta dos Dados do PI ( <i>Plant Information</i> ) .....	48
3.3 Modelagem ARX e FIR Multivariável .....	49
3.4 Aplicação do método de resposta em frequência .....	60
3.5 Comentários sobre a análise do FRA .....	67

<b>4</b>	<b>SIMULAÇÕES COM A UNIDADE DE PROCESSAMENTO DE GÁS NATURAL</b> .....	69
4.1	Unidade de Processamento de Gás Natural .....	69
4.2	Coleta dos Dados do VIP e PI .....	71
4.3	Modelagem ARX e FIR com os dados da UPGN .....	74
4.3.1	Base de dados de 25/10/2006 .....	76
4.3.2	Base de dados de 25/10/2006 até 28/02/2007 .....	80
4.3.3	Base de dados de 07/07/2008 até 31/07/2008 .....	82
4.4	Aplicação do método de resposta em frequência .....	84
4.5	Comentários sobre a análise da UPGN .....	89
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES E SUGESTÕES</b> .....	90
5.1	Conclusões .....	90
5.2	Sugestões .....	95
<b>6</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	97
<b>7</b>	<b><u>APÊNDICES</u></b> .....	100
7.1	APÊNDICE 1: Tabelas de coeficientes dos modelos MISO da base de dados de 25/10/2006 .....	101

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIG.2.1	Níveis hierárquicos do sistema de automação .....	24
FIG.2.2	Etapas de planejamento e controle da produção. ....	25
FIG.2.3	Tela do VIP. ....	31
FIG.2.4	Fluxograma geral do processo de identificação MIMO. ....	33
FIG.2.5	Processo de obtenção da MRF de sistemas MIMO. ....	35
FIG.2.6	Espectro de freqüências de um sinal. ....	37
FIG.2.7	Valores de freqüência selecionados por: (a) pontos de máximo; (b) limite mínimo para corte; e (c) limite proporcional à média do sinal. ....	37
FIG.3.1	Sinais medidos das entradas e das saídas do FRA. ....	49
FIG.3.2	Gráfico da saída $y_1$ e das resposta dos modelos ARX324 e ARX211. ....	51
FIG.3.3	Gráfico da saída $y_1$ e das resposta dos modelos FIR90.1 e FIR55.1. ....	51
FIG.3.4	Resposta em freqüência do canal $G_{11}$ para o modelo ARX324. ....	53
FIG.3.5	Resposta em freqüência do canal $G_{12}$ para o modelo ARX324. ....	53
FIG.3.6	Resposta em freqüência do canal $G_{13}$ para o modelo ARX324. ....	54
FIG.3.7	Gráfico da saída $y_2$ e das resposta dos modelos ARX331 e ARX211. ....	55
FIG.3.8	Gráfico da saída $y_2$ e das resposta dos modelos FIR30.1 e FIR10.1. ....	55
FIG.3.9	Resposta em freqüência do canal $G_{21}$ para o modelo ARX331. ....	56
FIG.3.10	Resposta em freqüência do canal $G_{22}$ para o modelo ARX331. ....	57
FIG.3.11	Resposta em freqüência do canal $G_{23}$ para o modelo ARX331. ....	58
FIG.3.12	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{11}$ do ARX324. ....	62
FIG.3.13	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{12}$ do ARX324. ....	62
FIG.3.14	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{13}$ do ARX324. ....	63
FIG.3.15	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{11}$ do ARX324. ....	63
FIG.3.16	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{12}$ do ARX324. ....	64
FIG.3.17	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{13}$ do ARX324. ....	64
FIG.3.18	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{21}$ do ARX331. ....	65
FIG.3.19	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{22}$ do ARX331. ....	65
FIG.3.20	Comparação da resposta em freqüência - canal $G_{23}$ do ARX331. ....	66
FIG.3.21	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{21}$ do ARX331. ....	66
FIG.3.22	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{22}$ do ARX331. ....	67
FIG.3.23	Módulos da resposta em freqüência - canal $G_{23}$ do ARX331. ....	67

FIG.4.1	Processamento do Gás Natural. ....	69
FIG.4.2	Fluxograma Simplificado de uma UPGN. ....	70
FIG.4.3	Ajuste do modelo ARX775 com os dados de validação. ....	75
FIG.4.4	Sinais de entrada $u_1, u_4, u_6$ e $u_7$ da UPGN. ....	76
FIG.4.5	Sinais de saída $y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8$ e $y_9$ da UPGN. ....	76
FIG.4.6	Gráfico da saída $y_2$ e das respostas dos modelos ARX775, ARX331 e FIR120.1. ....	78
FIG.4.7	Gráfico da saída $y_2$ e das respostas dos modelos ARX681, ARX331 e FIR120.1. ....	79
FIG.4.8	Gráfico da saída $y_7$ e das respostas dos modelos ARX775 e ARX331. ....	80
FIG.4.9	Sinais das variáveis manipuladas. ....	81
FIG.4.10	Gráfico da saída $y_2$ e das respostas dos modelos FIR120.1, ARX770 e ARX773. ....	82
FIG.4.11	Sinais das variáveis de perturbação $u_8$ até $u_{13}$ . ....	83
FIG.4.12	Gráfico da saída $y_3$ das respostas dos modelos ARX770 e ARX775. ....	83
FIG.4.13	Respostas em frequência do canal $G_{27}$ para os modelos ARX775, ARX773, ARX770, ARX681, ARX331 e ARX441. ....	84
FIG.4.14	Pontos da resposta em frequência do canal $G_{21}$ . ....	85
FIG.4.15	Pontos da resposta em frequência do canal $G_{24}$ . ....	86
FIG.4.16	Pontos da resposta em frequência do canal $G_{26}$ . ....	86
FIG.4.17	Pontos da resposta em frequência do canal $G_{27}$ . ....	87
FIG.4.18	Respostas em frequência do canal $G_{21}$ para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1 ....	87
FIG.4.19	Respostas em frequência do canal $G_{24}$ para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1 ....	88
FIG.4.20	Respostas em frequência do canal $G_{26}$ para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1 ....	88
FIG.4.21	Respostas em frequência do canal $G_{27}$ para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1 ....	89

## LISTA DE TABELAS

TAB.2.1	Modelos paramétricos .....	41
TAB.3.1	Custos dos modelos MIMO para a saída $y_1$ com os dados de validação e estimação. ....	50
TAB.3.2	Custos dos modelos MIMO para a saída $y_2$ com os dados de validação. ....	54
TAB.3.3	Custos dos modelos MIMO para a saída $y_1$ com os dados de validação e estimação. ....	58
TAB.3.4	Custos dos modelos MIMO para a saída $y_2$ com os novos dados de validação. ....	59
TAB.3.5	Modelagem da saída $y_1$ com o terceiro grupo de dados. ....	59
TAB.3.6	Modelagem da saída $y_2$ com o terceiro grupo de dados. ....	59
TAB.3.7	Critério de erro de predição final. ....	60
TAB.3.8	Parâmetros de ajuste da metodologia OLIVEIRA (2008). ....	61
TAB.4.1	Ajustes de modelos MISO para a saída $y_2$ utilizando o sinal $u_7$ . ....	75
TAB.4.2	Ajustes dos modelos MISO com o sinal $u_7$ . ....	77
TAB.4.3	Ajustes dos modelos MISO sem o sinal $u_7$ . ....	77
TAB.4.4	Ajustes dos modelos MIMO com o sinal $u_7$ . ....	79
TAB.4.5	Ajustes dos modelos MIMO sem o sinal $u_7$ . ....	80
TAB.4.6	Custos dos Modelos ARX MIMO com $u_7$ (dados de 25/10/2006 a 28/02/2007). ....	81
TAB.4.7	Ajustes dos modelos MIMO somente com as perturbações. ....	83
TAB.4.8	Parâmetros de ajuste da metodologia OLIVEIRA (2008). ....	85
TAB.7.1	Coeficientes do modelo ARX775 com o sinal de perturbação $u_7$ . ....	101
TAB.7.2	Coeficientes do modelo ARX775 sem o sinal de perturbação $u_7$ . ....	101
TAB.7.3	Coeficientes do modelo ARX681 com o sinal de perturbação $u_7$ . ....	101
TAB.7.4	Coeficientes do modelo ARX681 sem o sinal de perturbação $u_7$ . ....	102
TAB.7.5	Coeficientes do modelo ARX331 com o sinal de perturbação $u_7$ . ....	102
TAB.7.6	Coeficientes do modelo ARX331 sem o sinal de perturbação $u_7$ . ....	102

## LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

### ABREVIATURAS

AIP	- Automação Integrada da Produção
ARX	- <i>Autoregressive with exogenous input model</i>
ARMAX	- <i>Autoregressive with Moving Average of Extra Input Model</i>
CAv	- Controle Avançado
CGO	- Conjunto Gerador Otimizado
CPM	- Controle Preditivo Multivariável baseado em Modelo
CLP	- Controlador Lógico Programável
FFT	- <i>Fast Fourier Transform</i>
FIR	- <i>Finite Impulse Response</i>
FRA	- Forno Refervedor Atmosférico
FT (MFT)	- (Matriz) Função de Transferência
GN	- Gás Natural
GLP	- Gás Liquefeito de Petróleo
IME	- Instituto Militar de Engenharia
MGD	- Matriz de Ganhos Dinâmicos
MRF	- Matriz de Resposta em Freqüência
N2CACGO	- Metodologia de Identificação com as seguintes características: critério de erro definido em norma quadrática (N2), problema convexo (C) com solução analítica (A) e expansão das funções estimadas sob a forma de conjuntos geradores otimizados (CGO).
PI	- <i>Plant Information</i>
PID	- Proporcional, Integral e Derivativo
REVAP	- Refinaria do Vale do Paraíba
SISO (MIMO)	- <i>Single (Multiple) Input Single (Multiple) Output</i>
SDCD	- Sistema Digital de Controle Distribuído
SEL	- Sistema de Equações Lineares
UPGN	- Unidade de Processamento de Gás Natural
VIP	- Sistema de Visualização de Dados, Geração de Inferências e Modelos

## SÍMBOLOS

$*$	- Operador conjugado
$\triangleq$	- Por definição igual a
$\ \cdot\ _2/(\ \cdot\ _\infty)$	- Norma dois (infinito) de um vetor de números complexos
$\langle \cdot, \cdot \rangle$	- Produto interno entre vetores de números complexos
$Re(x)/(Im(x))$	- Parte real (imaginária) do número complexo $x$
$\mathcal{G}_S (\mathcal{G}_M)$	- Conjunto de dados de resposta em frequência do sistema SISO (MIMO)
$\lambda$	- Índice que referencia os canais de um sistema MIMO
$\Lambda$	- Conjunto formado por todas as combinações possíveis de índices entre as entradas e as saídas de um sistema MIMO
$\underline{u}_i(t)$	- Vetor de amostras da entrada $i$ do sistema
$\underline{y}_j(t)$	- Vetor de amostras da saída $j$ do sistema
$\underline{\omega}$	- Vetor de frequências de interesse
$\underline{\alpha}^\lambda$	- Vetor de parâmetros do numerador da FT estimada do canal $\lambda$ de um sistema MIMO
$\underline{\alpha}^\Lambda$	- Vetor de parâmetros dos numeradores das FT estimadas de todos os canais de um sistema MIMO
$\mathbb{R}/(\mathbb{C})$	- Conjunto dos números reais (complexos)
$\mathbb{C}_+^0/(\mathbb{C}_-^0)$	- Conjunto dos números complexos com parte real estritamente positiva (negativa)
$N(\underline{\alpha}, s)/N(\underline{\alpha}^\lambda, s)$	- Polinômio do numerador da FT estimada SISO (do canal $\lambda$ )
$D(\underline{\beta}, s)$	- Polinômio do denominador da FT estimada (SISO) ou do denominador comum da MFT estimada (MIMO)

## RESUMO

A modelagem de plantas industriais é um assunto complexo e pode ser abordado de diversas formas. Uma delas é através das leis físicas e químicas que regem a dinâmica destas plantas. Esta opção é normalmente impraticável diante dos diversos fenômenos existentes. As técnicas de identificação de modelos surgem como uma alternativa à modelagem convencional. Basicamente, procuram ajustar modelos numéricos a partir de medidas dos sinais de entrada e de saída da planta.

O estudo se refere à modelagem de duas unidades de processo existentes na Petrobras. A primeira é o Forno Refervedor Atmosférico, que é um equipamento utilizado na unidade de destilação atmosférica da refinaria, sendo grande consumidor de energia. A segunda é a unidade de processamento de gás natural, responsável pela recuperação do líquido de gás natural, que é uma das frações de maior valor agregado do processo. Além disso, esta unidade regula as especificações do gás natural para o consumo industrial, residencial e veicular.

Nesta dissertação, realizou-se um estudo na área de identificação de modelos utilizando técnicas no domínio do tempo e no da frequência. As plantas foram identificadas a partir de modelos discretos da forma ARX e FIR, empregando medidas obtidas diretamente nesses processos. As respostas em frequência dos modelos discretos calculados foram comparadas com as obtidas por uma metodologia frequencial utilizada nos dados medidos. É possível chegar a um novo modelo do processo a partir da resposta em frequência. Uma das finalidades desta modelagem é a aplicação no sistema de Controle Avançado (CAv) da Petrobras.

## ABSTRACT

The modeling of industrial plants is a complex subject and it can be treated in several forms. One of them is from physical and chemical laws related with the dynamic plants. This option is normally impracticable under several existent phenomena. The model identification techniques appear as an alternative to the conventional modeling. Basically, they try to adjust numerical models from measures of the inputs and outputs signals of the plant.

This study refers to the modeling of two existent process unities in Petrobras Oil Company. The first is reboiler of the atmospheric destilations tower, which is an equipment used in the unit of atmospheric distillation in a refinery, being a great consumer of energy. The second is the natural gas processing unit, responsible by production of great quantities of GLP, which is one of the fractions of higher collected value of the process. Besides, this unit regulates the specifications of the natural gas for the industrial, residential and vehicular applications.

In this work, there is a study in model identification area using time and frequency domain techniques. The plants were modelled from ARX and FIR discret models, using measures obtained straightly in these processes. The frequency response of the calculated discret models were compared with the obtained from data measured using a frequency methodology. It's possible calculate a new process model using the frequency response. One of this model can be applied in the Petrobras Advanced Control System.

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 MOTIVAÇÃO

A energia é fundamental para a existência e sobrevivência dos seres humanos e sem energia não há vida. Existe uma busca permanente dos países por fontes de energia. Em nosso planeta, encontram-se diversos tipos de fontes de energia, podendo ser renováveis ou não renováveis. No primeiro caso, podem ser citadas a energia solar e a eólica. No segundo caso, estão, por exemplo, os combustíveis fósseis como os derivados do petróleo e do carvão mineral, cujas quantidades são limitadas em nosso planeta. Caso não haja um consumo racional, poderão se esgotar rapidamente.

Tendo em vista o preço da energia e sua disponibilidade, a necessidade do gerenciamento dela tem sido um dos grandes desafios para as indústrias nos dias atuais. É necessário suprir a demanda crescente de energia pelas indústrias sem o comprometimento da sustentabilidade dos recursos naturais. Por isso, exige-se o aperfeiçoamento contínuo dos processos industriais com intuito de reduzir o consumo energético, o custo operacional e, em particular, o custo da energia. Aumentando-se assim, a durabilidade dos processos.

Atualmente, um dos recursos energéticos mais utilizados é o petróleo. O avanço tecnológico permitiu a exploração e o uso de diferentes tipos de petróleo e seus derivados, que são muito importantes para a indústria. Apesar da mudança gradual da matriz energética mundial, o petróleo continua sendo uma das fontes de energia mais econômicas e com grande aplicação.

No segmento industrial, as refinarias são responsáveis por separar os vários derivados do petróleo bruto. O refino do petróleo constitui-se de uma série de etapas operacionais, cuja complexidade, muitas vezes, pode inviabilizar economicamente a operação da refinaria. Apesar do avanço tecnológico atual, em muitas indústrias, o controle de processo ainda é uma atividade que não recebe a devida atenção se considerados os benefícios que podem ser alcançados. As ferramentas necessárias para monitorar o desempenho das malhas dos processos são muitas vezes precárias, acarretando um rendimento não otimizado.

De acordo com CAMPOS & TEIXEIRA (2006), o passo mais importante para o projeto de um sistema de controle é a obtenção do modelo dinâmico do sistema. A

manipulação ou atuação em uma variável da planta deve ser precedida pelo conhecimento do relacionamento desta variável com as entradas e demais variáveis existentes do sistema.

O modelo dinâmico do processo influencia muito a sintonia do controlador. Alguns métodos de sintonia necessitam de um modelo explícito do processo, sendo que existem, basicamente, duas formas de se obter este modelo. A primeira delas, por meio da modelagem do processo a partir das leis físico-químicas que regem a dinâmica do processo e, a segunda, através de técnicas de identificação, que consistem no ajuste de modelos numéricos a partir de dados experimentais medidos no processo.

Os sistemas de controle são estruturas utilizadas para estabilização e controle do processo, embora os pontos de operação sejam estabelecidos pelos operadores. Verifica-se ainda no presente que os controladores PID (proporcional-integral-derivativo) continuam atendendo cerca de 90% das necessidades dos processos industriais. No entanto, devido as estruturas mais complexas das plantas, outros tipos de controladores podem ser utilizados, como por exemplo o Controlador Preditivo Multivariável baseado em Modelo (CPM). Este tipo de controlador foi originalmente desenvolvido para atender uma demanda específica da indústria de petróleo, cujas atividades apresentam dificuldades e complexidades de processamento.

O CPM está baseado num conjunto de técnicas e algoritmos, incorporando um nível adicional de inteligência em relação aos algoritmos de controle regulatório. Essa inteligência, em geral, se relaciona com o modelo do processo a ser controlado ou com a automação baseada a partir de um conjunto de regras heurísticas pré-definidas nos algoritmos de controle regulatório. Além do ajuste das variáveis controladas aos valores pré-determinados pelos controladores PID, o CPM permite agregar outras funções aos controladores, tais como: prevenir violações de restrições de entradas e saídas, conduzir variáveis controladas ou manipuladas a valores ótimos de estado estacionário e prevenir alterações bruscas das variáveis manipuladas.

Para obtenção de modelos, utilizam-se metodologias que pressupõem uma série de testes na unidade de processo. Estes testes são considerados a parte mais crítica, visto que um procedimento inadequado poderá resultar num modelo que não representa a dinâmica do sistema em análise. É nesta fase que as atividades desenvolvidas proporcionam um maior contato com a unidade, possibilitando um maior conhecimento da planta de processo. Os testes devem ser planejados de forma criteriosa e negociados com a equipe de operação da unidade de processo, tendo em vista os riscos operacionais e de interrupção da produção. A experiência e o conhecimento dos profissionais responsáveis pela operação

da unidade são fundamentais para o sucesso da modelagem.

Nesta dissertação será empregada uma metodologia de identificação de sistemas no domínio da frequência, desenvolvida no trabalho de OLIVEIRA (2008), que discute uma técnica para o levantamento da resposta em frequência do processo a partir dos sinais de entrada e de saída medidos na planta, utilizando-se um algoritmo baseado em Fast Fourier Transformer (FFT). Esta técnica complementa o trabalho de SILVEIRA (2006), que realizou o cálculo de modelos numéricos sob a forma de função de transferência, a partir dos dados de resposta em frequência da planta. Uma das propostas de OLIVEIRA (2008) consiste em realizar a identificação de modelos a partir da medição dos sinais de entrada e dos sinais de saída da planta, sem que haja interferência na sua operação. Este procedimento é atrativo tendo em vista a minimização dos tempos de testes e dos riscos operacionais envolvidos, sendo vantajoso em relação aos atualmente adotados.

Para efeito de modelagem serão utilizados, neste trabalho, os dados coletados de dois processos industriais:

- a) Forno Refervedor Atmosférico (FRA).
- b) Unidade de Processamento de Gás Natural (UPGN).

Na obtenção dos dados de processo será empregado o Sistema de Informação da Planta de Processo (PI), que é um sistema de monitoração e aquisição de dados utilizados na operação das plantas industriais da Petrobras. Os modelos identificados pela técnicas no domínio da frequência mencionadas acima serão comparados, para efeito de análise, com os modelos discretos calculados no formato ARX e FIR, gerados no domínio do tempo. A Petrobras utiliza o Sistema de Visualização de Dados, Geração de Inferências e Modelos de Processo (VIP), a partir dos dados disponíveis no PI, para a geração de modelos do processo. Os modelos identificados e disponibilizados no VIP referentes à UPGN serão comparados com aqueles levantados pelas técnicas no domínio da frequência e ARX.

## 1.2 POSICIONAMENTO E OBJETIVOS DO TRABALHO

O trabalho desenvolvido nesta dissertação encontra-se dentro da área coberta pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do IME, na linha de pesquisa de Controle Robusto e Aplicações. O assunto apresenta relevante interesse para a indústria e os conhecimentos sobre identificação de modelos de processos industriais, desenvolvidos

nesta dissertação, poderão contribuir para o preenchimento da lacuna existente nesta área de conhecimento.

Esta dissertação tem como objetivos principais o estudo, a aplicação e a avaliação das técnicas de identificação no domínio da frequência em unidades de processos reais e visam dar continuidade aos estudos realizados no IME nesta área. Para a identificação, considera-se que os comportamentos das plantas ou de seus pontos de operação possam ser aproximados por sistemas lineares e invariantes no tempo. Duas unidades foram escolhidas para este propósito, ou seja, o FRA e a UPGN da Petrobras. Através desta análise, pretende-se definir os limites para utilização destas técnicas.

Para comparação dos resultados, será utilizado primeiramente os dados do FRA, que é um sistema multivariável com três entradas e duas saídas. Trata-se de uma unidade situada na Refinaria do Vale do Paraíba (REVAP) da Petrobras, cujos dados foram utilizados em MANÓLIO (2004) e os seus resultados serviram de parâmetro de comparação. Numa segunda etapa, foram empregados os dados medidos na UPGN, que consiste num sistema multivariável mais complexo, com sete entradas e trinta e uma saídas.

Alguns trabalhos de dissertação desenvolvidos no IME já abordaram o problema de identificação no domínio do tempo e da frequência. Entre eles, pode-se citar:

- a) Em CARVALHO (2000), apresentou-se uma metodologia de identificação no domínio do tempo com base nos parâmetros de Markov.
- b) Em MACEDO (2001), discutiu-se uma metodologia de identificação no domínio do tempo, cujo modelo é determinado pela expansão de um conjunto gerador, minimizando-se um critério de erro por métodos de programação não-linear.
- c) Em WULHYNEK (2002), apresentou-se uma metodologia de identificação no domínio da frequência, em que os modelos eram gerados a partir da expansão das funções de Laguerre e de Conjuntos Geradores Otimizados (CGO).
- d) Em VALLE (2005), apresentou-se uma metodologia de identificação no domínio da frequência para sistemas lineares. Os dados de resposta em frequência do sistema são determinados a partir da aplicação da FFT nas entradas e saídas medidas. Com estes dados, um modelo estimado sob a forma de função de transferência é ajustado a partir de um algoritmo, onde os pólos dos modelos são impostos e os zeros são calculados analiticamente de maneira ótima, segundo o critério de ajuste proposto.

- e) Em ARAÚJO (2006) foram apresentados algoritmos de identificação dos tipos caixa-preta e caixa-cinza para sistemas lineares variantes no tempo.
- f) Em SILVEIRA (2006), apresentou-se uma metodologia de identificação de sistemas no domínio da frequência, denominada N2CACGO, para aplicação em sistemas multivariáveis, lineares e invariantes no tempo. A metodologia recaiu na resolução de um sistema de equações lineares, não sendo necessário o uso de métodos de programação não-linear. Outro ponto explorado foi o uso combinado da identificação com o truncamento modal, visando a obtenção de modelos de ordem reduzida para sistemas elétricos de potência de grande porte.
- g) Em OLIVEIRA (2008), apresentou-se uma metodologia de identificação de sistemas para obtenção da resposta em frequência dos vários canais de um sistema MIMO em um conjunto de pontos dentro de uma faixa de interesse. O sistema é considerado do tipo caixa-preta e suas entradas e saídas são sinais contínuos no tempo. Trata-se inclusive do caso em que as entradas da planta não podem ser manipuladas, isto é, somente observadas. As plantas são consideradas como sistemas lineares e invariantes no tempo ou que, pelo menos, tenham um comportamento aproximadamente linear em cima dos pontos de operação escolhidos.

As metodologias mencionadas podem ser objeto de estudo em unidades de processos reais a fim de verificar o potencial de aplicação.

Os objetivos deste trabalho são:

- a) Estudar as técnicas de identificação no domínio da frequência de OLIVEIRA (2008) e SILVEIRA (2006);
- b) Analisar as técnicas e ferramentas utilizadas na implantação do Controle Avançado (CAv) na Petrobras, com foco nas formas de obtenção dos dados dos processos de interesse;
- c) Realizar a modelagem do FRA e da UPGN por intermédio de modelos discretos ARX MIMO/MISO e FIR, considerando diversos critérios para a verificação dos ajustes dos modelos com os dados medidos;
- d) Realizar comparações entre as respostas em frequência geradas pelos modelos discretos com as determinadas pela metodologia de OLIVEIRA (2008).

- e) Gerar sugestões de melhoria nos procedimentos de implantação de CAV na Petrobras;
- f) Verificar a possibilidade de inclusão de técnicas no domínio da frequência como uma das plataformas de geração de modelos do sistema VIP da Petrobras.
- g) Contribuir, através de uma abordagem prática, para a integração entre a vida acadêmica e a indústria, utilizando dados de plantas de processo de sistemas reais.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação encontra-se dividida em 5 capítulos, cujos conteúdos estão abordados da seguinte maneira:

- Capítulo 1 - Introdução: apresenta-se a motivação, os objetivos e o posicionamento do trabalho, bem como um histórico sobre alguns dos trabalhos anteriores de identificação realizados no IME.
- Capítulo 2 - Suporte Teórico: abordam-se alguns tópicos de interesse para este trabalho. Inicia-se com a apresentação em linhas gerais da hierarquia de automação utilizada nos processos da Petrobras, com foco na etapa de Controle Avançado. Os sistemas PI e VIP da Petrobras são apresentados, bem como o conceito de variáveis manipuladas, controladas e de perturbação. Em seguida, abordou-se resumidamente as metodologias de identificação no domínio da frequência mencionadas e a estrutura geral de modelos discretos.
- Capítulo 3 - Simulações com o Forno Refervedor Atmosférico: apresenta-se inicialmente uma descrição sucinta sobre o funcionamento do FRA. São mostrados os dados coletados do PI. Parte-se para a realização da identificação através dos métodos discretos ARX e FIR multivariável. Em seguida, aplica-se a técnica de OLIVEIRA (2008) a fim de se obter as respostas em frequência dos canais do forno a partir dos dados medidos. As respostas em frequência são comparadas com aquelas geradas dos modelos discretos.
- Capítulo 4 - Simulações com a Unidade de Processamento de Gás Natural: apresenta-se inicialmente uma descrição sucinta sobre o funcionamento da UPGN. Mostram-se as estruturas das bases de dados empregadas. A primeira base se refere a uma situação de aplicação de testes com fins de identificação de modelos da

planta. A segunda base refere-se a dados obtidos em condições normais de operação. Parte-se para realização da identificação através de modelos discretos ARX MIMO/MISO e FIR. Em seguida, aplica-se a técnica de OLIVEIRA (2008) com o objetivo de comparação com as respostas em frequência dos modelos discretos.

- Capítulo 5 - Conclusões e Sugestões: discute-se neste capítulo os principais pontos e as considerações finais, sendo também levantadas as perspectivas para futuros trabalhos.
- Apêndices: são apresentados informações complementares como, por exemplo, tabelas e modelos utilizados nos exemplos.

## 2 SUPORTE TEÓRICO

### 2.1 O SISTEMA DE AUTOMAÇÃO DA PETROBRAS

O sistema de automação da Petrobras, de acordo com ZANIN (2001), apresenta cinco níveis hierárquicos para o controle dos processos contínuos industriais, com as seguintes características:

- Nível 1 - Controle Regulatório do SDCD (Sistema Digital de Controle Distribuído). É o nível mais inferior do sistema, sendo composto basicamente por malhas de controle utilizando controladores PID (Proporcional, Integral e Derivativo) e instrumentos de campo. Os controladores são sintonizados através de modelos de processo bastante simples, a partir de métodos de ajuste como o de ZIEGLER (1942) e o de COHEN (1953). Neste nível as variáveis discretas são monitoradas e atualizadas a cada segundo.
- Nível 2 - Controle Avançado (CAv). A principal função deste nível é a estabilização da unidade de processo com diminuição de sua variabilidade, isto é, a diminuição da diferença entre o valor ajustado na entrada do controlador e aquele efetivamente existente na variável de processo. Isto permite que a planta opere mais próximo das restrições exigidas para o processo. O controlador é geralmente do tipo multivariável preditivo. Os pontos de operação dos controladores PID do SDCD são ajustados nesta camada, sendo atualizados na ordem de minuto.
- Nível 3 - Otimização. Nesta fase emprega-se os modelos obtidos nas fases anteriores e considera-se os custos da matéria-prima e da energia, além dos custos de mercado dos produtos. Os valores de restrições dos equipamentos e os valores máximos ou mínimos das especificações dos produtos são utilizados para a montagem de um sistema de equações, cujo resultado é enviado para o CAv. O resultado deste sistema determinará os pontos de operação ótimos para as variáveis controladas e/ou manipuladas e, por último, as informações de parâmetros relativos às características econômicas do processo. O intervalo de tempo adotado para atualização deste nível é da ordem de horas.
- Nível 4 - Programação (*Scheduling*). É muito complexo e implementa o programa

de produção, considerando os seguintes fatores: demanda de mercado, disponibilidade de matéria-prima, inventário de produtos intermediários e finais, situação dos meios de transporte e dos produtos. Dispõe de modelos, que são fornecidos pela fase de otimização dos vários processos que compõem a planta, de forma a alocar adequadamente os recursos materiais para maximizar os ganhos econômicos da planta. A atualização deste nível é realizado na ordem de dias.

- Nível 5 - Planejamento. É o nível mais alto do sistema de controle industrial. Neste nível consideram-se as informações de planejamento estratégico da produção, integrando informações de plantas situadas em áreas geográficas distintas. Neste nível é realizado o acompanhamento dos resultados de produção obtidos. O horizonte de planejamento é realizado na ordem de semanas.

A FIG. 2.1 mostra os níveis hierárquicos comentados acima com a indicação do fluxo de informação e o horizonte de tempo para execução de cada nível.

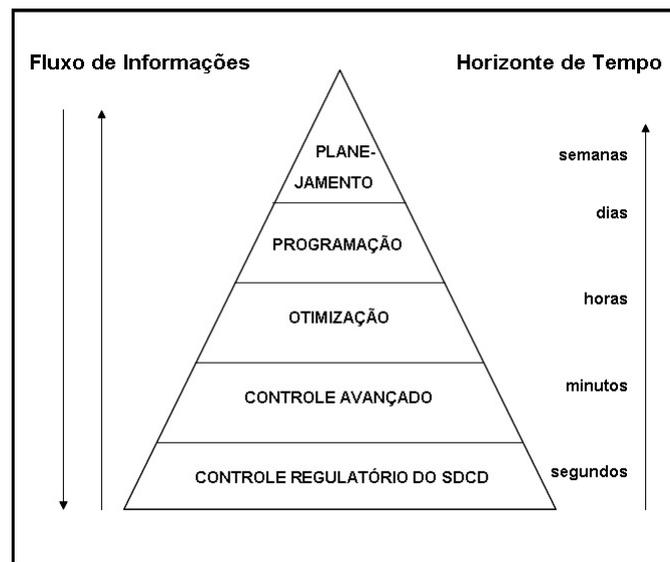


FIG. 2.1: Níveis hierárquicos do sistema de automação

Considerando os níveis de automação utilizados para o controle de um processo industrial, a presente dissertação está inserida no Nível 2. Neste nível é levantado o modelo do processo para compor o Controle Preditivo baseado em Modelo, que neste trabalho, será realizado por intermédio de técnicas de identificação, utilizando as metodologias de OLIVEIRA (2008) e SILVEIRA (2006). O modelo gerado é fundamental para cumprir os objetivos de maximização da produção e, independente da metodologia utilizada, deverá apresentar um comportamento aproximado da dinâmica do processo sob análise. Um modelo mal ajustado poderá acarretar grandes perdas econômicas na produção.

A automação desempenha um papel fundamental na integração dos processos industriais. A FIG 2.2 mostra o esquema geral de planejamento e automação da produção de uma refinaria de petróleo. No topo, encontra-se o planejamento estratégico, estabelecido pela alta administração. À direita, as etapas do planejamento e controle da produção até alcançar os instrumentos de campo. À esquerda, estão apresentadas as etapas de acompanhamento dos diversos níveis de planejamento, de acordo com os indicadores estratégicos estipulados. No centro, apresenta-se o sistema que gerencia o fluxo de informações entre todas as áreas.

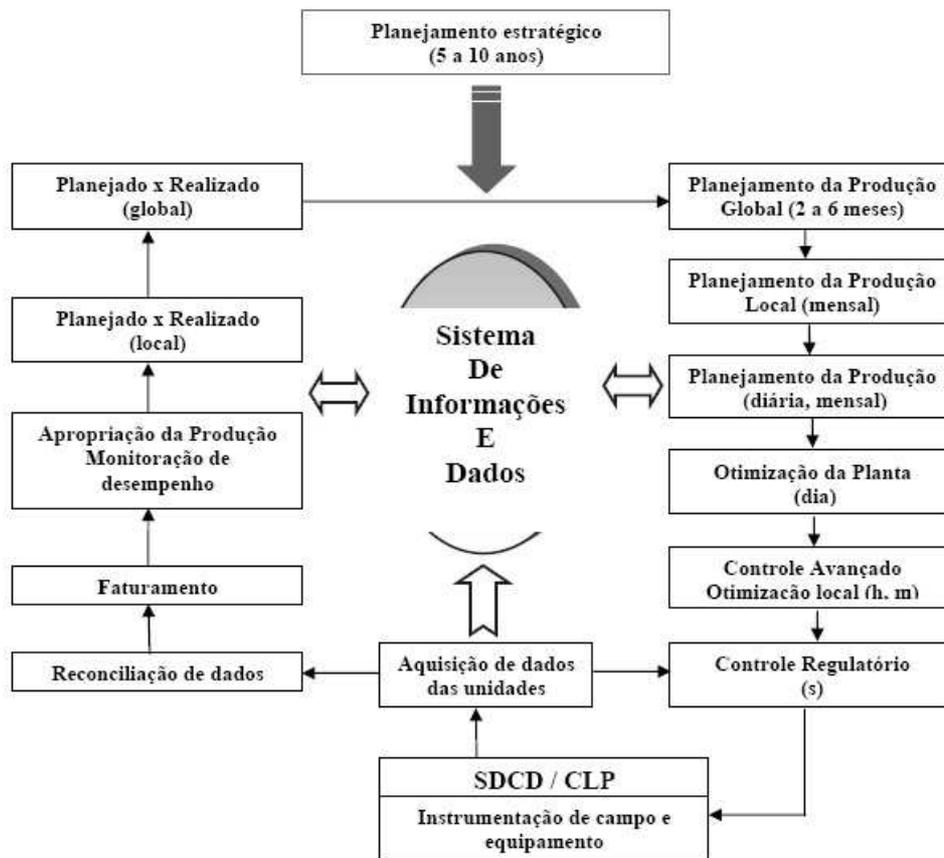


FIG. 2.2: Etapas de planejamento e controle da produção.

### 2.1.1 CONTROLE AVANÇADO

No passado, a maioria dos controladores eram do tipo pneumático e monovariável. Os recursos para as funções de controle eram limitados, por exemplo, para controlar a vazão de um sistema, manipulava-se apenas a abertura da válvula. O controle regulatório do processo resumia-se aos ajustes básicos de nível, pressão, fluxo e temperatura.

Nessa época, utilizava-se apenas controladores do tipo PID. Além disso, considerava-

se como controle avançado, tudo aquilo que extrapolava estes sistemas básicos, sendo de difícil implementação em função das tecnologias disponíveis, que geralmente eram baseadas em dispositivos mecânicos.

Com a introdução do SDCD, sofisticou-se o processo de implementação de controladores PID, tornando possível a implantação de estratégias de controle regulatório avançada, tais como os controles em cascata (a saída de um controlador atua no ajuste de outro controlador), antecipativo (o controlador é ajustado considerando as principais perturbações do sistema e antecipando a ação de controle tendo em vista a razão do tempo morto e a constante de tempo do processo), razão (o controlador manipula uma variável de acordo com a razão desta e uma outra variável controlada), *override* (o controlador atua no processo, mas se uma outra variável se aproximar de um limite operacional, ela passa atuar no processo, através de um seletor de maior ou menor) e *split-range* (controlador cuja faixa de controle de 0 a 100 % é subdividida para, por exemplo, controlar duas outras válvulas), conforme CAMPOS & TEIXEIRA (2006). A disponibilização, manipulação e análise de dados de processo tornou-se uma ação rotineira e a introdução das redes digitais possibilitaram a hierarquização e integração dos diversos níveis de automação.

Devido ao grande desenvolvimento da tecnologia, dentro do nível 2 do sistema de automação, representado CAv, encontram-se várias funções de processo, tais como: analisadores virtuais, seleção de tipo e localização de medidores, seleção das variáveis manipuladas e controladas, seleção das estruturas de controle e do controlador (PID, CPM, não-linear, robusto etc), diagnóstico de desempenho, detecção de falhas, identificação e manutenção de modelos.

O CAv é muito mais que um CPM, podendo ser visto como um conjunto de técnicas que quando aplicadas, levam a um efetivo avanço na qualidade do controle de um processo industrial, em comparação com aquele que seria alcançado de forma trivial usando técnicas básicas e tradicionais de controle.

O CPM, por sua vez, se refere a uma classe de algoritmos de controle computacionais, que usa um modelo de processo para prever a resposta futura e caracteriza-se por possuir variáveis controladas, variáveis manipuladas e perturbações. Neste sistema, a partir dos modelos que relacionam os pares de entrada-saída, calcula-se um modelo dinâmico multivariável para a resposta do processo. Para que o CPM seja implementado é necessário um amplo entendimento do processo, onde serão levantadas as restrições, as especificações, as limitações operacionais, além das limitações dos equipamentos.

As etapas seguintes descrevem, resumidamente, os passos realizados para implantação do CAV na Petrobras, aonde é incorporado o modelo obtido em um processo de identificação:

- a) Análise da instrumentação e do controle regulatório para avaliar o desempenho das malhas de controle que indicarão possíveis irregularidades. Os problemas encontrados deverão ser resolvidos através de ações de manutenção visando a seqüência de implantação do controle avançado. Alguns programas auxiliares poderão ser utilizados nesta fase para geração de relatórios de desempenho.
- b) Verificação e identificação dos possíveis pontos visando a melhoria da eficiência energética do processo, buscando o aumento da produção da unidade antes e depois da implantação do projeto funcional, que é caracterizado pelas definições básicas do controle avançado. A importância do projeto funcional consiste no delineamento da filosofia de controle e da arquitetura do sistema. Todas as dificuldades, as incompatibilidades e os ajustes devem ser definidos nesta etapa. Na implantação, serão realizados testes, avaliações, modificações das sintonias dos controladores PID e análises visando à redução da variabilidade da malha de controle, que reflete o quão próximo a variável de processo está do seu ajuste, independentemente de perturbações aleatórias.
- c) Definição de uma sintonia ótima dos controladores PID a fim de aumentar a segurança e a eficiência da unidade de processo.
- d) Levantamento dos dados de variabilidade, da rentabilidade e dos custos energéticos da unidade após a sintonia dos controladores PID.
- e) Elaboração do projeto conceitual, desenvolvimento e implantação dos sensores virtuais ou das inferências necessárias ao controle avançado, treinamento da equipe de manutenção e de operação da unidade. Os sensores virtuais são gerados por simuladores fenomenológicos que prevêm a qualidade dos produtos. Esta fase proporciona o levantamento das restrições e das variáveis operacionais necessárias para o controle, ou seja, das variáveis manipuladas, controladas, auxiliares e perturbações. Nesta fase, também é definida a função objetivo econômica.
- f) Levantamento dos modelos dinâmicos a serem utilizados pelo controle avançado. O programa VIP é empregado para obter a identificação dos modelos dinâmicos.

g) Implantação, configuração e comissionamento do controle avançado.

Com a utilização do CAV no processo, espera-se obter algumas vantagens, como por exemplo a maximização: da carga processada, levando o ponto de operação para o seu limite; de conversão da produção, nas unidades de polimerização; da produção de produtos de maior valor agregado nas torres de separação; da carga e recuperação de produtos nobres nas unidade de elevada carga processada, como as unidades de destilação.

A implantação do CAV está diretamente relacionada com a engenharia de processos, requerendo, além dos conhecimentos de técnicas de controle, o entendimento dos fenômenos mecânicos, físicos, químicos e a compreensão do objetivo global a ser alcançado.

## 2.1.2 CLASSIFICAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE UM PROCESSO

A primeira etapa da análise de um processo com fins de desenvolvimento de uma estratégia de controle consiste na determinação e na classificação das variáveis relacionadas com o sistema. As variáveis de processo são divididas em dois grupos:

a) Variáveis de entrada (independentes): são aquelas que expressam a interferência do meio-externo no sistema. Podem ser classificadas em:

- Variáveis manipuladas - são as que podem ser manipuladas e alteradas pela atuação do operador ou por um sistema de controle.
- Perturbações - são as variáveis de entrada do sistema que não podem ser ajustadas para um valor desejado, pois são resultantes de fatores externos, decorrentes de outras etapas do processo. A estrutura de controle deve estar preparada para lidar com os efeitos que elas causam. Podem ser classificadas como perturbações medidas ou não-medidas, conforme a sua natureza e a instrumentação existente na planta.

b) Variáveis de saída (dependentes): são as variáveis que expressam os efeitos do sistema no meio-externo. Podem ser classificadas em:

- Variáveis medidas ou monitoradas - algumas dessas variáveis serão selecionadas para serem controladas, dependendo dos objetivos do processo.
- Variáveis não-medidas - podem ser controladas, quando estimadas através de inferência, sendo o resultado de um cálculo a partir de outras variáveis medidas e de um modelo matemático.

As variáveis de entrada, de saída e as perturbações são definidas durante a fase do projeto funcional, no qual é possível a construção qualitativa da Matriz de Ganhos Dinâmicos (MGD). Esta matriz relaciona todos os pares formados pelas variáveis manipuladas, perturbações e pelas controladas. A MGD é obtida aplicando-se vários degraus em todas as variáveis manipuladas, coletando as respostas das variáveis controladas. Após esse procedimento é realizada a identificação dos modelos através de programas específicos, como por exemplo, o programa VIP.

### 2.1.3 SISTEMA DE INFORMAÇÃO DA PLANTA DE PROCESSO

O PI (do inglês, *plant information*) é um sistema que permite monitorar e analisar a operação de plantas industriais. A principal vantagem dele em relação aos demais sistemas aquisitórios é a velocidade na recuperação de grandes massas de dados. O PI possui vários recursos e permite facilmente acompanhar o comportamento de uma variável operacional, através de gráficos, por períodos de tempo que podem chegar a mais de dois anos.

Dentro da estratégia de disponibilizar os dados que permitam a análise do processo, o PI desempenha um papel relevante, pois é possível visualizar as tendências das curvas e os gráficos do processo, além de apresentar dados em planilhas.

O *PI-Datalink* é um módulo com aplicativos que tem recursos para manipulação de variáveis, geração de gráficos, realização de cálculos e disponibilização de planilhas associadas ao programa Excel. Este programa permite ao usuário:

- Procurar códigos específicos de identificação de equipamentos no Sistema PI.
- Organizar e manter listas que contenham os resultados destas buscas.
- Obter dados a partir de uma determinada expressão ou provenientes de cálculos em expressões de códigos de identificação de equipamentos.
- Computar mínimos, máximos, desvios padrões e médias dos dados medidos.

O *Process Book* é outra ferramenta disponível no módulo cliente, destinada a exibir informações sobre a planta industrial. Permite construir rapidamente gráficos de acompanhamento de variáveis operacionais e simular as telas de sistemas supervisórios como o SDCD.

#### 2.1.4 SISTEMA DE VISUALIZAÇÃO DE DADOS, GERAÇÃO DE INFERÊNCIAS E MODELOS DE PROCESSO

O sistema de visualização de dados, geração de inferências e de modelos de processo utilizado na Petrobras é o VIP. Este programa pode gerar os modelos discretos FIR e ARX SISO da planta de processo em análise. Os dados são obtidos aplicando-se degraus nas variáveis manipuladas e medindo as respostas das variáveis controladas.

O programa de identificação VIP calcula os coeficientes dos modelos FIR e ARX SISO. Cada par variável independente-dependente possui um conjunto de coeficientes que modela a relação entre estas variáveis. Parte dos dados medidos acaba correspondendo às situações anormais de operação e, portanto, devem ser eliminados da base de dados empregada na identificação de modelos pelo programa VIP.

Durante a análise dos resultados, selecionam-se janelas de tempo (*slices*) adequadas para a identificação dos modelos. Os períodos comprometidos por problemas em malhas de controle ou por ocorrência de distúrbios excessivo devem ser excluídos.

Os dados necessários para geração dos modelos são:

- nomes das variáveis que serão identificadas e classificadas como manipulada, controlada ou perturbação.
- arquivos com os dados das variáveis. Estes dados devem ter sido obrigatoriamente obtidos com um tempo de amostragem fixo.
- intervalos dos dados que serão utilizados para o cálculo.
- parâmetros para geração dos modelos.

Define-se como caso toda a análise realizada com um conjunto pré-selecionado de variáveis manipuladas, controladas e perturbações. Cada variável selecionada apresenta um conjunto de arquivos, referentes às medições realizadas nos intervalos de tempo escolhidos.

Todos os dados dos arquivos serão usados para cálculo do modelo de processo. Para informar ao sistema que os dados de um determinado intervalo de tempo não devem ser usados, o usuário deverá marcar no gráfico. A janela é definida como sendo o intervalo de tempo marcado para uma variável, que não será usado no cálculo do modelo.

Esta janela será excluída dos arquivos das demais variáveis. Os dados não eliminados pelas janelas serão então utilizados na modelagem das variáveis dentro do caso.

Para calcular o modelo, o usuário estabelece o número de parâmetros que este deve conter e o retardo a ser considerado entre a saída modelada e as entradas utilizadas.

O modelo gerado dentro de um caso é conhecido como curva bruta. Este modelo pode ser aperfeiçoado através de suavizações. O VIP apresenta 9 (nove) níveis de suavização. O arquivo do modelo, no formato VIP, armazena tanto as relações brutas como as suavizadas. Pode-se também exportar ou importar arquivos de modelos em outros formatos. A FIG. 2.3 ilustra a tela de projeto do VIP com as respostas dos modelos gerados.

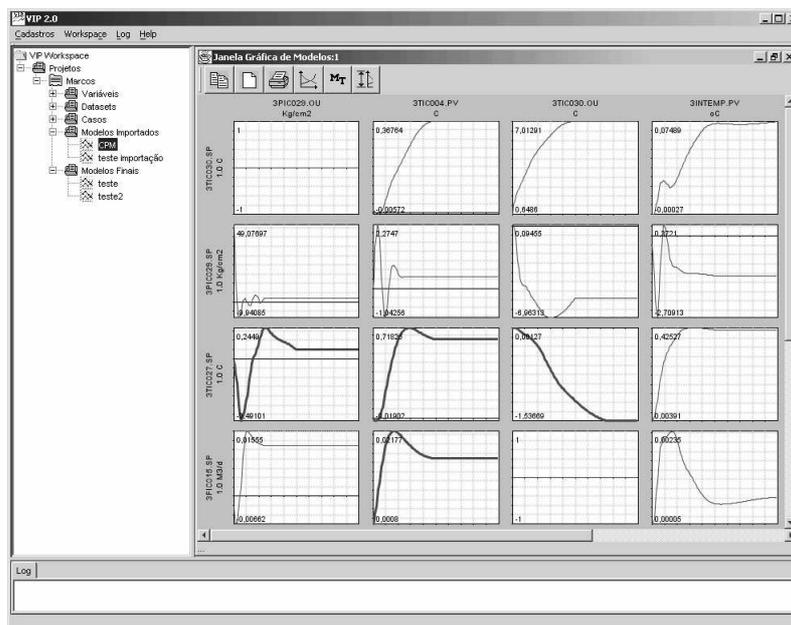


FIG. 2.3: Tela do VIP.

## 2.2 METODOLOGIAS DE IDENTIFICAÇÃO

O processo de identificação possibilita extrair um modelo matemático numérico de um determinado sistema, ou seja, permite obter equações matemáticas que reflitam o comportamento dinâmico desse sistema. Uma das vantagens da aplicação deste tipo de técnica é o fato de não ser essencial o prévio conhecimento sobre o relacionamento matemático entre as variáveis de entrada e de saída do processo sob análise.

As etapas necessárias para a aplicação das técnicas de identificação são:

- a) Testes dinâmicos e coleta de dados - fase em que é necessário coletar dados, obtidos a partir da operação normal do sistema real ou durante testes de identificação, em que são submetidas determinadas entradas na planta.

- b) Escolha da representação matemática - são as estruturas de modelos a serem adotadas com base na observação dos valores dos dados medidos e nos equipamentos envolvidos nos processos do sistema. Nesta fase escolhe-se o número de pólos e de zeros e, conseqüentemente, a ordem do modelo. Além disso, podem ser considerados no modelo os atrasos de tempo observados na planta.
- c) Estimação de parâmetros - escolhe-se o método e o algoritmo a serem usados na determinação dos parâmetros ajustáveis no modelo. Para este ajuste, considera-se a minimização de uma determinada função objetivo.
- d) Validação do modelo matemático - determina se o modelo pode ser usado para representar o sistema real em questão, a partir da validação do modelo com novos dados adquiridos na operação da planta.

A FIG. 2.4 mostra o fluxograma geral do processo de identificação. No primeiro bloco tracejado encontra-se ilustrada a obtenção da resposta em freqüência dos diversos canais a partir da aplicação da FFT nos sinais medidos de entrada e de saída. Este bloco refere-se à metodologia de determinação da resposta em freqüência, discutida em OLIVEIRA (2008) e comentada na Seção 2.2.1.

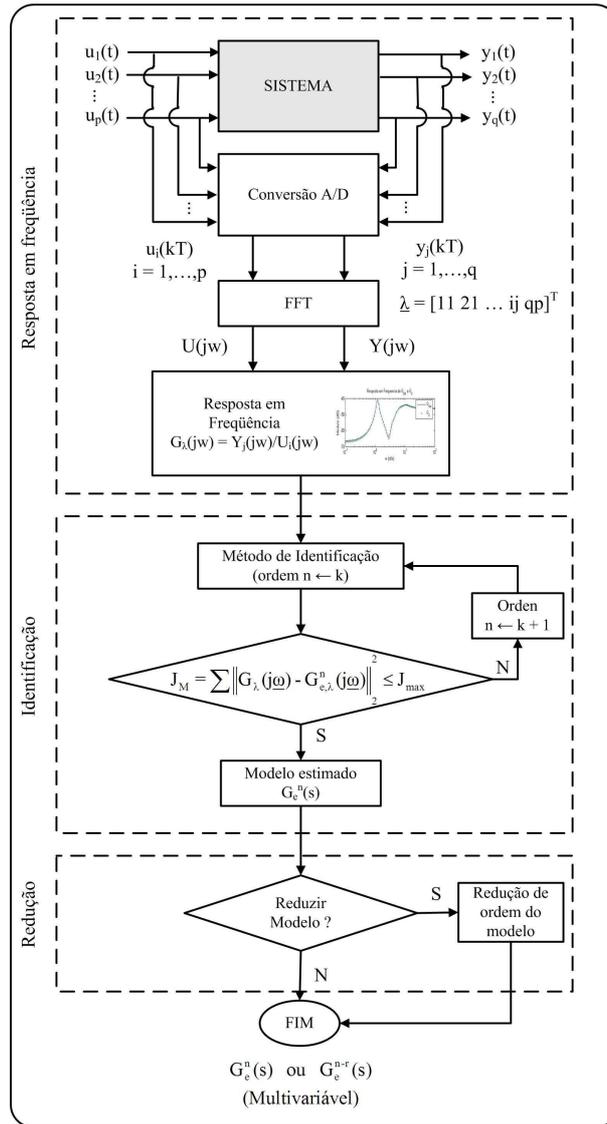


FIG. 2.4: Fluxograma geral do processo de identificação MIMO.

O segundo bloco tracejado ilustra a determinação do modelo estimado no domínio da frequência, elevando-se a ordem até alcançar um valor de erro inferior ao custo atribuído pelo usuário  $J_{max}$ . Neste bloco, o método de identificação de SILVEIRA (2006), discutido na Seção 2.2.2, encontra-se representado pela caixa "Método de Identificação".

O terceiro bloco tracejado trata da redução da ordem do modelo estimado e sua validação. A ordem do modelo é reduzida considerando uma certa tolerância no erro de ajuste.

## 2.2.1 METODOLOGIA DE DETERMINAÇÃO DA RESPOSTA DE FREQUÊNCIA

Esta metodologia foi discutida em OLIVEIRA (2008). O problema abordado consiste em determinar a resposta em frequência dos vários canais de um sistema MIMO em um conjunto de valores de frequência, dentro de uma faixa de interesse. O sistema é considerado do tipo caixa-preta e suas entradas e saídas são sinais contínuos no tempo. Trata-se inclusive do caso em que as entradas da planta não possam ser manipuladas, isto é, somente observadas. As plantas são consideradas como sistemas lineares e invariantes no tempo ou que, pelo menos, tenham um comportamento aproximadamente linear em cima dos pontos de operação analisados.

O procedimento proposto consiste inicialmente em amostrar os sinais de entrada e de saída, dividindo-os em janelas com a mesma quantidade de pontos. O número de janelas deverá ser maior ou igual à quantidade de entradas. Considera-se que os espectros de frequência dos sinais em cada janela sejam distintos. Caso contrário, recai-se na resolução de um sistema de equações lineares indeterminado.

De posse dos sinais janelados, aplica-se o algoritmo de FFT (*Fast Fourier Transformer*), a fim de obter o espectro frequencial desses sinais. Um sistema de equações lineares é obtido a cada iteração na determinação da resposta em frequência para cada valor de frequência. Com isso, é possível a obtenção da Matriz de Resposta em Frequência (MRF) em um conjunto de valores de frequências.

A MRF é utilizada como ponto de partida da metodologia de identificação N2CACGO, comentada no próximo item, ou outra metodologia qualquer que trabalhe no domínio da frequência, com o objetivo de determinar o modelo do sistema sob análise. Este modelo pode ser descrito pela Matriz Função de Transferência (MFT) ou por outro tipo de representação.

A metodologia de OLIVEIRA (2008) complementa a técnica N2CACGO, que parte das respostas em frequência dos canais para ajustar os modelos, sendo subdivida em quatro etapas:

- Realização das medidas dos sinais temporais referentes às  $p$  entradas e às  $q$  saídas, simultaneamente, por meio de conversores A/D.
- Seleção e fracionamento dos dados medidos.
- Resolução dos  $q$  problemas MISO, correspondentes às saídas da planta. Em cada um desses problemas, estabelece-se o número de iterações a serem computadas as respostas em frequência do canal sob análise.

- Determinação da MRF por meio do processamento das soluções calculadas na etapa anterior.

A FIG. 2.5 apresenta o diagrama da metodologia para obtenção dos dados de resposta em frequência em sistemas MIMO.

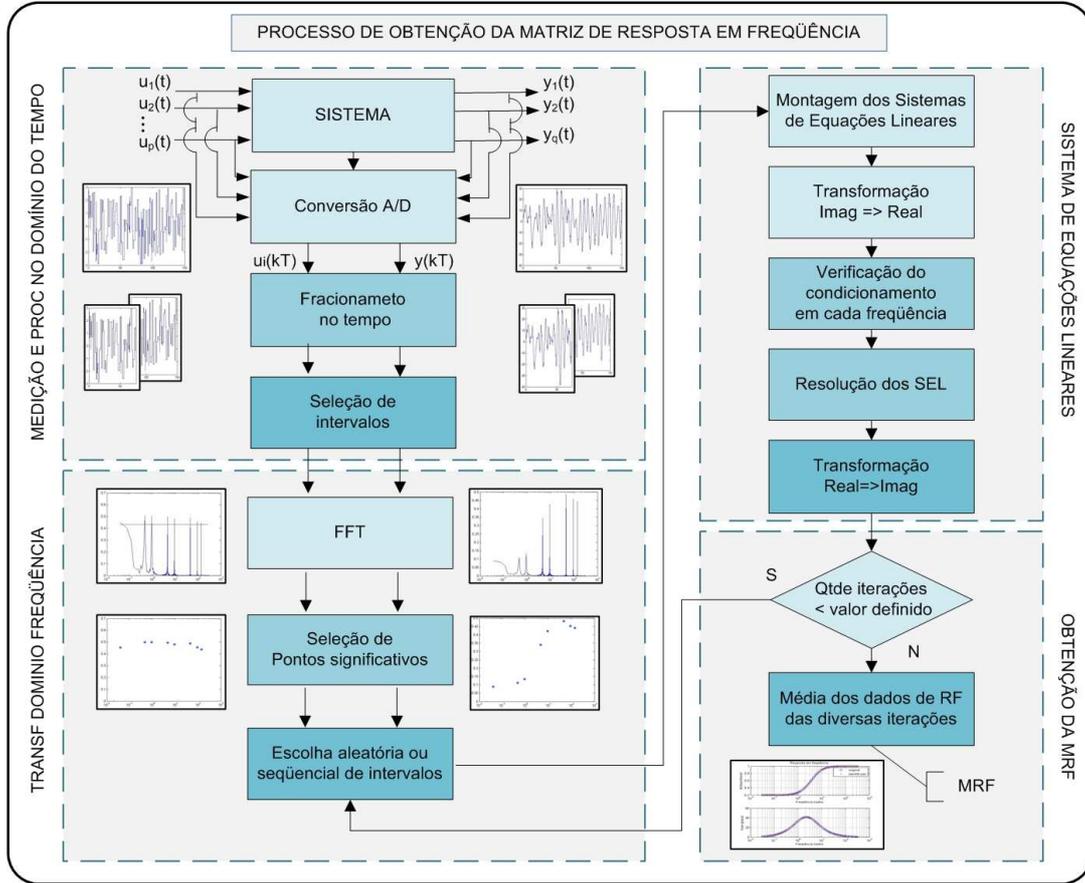


FIG. 2.5: Processo de obtenção da MRF de sistemas MIMO.

De acordo com OLIVEIRA (2008), é possível a obtenção da resposta em frequência dos canais de uma planta multivariável a partir da aplicação da FFT nos sinais de entrada e de saída correspondentes, conforme a EQ. 2.1. Entretanto, nem todos os valores de frequência do espectro obtido podem ser utilizados.

$$\begin{aligned}
 U(j\omega) &= FFT[u(kT), k \in \mathbb{Z}] \\
 Y(j\omega) &= FFT[y(kT)] \\
 G(j\omega_i) &= \frac{Y(j\omega_i)}{U(j\omega_i)}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

onde  $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ .

Para selecionar os valores de frequência contendo informações úteis, alguns critérios foram adotados por OLIVEIRA (2008), como se segue:

- Pontos de máximo - seleciona-se no espectro de frequência do sinal sob análise, os valores de frequência cujas amplitudes são pontos de máximo, ou seja, apresentam amplitudes maiores que as dos pontos vizinhos.
- Limite mínimo - consiste em um valor estipulado, de maneira que as amplitudes das frequências no espectro que estiverem abaixo deste limite terão as frequências correspondentes descartadas. Este parâmetro é introduzido no programa através da variável  $K_{cor}$ .
- Limite proporcional à média - consiste também em um valor estipulado, a ser multiplicado pela média das amplitudes das frequências no espectro. As frequências cujas amplitudes estiverem abaixo desse limitante também serão eliminadas. Este parâmetro é introduzido no programa através da variável  $K_{med}$ .

A seguir apresenta-se um exemplo, contendo apenas três frequências válidas, que ilustra a aplicação desses três critérios.

A FIG. 2.6 ilustra o espectro de frequência de um sinal com 2048 pontos. Observa-se que aparentemente há no gráfico um espaçamento maior nas frequências mais baixas. Este fato é decorrente da escala logarítmica utilizada, pois o emprego da FFT resulta em um conjunto de pontos de frequência com espaçamento linear.

Na FIG. 2.7 apresentam-se os resultados da seleção dos pontos de frequência pela aplicação consecutiva dos três critérios. Com a seleção por valores de máximo, este número reduziu-se para 991. Utilizando o critério de seleção por limite mínimo de corte reduziu-se para 33 o número de pontos, considerando como valor limite de amplitude 0,03. Uma redução, relativamente mais acentuada, foi realizada considerando como limite o produto do valor médio do sinal por uma constante, neste caso igual a 110. Como consequência, apenas 3 pontos de frequência foram aproveitados. As variações do valor desta constante e o do valor limite para corte são fatores que definem o grau de seletividade do processo.

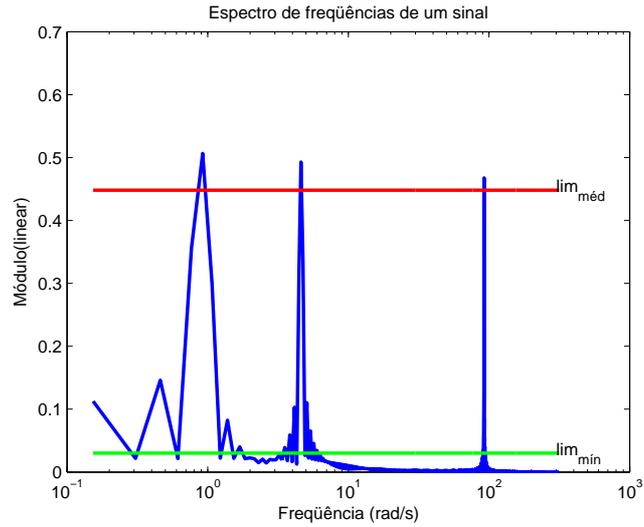


FIG. 2.6: Espectro de frequências de um sinal.

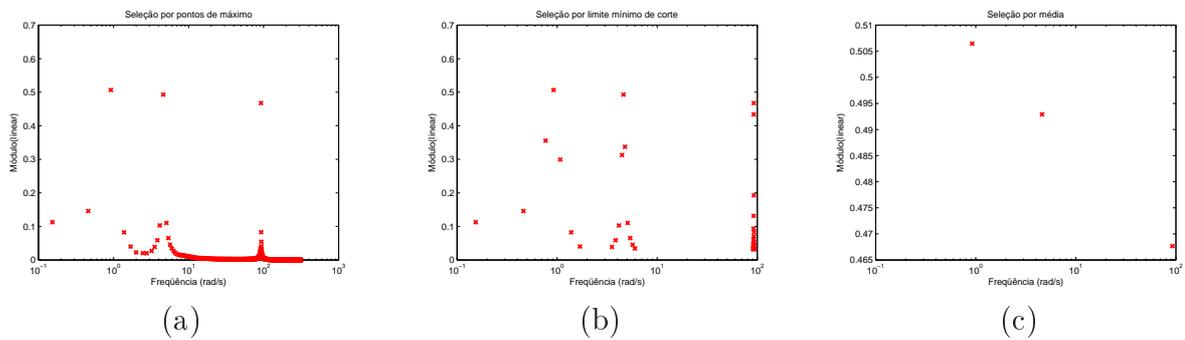


FIG. 2.7: Valores de frequência selecionados por: (a) pontos de máximo; (b) limite mínimo para corte; e (c) limite proporcional à média do sinal.

O programa proposto por OLIVEIRA (2008) para determinação de resposta em frequência apresenta uma série de parâmetros, além dos já mencionados, que podem ser ajustados durante o processamento computacional. Estes parâmetros influenciarão nos resultados a serem obtidos e serão discutidos a seguir:

- Período de amostragem ( $T$ )- intervalo de tempo em segundos entre duas medidas consecutivas de dados na planta.
- Variação mínima de amplitude do sinal temporal em uma ficha ( $tol1$ )- este parâmetro é utilizado para eliminar as fichas em que todas as entradas e saídas permanecem com valores aproximadamente constantes, isto é, com variação menor que  $tol1$ .

- Número de pontos da janela de aplicação da FFT ( $NFFT$ ) - completa cada sinal disponível de entrada e de saída nas fichas não eliminadas com valores nulos até alcançar  $NFFT$  pontos, sendo normalmente uma potência de 2. Os valores típicos são 512, 1024, 2048 e 5096 pontos.
- Escolha da redução de ficha ( $Redf$ )- através deste parâmetro é possível optar pela redução do número de fichas temporais compondo-as através de média aritmética.
- Fator de redução das fichas ( $Fred$ ) - caso  $Redf$  esteja habilitando a redução de ficha, a variável  $Fred$  determinará a proporção de redução. Por exemplo, se  $Fred = 4$  o conjunto de fichas será reduzido a um quarto do número total de fichas, isto é, uma nova ficha substituirá quatro fichas do conjunto anterior.
- Parâmetro de condicionamento para exclusão de frequência ( $Pcond$ )- este parâmetro determina as frequências que serão consideradas válidas durante a resolução dos sistemas de equações lineares. Quanto maior o valor de  $Pcond$  em relação à unidade, menor será o número de valores de frequências eliminados.
- Máximo número de iterações ( $Nmaxit$ ) - determina o número máximo de iterações a ser realizado no processamento computacional da resposta em frequência. Quanto maior este número, menor deverá ser a influência do ruído existente nos sinais medidos.
- Forma de processamento (aleatório ou seqüencial) ( $op1$ ) - de acordo com o valor deste parâmetro, as fichas de dados serão processadas aleatoriamente ou de forma seqüencial.

### 2.2.2 METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO N2CACGO

Esta metodologia foi desenvolvida em SILVEIRA (2006), tendo por objetivo determinar modelos, sob a forma de funções de transferência, a partir da minimização de um critério de erro entre as respostas em frequência do modelo identificado e a do sistema analisado. A metodologia será comentada a seguir simplificada.

O critério de erro é definido de maneira a tornar o problema convexo. Além disso, o problema resultante apresenta solução analítica, mesmo no caso de sistemas multivariáveis. Consideram-se os sistemas analisados como lineares e invariantes no tempo ou, pelo menos, que possam ser modelados em torno de pontos de operação por modelos lineares e invariantes no tempo.

A metodologia parte de um vetor  $\underline{\omega} = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_r]^T$ , contendo  $r$  valores de frequências e, dos correspondentes valores de resposta em frequência  $G(j\underline{\omega}) = [G(j\omega_1) \ G(j\omega_2) \ \dots \ G(j\omega_r)]^T$  apresentados pelo sistema em seus diversos canais.

Assim, em uma planta com  $n$  entradas e  $m$  saídas, considera-se disponível o conjunto  $\mathcal{G}_M$  composto pelas observações de  $G(j\omega)$  na faixa frequencial de interesse, ou seja:

$$\mathcal{G}_M \triangleq \{G(j\omega) \mid G(j\omega) \in \mathbb{C}^{q \times p}; \ \omega \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_r\}\} \quad (2.2)$$

A identificação se dará pela determinação de um modelo dentro da família parametrizada por:

$$G_e(\underline{\theta}, s) = \begin{bmatrix} G_{e,11}^n(s) & G_{e,12}^n(s) & \dots & G_{e,1p}^n(s) \\ G_{e,21}^n(s) & G_{e,22}^n(s) & \dots & G_{e,2p}^n(s) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{e,m1}^n(s) & G_{e,m2}^n(s) & \dots & G_{e,mp}^n(s) \end{bmatrix} \in M^{m \times p}(\mathbb{R}(s)) \quad (2.3)$$

em que  $G_{e,\lambda}^n(s)$  é a FT monovariável de ordem  $n$  estimada para o canal  $\lambda \in \Lambda$  em função do vetor de parâmetros  $\underline{\theta}$  definido abaixo e

$$\Lambda = \{ij \mid i, j \in \mathbb{N}; \ i = 1, 2, \dots, q; \ j = 1, 2, \dots, m\} \quad (2.4)$$

Cada FT  $G_{e,\lambda}^n(s)$  é obtida pela expansão de um conjunto gerador de acordo com:

$$G_{e,\lambda}^n(\underline{\theta}, s) = \sum_{k=0}^n \alpha_k^\lambda P_k(s) = \frac{N(\underline{\alpha}^\lambda, s)}{D(\underline{\beta}, s)} = \frac{\alpha_0^\lambda s^n + \alpha_1^\lambda s^{n-1} + \dots + \alpha_{n-1}^\lambda s + \alpha_n^\lambda}{s^n + \beta_1 s^{n-1} + \dots + \beta_{n-1} s + \beta_n} \quad (2.5)$$

onde

$$P_k(s) = \frac{s^{n-k}}{s^n + \beta_1 s^{n-1} + \dots + \beta_{n-1} s + \beta_n} \quad (2.6)$$

$$\underline{\alpha}^\lambda = [\alpha_0^\lambda \ \alpha_1^\lambda \ \dots \ \alpha_n^\lambda]^T \in \mathbb{R}^{n+1}, \quad (2.7)$$

$$\underline{\beta} = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_n]^T \in \mathbb{R}^n \quad \text{e} \quad (2.8)$$

$$\underline{\theta} = [\underline{\alpha}^{\Lambda T} \ \underline{\beta}^T]^T \in \mathbb{R}^{(n+1)p.m+n} \quad (2.9)$$

Portanto, uma vez determinado o vetor de parâmetros  $\underline{\theta}$ , obtém-se as funções de transferência correspondentes aos vários canais da planta. Conforme apresentado, o vetor

$\underline{\theta}$  parametriza as posições dos zeros em cada canal da planta, bem como o conjunto de pólos comuns aos vários canais. A determinação do valor de  $\underline{\theta}$  é realizada através da minimização do critério de custo aditivo  $J_M(\underline{\theta})$ , baseado em norma quadrática:

$$J_M(\underline{\theta}) = \sum_{\lambda} \|D(\underline{\beta}, j\omega)G_{\lambda}(j\omega) - N(\underline{\alpha}^{\lambda}, j\omega)\|_2^2 \quad (2.10)$$

sendo  $N(\underline{\alpha}^{\lambda}, j\omega)$  e  $D(\underline{\beta}, j\omega)$  as respostas em frequência dos numeradores de  $G_{e,\lambda}^n(s)$  e do denominador comum de  $G(s)$ .

A solução do problema de minimização recai na resolução de um sistema de equações lineares, conforme mostra SILVEIRA (2006).

### 2.3 MODELOS DISCRETOS

A estrutura geral dos modelos paramétricos discretos para sistemas lineares invariantes no tempo, de acordo com LJUNG (1999), é descrito por:

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}e(k) \quad (2.11)$$

onde:

- $A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$
- $B(q) = q^{-n_k}(b_1 + b_2z^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b+1})$
- $C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$
- $D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d}$
- $F(q) = 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}$
- $n_k$  - tempo morto em períodos de amostragem, isto é, defasagem entre a entrada e a saída.
- $e_k$  - perturbação tipo ruído branco com média nula.
- $q$  - operador de avanço, isto é,  $qu(t) = u(t + 1)$ .

De acordo com os polinômios A, B, C, D e F utilizados, a EQ. 2.11 leva a modelos com denominações distintas, conforme apresenta-se na TAB. 2.1.

TAB. 2.1: Modelos paramétricos

Modelo	Polinômios
FIR	$B(q) \neq 0, A(q), D(q), F(q) = 1$ e $C(q) = 0$
ARX	$A(q), B(q) \neq 0, D(q), F(q) = 1$ e $C(q) = 0$
ARMAX	$A(q), B(q), C(q) \neq 0$ e $D(q), F(q) = 1$
ARMA	$A(q), C(q) \neq 0, D(q), F(q) = 1$ e $B(q) = 0$
OE	$B(q), F(q) \neq 0, A(q), D(q) = 1$ e $C(q) = 0$
BJ	$B(q), C(q), D(q), F(q) \neq 0, A(q) = 1$

No desenvolvimento deste trabalho, utilizou-se os modelos no formato ARX para a modelagem dos processos sob análise, conforme a EQ. 2.12:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) \quad (2.12)$$

A estimativa do modelo ARX é relativamente simples e numericamente eficiente, utilizando-se a solução analítica pelo método dos mínimos quadrados. Segundo a Teoria Assintótica, o modelo ARX será adequado para descrever sistemas multivariáveis desde que as seguintes premissas sejam verificadas RIVERA (2000):

- um sinal adequado de excitação seja usado;
- nenhuma restrição seja feita a ordem do modelo, ou seja, a ordem do modelo deve ser suficientemente grande;
- um número suficiente de dados sejam medidos.

### 2.3.1 REPRESENTAÇÃO DOS MODELOS ARX SISO E MIMO

Para o Modelo ARX SISO utiliza-se a expressão:

$$y_k + a_1y_{k-1} + a_2y_{k-2} + \dots + a_{n_a}y_{k-n_a} = \\ + b_1u_{k-n_k} + b_2u_{k-n_k-1} + \dots + b_{n_b}u_{k-n_k-n_b+1} \quad (2.13)$$

onde  $y_k \triangleq y(k)$  e  $u_k \triangleq u(k)$ . A denominação ARX se refere a composição entre o termo AR, que representa a parte auto-regressiva de  $y(k)$ , e de X que representa  $u(k)$ , a chamada variável exógena. No modelo representado pela EQ. 2.13 observa-se ainda a presença do tempo morto (retardo)  $n_k$ , que consiste na defasagem no modelo entre o sinal atual de saída e o sinal de entrada no mesmo instante.

Em um sistema com  $p$  entradas e  $m$  saídas, a estrutura do modelo ARX multivariável será da forma da EQ. 2.12 onde  $A(q)$  e  $B(q)$  são matrizes em que os elementos são polinômios em  $q$ :

$$\begin{aligned} A(q) &= A_0 + A_1q^{-1} + A_2q^{-2} + \dots + A_{n_a}q^{-n_a} \\ B(q) &= (B_0 + B_1q^{-1} + B_2q^{-2} + \dots + B_{n_b-1}q^{-n_b+1})q^{n_k} \end{aligned} \quad (2.14)$$

e  $A_0 = I_m$

escrevendo  $A(q)$  e  $B(q)$  em termos matriciais chega-se a:

$$A(q) = \begin{bmatrix} a_{11}(q) & a_{12}(q) & \dots & a_{1m}(q) \\ a_{21}(q) & a_{22}(q) & \dots & a_{2m}(q) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}(q) & a_{m2}(q) & \dots & a_{mm}(q) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$B(q) = \begin{bmatrix} b_{11}(q) & b_{12}(q) & \dots & b_{1p}(q) \\ b_{21}(q) & b_{22}(q) & \dots & b_{2p}(q) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1}(q) & b_{m2}(q) & \dots & b_{mp}(q) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Em termos de equações recursivas multivariáveis, o modelo ARX  $n_a - n_b - n_k$  será da forma:

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ \vdots \\ y_m(k) \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \\ \vdots \\ y_m(k-1) \end{bmatrix} + \dots + A_{n_a} \begin{bmatrix} y_1(k-n_a) \\ y_2(k-n_a) \\ \vdots \\ y_m(k-n_a) \end{bmatrix} = \\ B_1 & \begin{bmatrix} u_1(k-n_k) \\ u_2(k-n_k) \\ \vdots \\ u_p(k-n_k) \end{bmatrix} + B_2 \begin{bmatrix} u_1(k-n_k-1) \\ u_2(k-n_k-1) \\ \vdots \\ u_p(k-n_k-1) \end{bmatrix} + \dots + B_{n_b} \begin{bmatrix} u_1(k-n_k-n_b+1) \\ u_2(k-n_k-n_b+1) \\ \vdots \\ u_p(k-n_k-n_b+1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.17)$$

Por exemplo, no caso de um modelo MISO com 2 entradas e 1 saída no formato ARX231, as variáveis  $n_a$ ,  $n_b$  e  $n_k$  teriam, respectivamente, os valores 2, 3 e 1. A estrutura deste modelo será:

$$y_1(k) + A_1 y_1(k-1) + A_2 y_1(k-2) =$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} u_1(k-1) \\ u_2(k-2) \end{bmatrix} + B_2 \begin{bmatrix} u_1(k-2) \\ u_2(k-2) \end{bmatrix} + B_3 \begin{bmatrix} u_1(k-3) \\ u_2(k-3) \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

onde  $A_1, A_2 \in \mathbb{R}$  e  $B_1, B_2$  e  $B_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$

Os modelos ARX MISO são descritos por uma composição das EQ. 2.13 e EQ. 2.17, considerando uma única saída e um vetor de entradas.

### 2.3.2 ESTIMATIVA DOS PARÂMETROS DOS MODELOS PELO MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS

Vários critérios podem ser adotados para a estimação dos coeficientes dos modelos a serem ajustados a partir dos dados experimentais. Estes critérios são normalmente baseados em normas, aplicadas sobre o erro entre os dados experimentais e aqueles gerados pelo modelo. Considere o conjunto de dados medidos nos testes  $Z^N = \{u_1, y_1, \dots, u_N, y_N\}$ . Define-se o erro de predição para cada instante  $1 \leq k \leq N$  como a diferença entre as saídas do modelo  $\hat{y}_k$  e a medida no processo  $y_k$  por:

$$e_k = y_k - \hat{y}_k \quad (2.19)$$

e o vetor de erros de predição por:

$$E_N = [e_1 \quad e_2 \quad \dots \quad e_N]^T \quad (2.20)$$

Para o modelo ARX de acordo a EQ. 2.13, é possível escrever:

$$y_k = -a_1 y_{k-1} - \dots - a_{n_a} y_{k-n_a} + b_1 u_{k-n_k} + \dots + b_{n_b} u_{k-n_k-n_b+1} \quad (2.21)$$

Para uma notação mais compacta, define-se:

$$\varphi_k \triangleq [-y_{k-1} \quad -y_{k-2} \quad \dots \quad -y_{k-n_a} \quad u_{k-n_k} \quad u_{k-n_k-1} \quad \dots \quad u_{k-n_k-n_b+1}]^T \quad (2.22)$$

$$\theta \triangleq [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_{n_a} \quad b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_{n_b}]^T \quad (2.23)$$

A função objetivo do critério dos mínimos quadrados é dada por:

$$J(\theta) = \|E_N\|_2^2 = \sum_{k=1}^N [e_k]^2 \quad (2.24)$$

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N (y_k - \varphi_k^T \theta)^2 \quad (2.25)$$

sendo obtido o ajuste do modelo resolvendo-se o seguinte problema:

$$\min_{\theta} J(\theta) \quad (2.26)$$

onde o valor ótimo de  $\theta$  é dado por:

$$\hat{\theta}_N = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (2.27)$$

Para isso, deriva-se a EQ. 2.25 em relação a  $\theta$  e iguala-se a zero:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} J(\theta) = 2 \sum_{k=1}^N \varphi_k (y_k - \varphi_k^T \theta) = 0 \quad (2.28)$$

o que fornece

$$\sum_{k=1}^N \varphi_k y_k = \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T \theta \quad (2.29)$$

e leva a seguinte solução

$$\hat{\theta}_N = \left[ \sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k^T \right]^{-1} \sum_{k=1}^N \varphi_k y_k \quad (2.30)$$

Os modelos da forma  $\hat{y}_k = \varphi_k^T \theta$  são lineares em  $\theta$ , sendo conhecidos na área de estatística como regressões lineares. O vetor  $\varphi_k$  é chamado de vetor de regressão e suas componentes como regressores. A palavra regressão se refere ao fato da saída do modelo  $\hat{y}_k$  ser calculada a partir de  $\varphi_k$ , isto é, a partir de uma combinação linear de seus valores anteriores.

Embora os coeficientes do modelo possam ser estimados por meio da técnica apresentada nesta seção, ainda resta o problema de determinar a ordem do modelo para que este tenha o melhor ajuste aos dados medidos. Na próxima seção serão discutidos critérios neste sentido.

### 2.3.3 CRITÉRIOS DE VALIDAÇÃO DE MODELOS

Nesta seção serão discutidos alguns dos principais critérios utilizados para a seleção dos modelos. A escolha do critério mais adequado dependerá do processo sob análise.

- Critério de Ajustamento  $J_{fit}$ . Este critério é baseado no erro entre as saídas medidas e as fornecidas pelo modelo, bem como no valor médio do sinal de saída medido,

sendo definido percentualmente por:

$$J_{fit} = \left(1 - \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k|^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N |y_k - \bar{y}|^2}}\right) 100 \quad (2.31)$$

onde  $\bar{y}$  representa o valor médio das saídas medidas  $y_k$ .

Deve-se observar que se as saídas medidas forem aproximadamente constantes, o critério tenderá a mostrar valores negativos elevados.

- Critério de norma quadrática  $J_2$ . Este critério é baseado na média da norma quadrática do erro entre a saída medida e a simulada pelo modelo, sendo definido por:

$$J_2 = \frac{1}{N} \|E_N\|_2 = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^N |y_k - \hat{y}_k|^2} \quad (2.32)$$

Este critério sempre apresenta valores positivos. Quanto menor forem esses valores, o modelo mais bem ajustado estará com os dados medidos da planta. Deve-se ressaltar que os valores de ajustes são relativizados pelas amplitudes dos dados a serem modelados.

- Critério da norma infinito  $J_\infty$ . Este critério é baseado no valor da norma infinita do erro entre a saída medida e a simulada pelo modelo, sendo definido por:

$$J_\infty = \|E_N\|_\infty = \max_{1 \leq k \leq N} |y_k - \hat{y}_k| \quad (2.33)$$

As observações com relação a este critério são análogas as do critério anterior.

- Critério do cosseno do ângulo  $J_c$ . Este critério é baseado no cosseno do ângulo formado entre os vetores de saídas medidas e o das saídas simuladas pelo modelo, sendo definido por:

$$J_c = \cos \gamma = \frac{Y_N \cdot \hat{Y}_N}{\|Y_N\|_2 \|\hat{Y}_N\|_2} = \frac{\sum_{k=1}^N y_k \hat{y}_k}{\left(\sqrt{\sum_{k=1}^N y_k^2}\right) \left(\sqrt{\sum_{k=1}^N \hat{y}_k^2}\right)} \quad (2.34)$$

onde  $Y_N$  é o vetor das saídas medidas até o instante N e  $\hat{Y}_N$  é o vetor das saídas simuladas pelo modelo até o instante N.

Por este critério, o custo  $J_c$  variará no intervalo  $[-1, +1]$  de acordo com o alinhamento dos vetores  $Y_N$  e  $\hat{Y}_N$ . A situação ideal ocorre quando o critério apresenta o seu valor se aproximando de  $+1$ .

Os demais critérios apresentados levam em consideração não somente o erro entre os dados medidos e os dados simulados pelo modelo, mas também o número de parâmetros no modelo avaliado, de acordo com o princípio da parcimônia.

A identificação e validação dos modelos do processo foi baseada na estimativa de diversos modelos ARX e FIR, variando-se as ordens  $n_a$  e  $n_b$  dos polinômios  $A(q^{-1})$  e  $B(q^{-1})$ , considerando a variação entre 0 a 9 do tempo morto, pois apresentaram bons resultados.

Para a escolha das ordens dos modelos não existem regras definitivas. No entanto, alguns critérios podem auxiliar nesta etapa. Seja  $\hat{y}_{k+j}$  o conjunto de dados de saída simulados a partir de um modelo de um sistema e  $y_{k+j}$  o conjunto de dados medidos no processo real para a mesma entrada. Define-se:

- Critério modificado de Akaike  $J_{Ak}$ . Este critério incorpora na forma de cálculo o número de parâmetro existente no modelo.

$$J_{Ak} = J_2 \log \left[ 1 + \frac{2n}{N} \right] \quad (2.35)$$

onde  $n$  é o número total de coeficientes do modelo ARX.

- Critério modificado de Rissanem  $J_R$ . O critério de Rissanem é uma variação do critério de Akaike sendo dado pela seguinte equação:

$$J_R = J_2 \left[ 1 + \frac{n}{N} \log(N) \right] \quad (2.36)$$

- Critério de erro de predição final  $J_{fpe}$ . Este critério é definido segundo a expressão:

$$J_{fpe} = J_2 \frac{1 + \frac{n}{N}}{1 - \frac{n}{N}} \quad (2.37)$$

Os critérios  $J_{Ak}$ ,  $J_R$  e  $J_{fpe}$  sempre apresentam valores positivos, sendo que o modelo a ser selecionado é aquele que minimiza o seu valor.

### 3 SIMULAÇÕES COM O FORNO REFERVEDOR ATMOSFÉRICO

Neste capítulo, utilizou-se como planta a ser modelada o Forno Refervedor Atmosférico. As identificações de modelos foram realizadas por intermédio das metodologias de modelos discretos ARX e FIR multivariável, juntamente com a metodologia de determinação da resposta em frequência, desenvolvida em OLIVEIRA (2008). O sistema analisado foi considerado como caixa-preta e suas entradas e saídas são sinais amostrados no tempo, com período de 60 segundos. Considera-se que seja possível a modelagem linear dos dados, mesmo que em torno de um ponto de operação. Abordou-se o caso MIMO, sendo apresentados os resultados obtidos pelos modelos ARX, FIR e pela metodologia no domínio freqüencial.

#### 3.1 O FORNO REFERVEDOR ATMOSFÉRICO (FRA)

O forno industrial é um equipamento usado para o fornecimento de energia térmica às diferentes correntes de um processo industrial. O forno, simplificadaamente, pode ser dividido em quatro partes, sendo composto pela câmara de radiação, situada na região inferior, pela câmara de convecção, situada na região superior, pela chaminé por onde escoam os gases da combustão e pelo sistema de queimadores.

Na câmara de radiação, o calor absorvido pela tubulação da carga é diretamente fornecido pela combustão nos queimadores. Na zona de convecção, o calor é transferido pelos gases gerados pela combustão. A tubulação de processo normalmente é dividida em várias ramificações chamadas de passes. O número de passes depende da carga térmica e do tempo de residência do fluido a ser aquecido. O equilíbrio na temperatura dos passes é muito importante para a vida útil do forno.

Em SILVA et alii (2003), mostrou-se que a implantação de um controlador multivariável aplicado ao forno de pirólise industrial, com balanceamento de passes, retardando em 40% o período entre manutenções do forno. O controlador multivariável equilibra as temperaturas em todos os passes evitando-se que algum deles tenha temperatura muito diferente da média e fique com depósito excessivo de coque, o que acarretaria a parada do forno mesmo que os demais passes estivessem operando satisfatoriamente.

Nesse capítulo, os dados medido em um forno FRA, utilizado na unidade de destilação atmosférica da refinaria, são empregados para identificação de modelos. A função

principal deste forno é manter o fundo da coluna de destilação na temperatura desejada para se obter o melhor fracionamento do petróleo através do fornecimento de calor à corrente líquida dos componentes pesados do mesmo que descem para o fundo da coluna. O FRA juntamente com o condensador de topo desempenham a importante tarefa de manter o perfil de temperatura adequado para a separação desejada dos componentes do petróleo.

Segundo CAMPOS & TEIXEIRA (2006), os principais objetivos do controle de um forno industrial estão relacionados com a estabilização: da temperatura de saída do produto, das vazões de cada passe do forno, da pressão interna da fornalha, de forma a mantê-la em um valor seguro, da pressão dos queimadores, da vazão do gás combustível de acordo com a demanda requerida e da vazão de ar para os queimadores. Além disso, deseja-se manter o excesso de oxigênio em um valor ótimo nos gases de combustão. As principais perturbações ao controle de um forno industrial são: a temperatura da entrada da carga, a qualidade da carga (composição) e as suas características, o poder calorífico do gás combustível, a pressão do sistema de gás combustível, vazão dos queimadores e a retirada ou colocação em operação de queimadores.

### 3.2 COLETA DOS DADOS DO PI (*PLANT INFORMATION*)

Os dados empregados neste capítulo foram coletados no sistema PI. Por falta de informação, os dados foram utilizados desconsiderando os erros dos sensores e ruídos. Estes dados referem-se a um sistema multivariável composto por 3 entradas e 2 saídas, cujos significados físicos encontram-se descritos a seguir:

#### a) Variáveis de Entrada

- $u_1$  - carga térmica em  $Gcal/h$ .
- $u_2$  - vazão de entrada da carga em  $m^3/h$ .
- $u_3$  - temperatura de entrada da carga em  $^{\circ}C$ .

#### b) Variáveis de Saída

- $y_1$  - temperatura de saída da carga em  $^{\circ}C$ .
- $y_2$  - temperatura de topo de radiação em  $^{\circ}C$ .

Os sinais das entradas e das saídas foram coletados através de 20160 medições consecutivas, com intervalo de tempo entre medições de 60 segundos. A FIG. 3.1 apresenta

os gráficos desses sinais de entrada e de saída. Estes dados foram medidos durante a operação normal da unidade, não tendo sido excluídos intervalos de dados inválidos referentes, como por exemplo, a quedas de bombas, trocas de equipamentos, problemas em malhas de controle ou devido à ocorrência de distúrbios excessivos. As curvas na cor azul são os dados originais medidos e as curvas na cor verde apresentam estes mesmos sinais subtraindo-se os correspondentes valores médios.

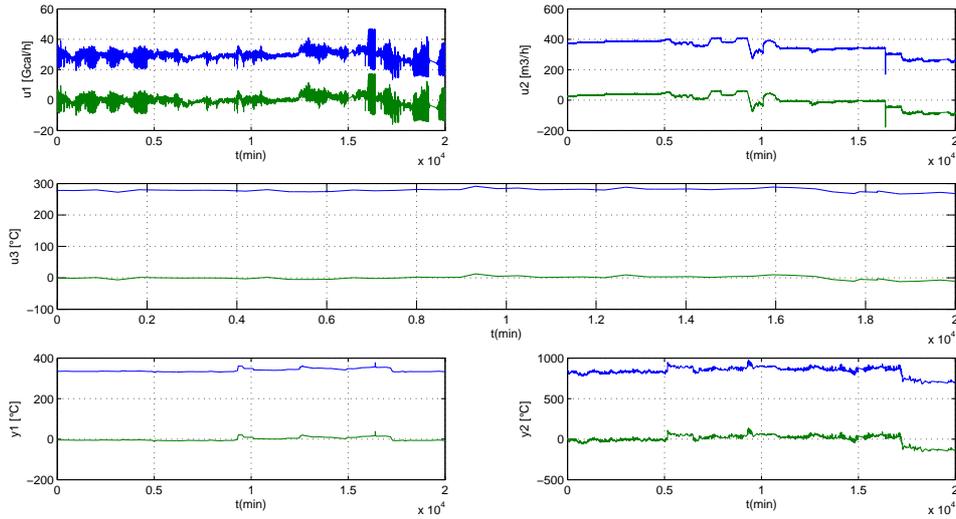


FIG. 3.1: Sinais medidos das entradas e das saídas do FRA.

### 3.3 MODELAGEM ARX E FIR MULTIVARIÁVEL

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos a partir da identificação de modelos MIMO discretos ARX e FIR para os diversos canais do FRA, considerando os 20160 pontos coletados.

A TAB. 3.1 apresenta os resultados dos testes para a saída  $y_1$ . Os modelos foram levantados de acordo com os critérios de estimação da Seção 2.3.2. Assim, para a estimação foram utilizados os primeiros 10080 dados obtidos do FRA (de 1 a 10080) e para a validação do modelo, o restante dos dados (de 10081 a 20160), conforme o método de validação cruzada. Além disso, foram também apresentados os resultados da validação de modelos com os próprios dados de estimação. Para a escolha dos melhores modelos considerou-se a função  $J_{fit}$ , sendo os demais indicadores utilizados como referências.

TAB. 3.1: Custos dos modelos MIMO para a saída  $y_1$  com os dados de validação e estimação.

Modelos	Dados de validação				Dados de estimação			
	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX324	70,3	0,0245	21,0	0,9624	53,4	0,0253	14,4	0,9269
ARX470	69,4	0,0251	21,1	0,9602	52,6	0,0257	12,9	0,9232
ARX682	69,2	0,0254	20,5	0,9602	53,7	0,0252	12,6	0,9171
ARX331	64,7	0,0289	23,8	0,9551	41,1	0,0285	12,8	0,9063
ARX211	61,1	0,0318	23,4	0,9375	41,2	0,0319	15,8	0,9963
FIR90.1	68,3	0,0260	11,2	0,9579	65,9	0,0186	6,4	0,9610
FIR55.1	66,6	0,0273	12,8	0,9546	65,1	0,0189	6,3	0,9599

A análise dos custos dos modelos ARX com validação cruzada apresentados na TAB. 3.1 mostra que o melhor ajustamento foi obtido com o modelo ARX324 para saída  $y_1$ . Esse resultado foi coerente com o obtido em MANÓLIO (2004). No entanto, observou-se que os gráficos para os demais modelos também foram satisfatórios e que os custos apresentaram pequenas diferenças. Isto significa que esses modelos também poderiam ser utilizados para a modelagem da saída  $y_1$ .

Dos modelos selecionados, o menor valor de ajustamento foi obtido para o ARX211, cujo custo ficou 13% menor que o do ARX324. Neste caso, o modelo ARX211 poderia representar a saída  $y_1$ , tendo como vantagem a utilização de um modelo com menor número de coeficientes.

Os modelos FIR90.1 e FIR55.1 apresentaram resultados próximos dos modelos ARX, considerando o custo  $J_{fit}$ . No entanto, a utilização desses modelos teria como desvantagem o maior número de coeficientes, podendo trazer dificuldades de processamento computacional. Tendo em vista que a estrutura dos modelos FIR dependem basicamente de um único parâmetro, representado pelo número de termos defasados das entradas, a determinação de uma família de modelos FIR torna-se mais trivial do que com modelos ARX.

De maneira pouco esperada, os ajustes dos modelos para a saída  $y_1$  ficaram maiores com os dados de validação do que com os próprios dados de estimação. É importante ressaltar que a validação com os mesmos dados tendem a gerar valores mais bem ajustados. Isto é o que reflete a TAB. 3.1 e pode indicar um comportamento com variações excessivas dos dados de estimação, comparativamente ao de validação.

A FIG. 3.2 apresenta os gráficos das respostas dos modelos ARX324 e ARX211 para a saída  $y_1$ , utilizando os dados de validação de 10081 a 20160. Pela análise visual dos

gráficos, nota-se que as curvas estão bem próximas, apesar do custo  $J_{fit}$  do modelo ARX211 ser 13% menor que o do ARX324. Observa-se, também, que os modelos ARX não conseguem simular a variação brusca apresentada pelo pico no gráfico dos dados medidos.

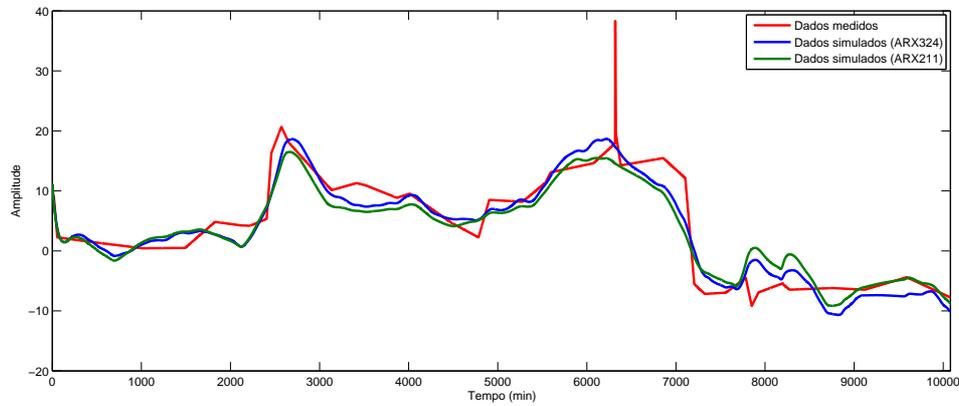


FIG. 3.2: Gráfico da saída  $y_1$  e das respostas dos modelos ARX324 e ARX211.

Cabe observar, para efeito de simulação, que as condições iniciais dos modelos foram consideradas com os mesmos valores do processo real medido.

A FIG. 3.3 mostra os gráficos das respostas dos modelos FIR90.1 e FIR55.1 para saída  $y_1$ , utilizando os dados de validação de 10081 a 20160.

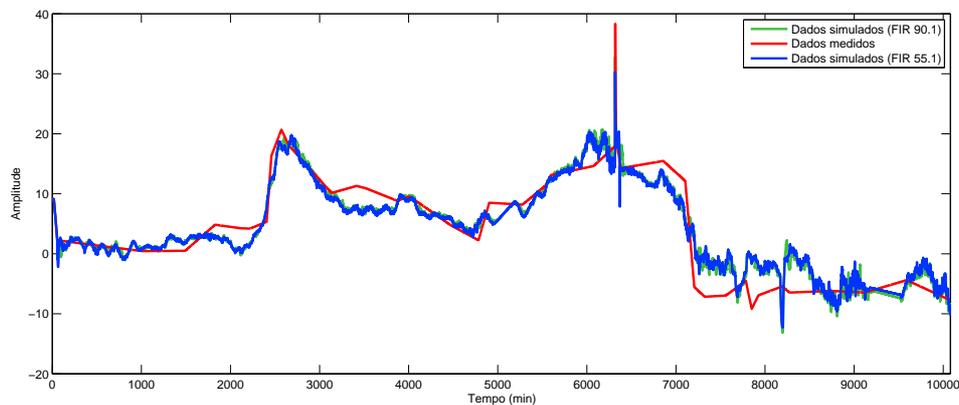


FIG. 3.3: Gráfico da saída  $y_1$  e das respostas dos modelos FIR90.1 e FIR55.1.

O modelo ARX324, por apresentar o melhor ajuste da função custo  $J_{fit}$  para a saída  $y_1$ , será utilizado para o cálculo da função de transferência (FT) discreta e para o levantamento da resposta em frequência dos canais  $G_{11}$ ,  $G_{21}$  e  $G_{31}$ .

A EQ. 3.1 mostra o modelo MIMO ARX324. Os coeficientes apresentados foram calculados a partir das EQ. 2.12 e EQ. 2.15:

$$\begin{aligned}
\underline{y}(k) = & \begin{bmatrix} 1,7245 & 0,0000 \\ -9,4246 & 1,5621 \end{bmatrix} \underline{y}(k-1) - \begin{bmatrix} 0,4732 & 0,0001 \\ -20,4950 & 0,9169 \end{bmatrix} \underline{y}(k-2) + \\
& - \begin{bmatrix} 0,2511 & -0,0001 \\ 11,0721 & 2,3486 \end{bmatrix} \underline{y}(k-3) + \begin{bmatrix} 0,0002 & -0,0000 & 0,0191 \\ -0,0055 & -0,0062 & -1,2967 \end{bmatrix} \underline{u}(k-4) + \\
& + \begin{bmatrix} 0,0002 & 0,0000 & -0,0189 \\ 0,0038 & 0,0069 & 1,3022 \end{bmatrix} \underline{u}(k-5) \tag{3.1}
\end{aligned}$$

A equação correspondente à temperatura de saída da carga ( $y_1$ ) pode ser determinada a partir da EQ. 3.1:

$$\begin{aligned}
y_1(k) = & 1,7245y_1(k-1) - 0,4732y_1(k-2) - 0,0001y_2(k-2) + \\
& -0,2511y_1(k-3) + 0,0001y_2(k-3) + 0,0002u_1(k-4) + 0,0191u_3(k-4) + \\
& +0,0002u_1(k-5) - 0,0189u_3(k-5) \tag{3.2}
\end{aligned}$$

As funções de transferência discretas da saída  $y_1$  em relação às entradas  $u_1$ ,  $u_2$  e  $u_3$  podem ser obtidas aplicando-se a transformada  $z$  na EQ. 3.1 e eliminando-se a dependência com as demais saídas. A FT discreta que relaciona  $y_1$  com  $u_1$  é:

$$G_{11} = (10^{-5}) \frac{14,35z^4 - 5,196z^3 - 13,68z^2 + 10,64z - 6,039}{z^8 - 3,292z^7 - 4,102z^6 - 2,448z^5 + 0,6704z^4 + 0,05294z^3 - 0,086z^2}$$

A FIG. 3.4 mostra a resposta em frequência do canal  $G_{11}$  para o modelo ARX324.

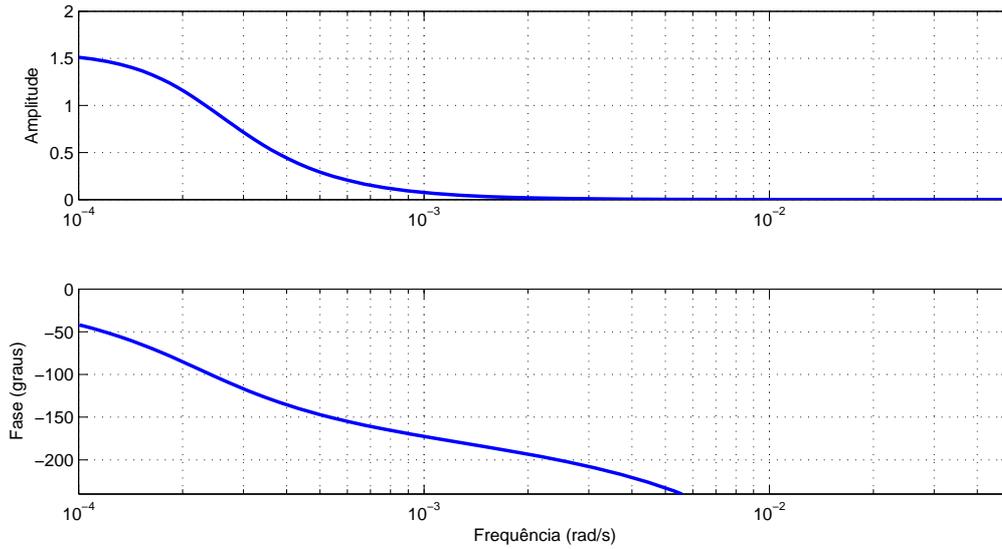


FIG. 3.4: Resposta em frequência do canal  $G_{11}$  para o modelo ARX324.

A equação a seguir mostra a FT discreta que relaciona a saída  $y_1$  com a entrada  $u_2$ :

$$G_{12} = (10^{-5}) \frac{-4,585z^4 + 9,689z^3 - 8,102z^2 + 3,829z - 8,359}{z^8 - 3,292z^7 - 4,102z^6 - 2,448z^5 + 0,6704z^4 + 0,05294z^3 - 0,086z^2}$$

A FIG. 3.5 apresenta a resposta em frequência do canal  $G_{12}$ , obtida a partir do modelo ARX324:

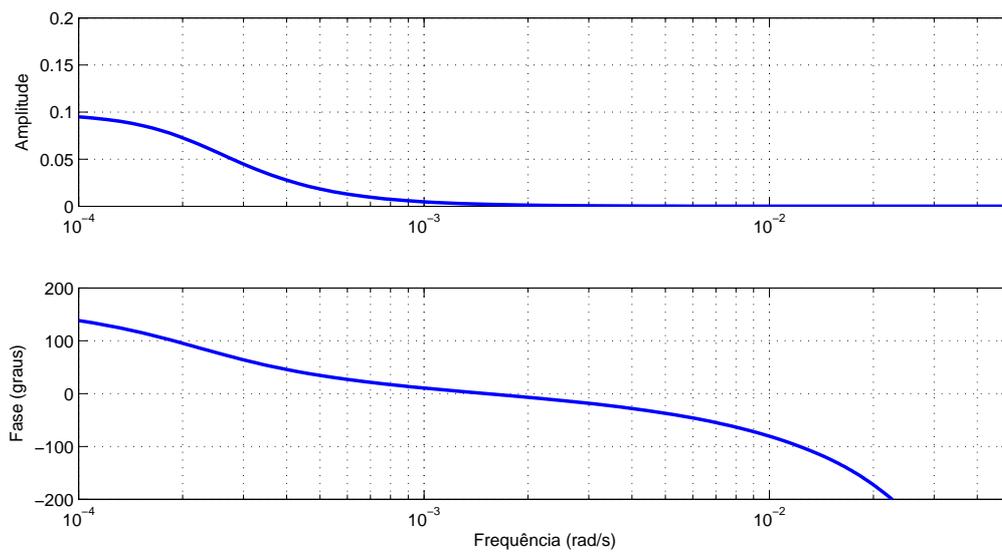


FIG. 3.5: Resposta em frequência do canal  $G_{12}$  para o modelo ARX324.

A equação abaixo apresenta a FT discreta que relaciona a saída  $y_1$  com a entrada  $u_3$ :

$$G_{13} = (10^{-2}) \frac{2,077z^4 + 5,3z^3 + 5,128z^2 - 2,641z + 0,7367}{z^8 - 3,292z^7 - 4,102z^6 - 2,448z^5 + 0,6704z^4 + 0,05294z^3 - 0,086z^2}$$

A FIG. 3.6 ilustra a resposta em frequência do canal  $G_{13}$ , obtida a partir do modelo ARX324:

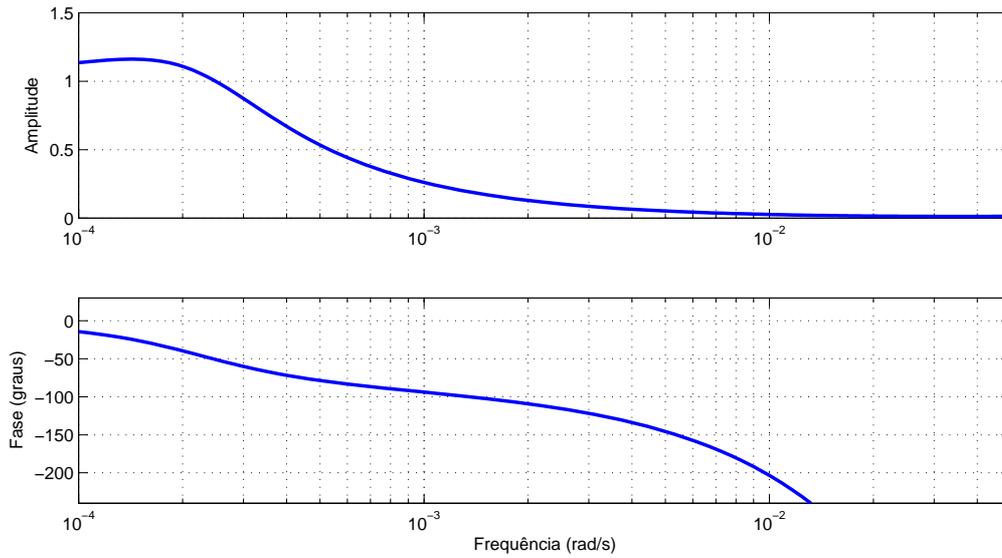


FIG. 3.6: Resposta em frequência do canal  $G_{13}$  para o modelo ARX324.

Observe-se que o modelo MIMO ARX324 foi escolhido considerando o melhor ajustamento da saída  $y_1$ , porém para a saída  $y_2$ , este ajuste não foi tão satisfatório  $J_{fit} = 28,6\%$ . Isto motivou a procura de um novo modelo para a saída  $y_2$ , cujos resultados encontram-se na TAB. 3.2. Novamente a escolha do melhor modelo foi baseada na função  $J_{fit}$ , sendo os demais indicadores utilizados como referência.

TAB. 3.2: Custos dos modelos MIMO para a saída  $y_2$  com os dados de validação.

Modelos	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX331	58,8	0,3031	127,4	0,9134
ARX321	58,2	0,3116	125,9	0,9126
ARX322	58,1	0,3910	123,5	0,9239
ARX211	48,0	0,3757	100,1	0,9581
ARX324	28,6	0,5217	113,5	0,9192
FIR30.1	53,6	0,3448	170,2	0,9233
FIR10.1	52,0	0,3320	309,4	0,9232

Pela TAB. 3.2, o melhor modelo para saída  $y_2$  é o ARX331, sendo este resultado coerente com o apresentado em MANÓLIO (2004). No entanto, os demais modelos também apresentaram pequenas variações nos valores das funções custos, indicando que poderiam ser utilizados na modelagem da saída  $y_2$ .

Os modelos FIR30.1 e FIR10.1 apresentaram custos de ajuste  $J_{fit}$  menores em 10% do que o ARX331, com a desvantagem de utilizarem um maior número de coeficientes.

Na FIG. 3.7 observam-se as respostas dos modelos ARX331 e ARX211 para a saída  $y_2$ , utilizando os dados de validação (de 10081 a 20160).

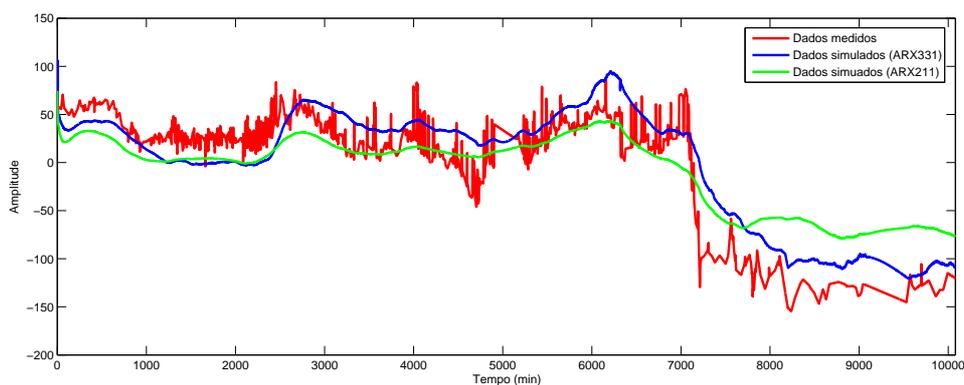


FIG. 3.7: Gráfico da saída  $y_2$  e das resposta dos modelos ARX331 e ARX211.

A FIG. 3.8 mostra a resposta dos modelos FIR30.1 e FIR10.1 para a saída  $y_2$ , utilizando os dados de validação (de 10081 a 20160).

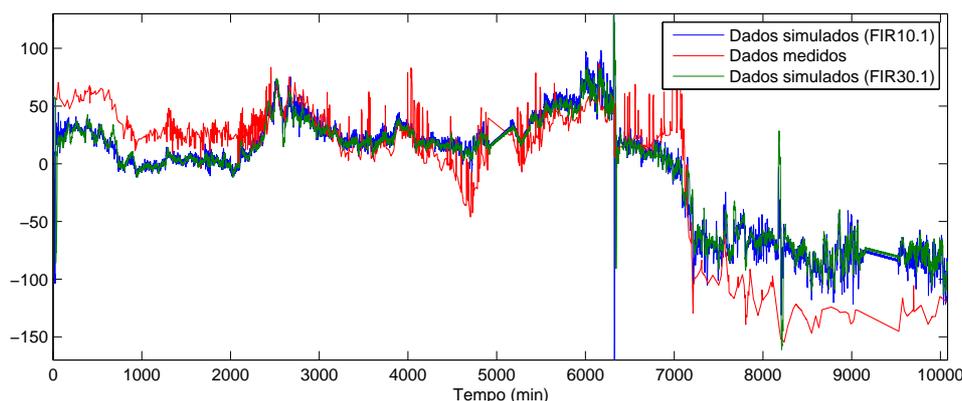


FIG. 3.8: Gráfico da saída  $y_2$  e das resposta dos modelos FIR30.1 e FIR10.1.

De maneira análoga ao que foi feito para a saída  $y_1$ , serão apresentadas as FTs e as respostas em frequência dos canais  $G_{21}$ ,  $G_{22}$  e  $G_{23}$ , utilizando o modelo ARX331.

O modelo MIMO ARX331 encontra-se a seguir:

$$\begin{aligned} \underline{y}(k) = & \begin{bmatrix} 1,7255 & 0,0000 \\ -9,5299 & 1,561 \end{bmatrix} \underline{y}(k-1) - \begin{bmatrix} 0,4745 & 0,0001 \\ -20,4106 & 0,9171 \end{bmatrix} \underline{y}(k-2) + \\ & - \begin{bmatrix} 0,2511 & -0,0001 \\ 10,8980 & -0,3533 \end{bmatrix} \underline{y}(k-3) + \begin{bmatrix} -0,0000 & 0,0000 & -0,0070 \\ 0,0131 & 0,0118 & -0,6791 \end{bmatrix} \underline{u}(k-1) + \\ + & \begin{bmatrix} 0,0001 & -0,0000 & 0,0118 \\ 0,0363 & 0,0265 & -1,1990 \end{bmatrix} \underline{u}(k-2) + \begin{bmatrix} 0,0001 & -0,0000 & -0,0186 \\ 0,0124 & -0,0391 & 1,8986 \end{bmatrix} \underline{u}(k-3) \quad (3.3) \end{aligned}$$

A equação correspondente à temperatura de topo de radiação ( $y_2$ ) pode ser determinada a partir da EQ. 3.3:

$$\begin{aligned} y_2(k) = & -9,5299y_1(k-1) + 1,5613y_2(k-1) + 20,4106y_1(k-2) + \\ & -0,9171y_2(k-2) - 10,8980y_1(k-3) + 0,3533y_2(k-3) + 0,0131u_1(k-1) + \\ & +0,0118u_2(k-1) - 0,6791u_3(k-1) + 0,0363u_1(k-2) + 0,0265u_2(k-2) + \\ & -1,1990u_3(k-2) + 0,0124u_1(k-3) - 0,0391u_2(k-3) + 1,8986u_3(k-3) \quad (3.4) \end{aligned}$$

A FT discreta que relaciona a saída  $y_2$  com a entrada  $u_1$  é:

$$G_{21} = (10^{-2}) \frac{1,307z^5 + 1,385z^4 - 4,525z^3 - 0,03745z^2 + 1,674z + 0,1631}{z^6 - 3,292z^5 + 4,103z^4 - 2,451z^2 + 0,05217z - 0,0861}$$

A FIG. 3.9 ilustra a resposta em frequência do canal  $G_{21}$ , obtida a partir do modelo ARX331:

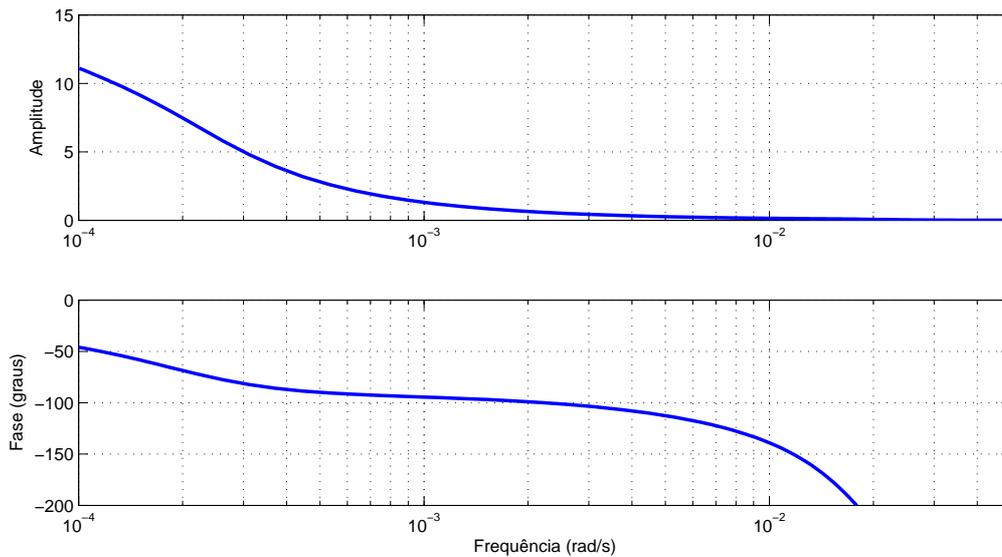


FIG. 3.9: Resposta em frequência do canal  $G_{21}$  para o modelo ARX331.

A FT discreta que relaciona a saída  $y_2$  com a entrada  $u_2$  é:

$$G_{22} = (10^{-2}) \frac{1,206z^5 + 0,5318z^4 - 7,79z^3 + 8,154z^2 - 1,096z - 1,005}{z^6 - 3,292z^5 + 4,103z^4 - 2,451z^2 + 0,05217z - 0,0861}$$

A FIG. 3.10 ilustra a resposta em frequência do canal  $G_{22}$ , obtida a partir do modelo ARX331:

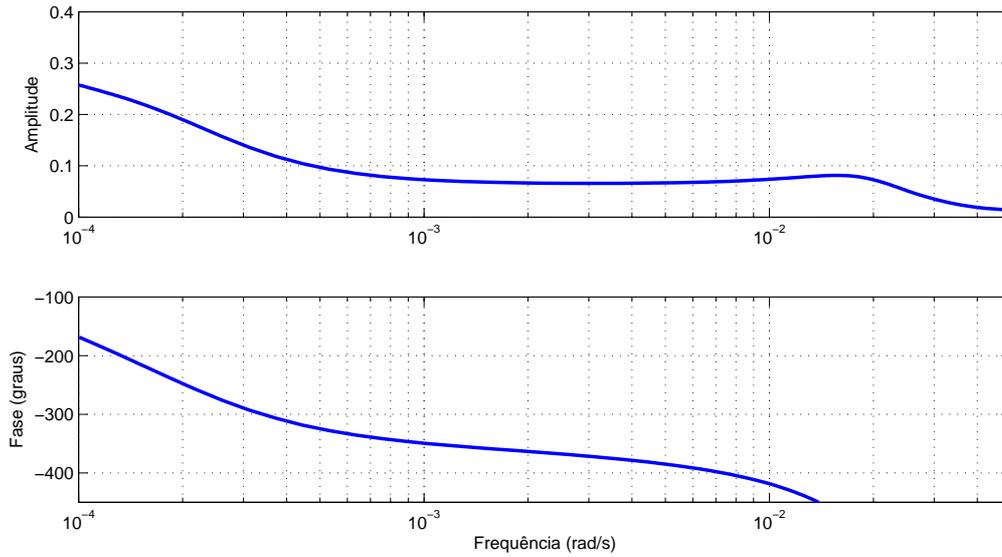


FIG. 3.10: Resposta em frequência do canal  $G_{22}$  para o modelo ARX331.

A FT discreta que relaciona a saída  $y_2$  com a entrada  $u_3$  é:

$$G_{23} = \frac{-0,7549z^5 + 0,2028z^4 + 3,239z^3 - 3,383z^2 + 0,01351z + 0,6831}{z^6 - 3,292z^5 + 4,103z^4 - 2,451z^2 + 0,05217z - 0,0861}$$

A FIG. 3.11 ilustra a resposta em frequência do canal  $G_{23}$ , obtida a partir do modelo ARX331:

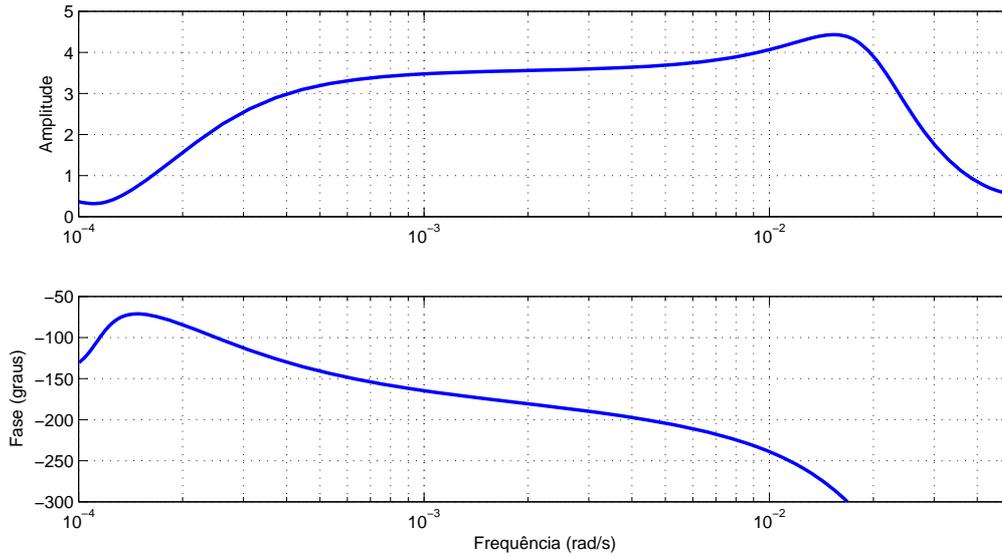


FIG. 3.11: Resposta em frequência do canal  $G_{23}$  para o modelo ARX331.

Considerando os pontos de 8000 até 14080 como dados de ajuste e 14081 até 20160 como dados de validação, realizou-se novamente a identificação de modelos ARX. Do mesmo modo que os resultados da TAB. 3.1, alguns ajustes com a validação cruzada tiveram valores superiores aos obtidos com os próprios dados de estimação.

Os modelos selecionados para ajustar as saídas  $y_1$  e  $y_2$  encontram-se, respectivamente, nas TABs. 3.3 e 3.4.

TAB. 3.3: Custos dos modelos MIMO para a saída  $y_1$  com os dados de validação e estimação.

Modelos	Dados de validação				Dados de estimação			
	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX328	68,7	0,0288	20,5	0,9514	63,9	0,0192	18,12	0,9521
ARX323	68,5	0,0227	20,5	0,9531	68,3	0,0421	20,37	0,9612
ARX324	68,1	0,0291	20,4	0,9514	66,6	0,0186	20,99	0,9555
ARX211	67,9	0,0293	21,5	0,9477	63,2	0,0118	20,87	0,9822
ARX331	66,1	0,0307	20,6	0,9440	68,0	0,0100	9,11	0,9877

TAB. 3.4: Custos dos modelos MIMO para a saída  $y_2$  com os novos dados de validação.

Modelos	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX961	65,2	0,2502	81,7	0,9576
ARX872	64,2	0,2589	78,6	0,9552
ARX682	64,1	0,2620	79,1	0,9537
ARX321	64,1	0,2634	79,7	0,9514
ARX211	60,8	0,2880	96,0	0,9413

Os resultados para este grupo de dados apresentou um bom ajustamento pela função  $J_{fit}$ . O melhor resultado para a saída  $y_1$  foi com o modelo ARX328, tendo  $J_{fit} = 68,7\%$  e, para a saída  $y_2$  foi com o modelo ARX961, tendo  $J_{fit} = 65,18\%$ . O modelo ARX324 apresentou para a saída  $y_1$  uma diferença de 2% em relação ao mesmo modelo na TAB. 3.1. Para o modelo ARX331, em relação à saída  $y_2$ , o novo ajuste foi 13% superior ao mesmo modelo na TAB. 3.2. O modelo ARX211 também poderia ser utilizado, pois apresentou bons resultados para as saídas  $y_1$  (67,9%) e  $y_2$  (60,8%)

Um terceiro grupo de dados, considerando os pontos de 1 a 16000, foi utilizado na modelagem das saídas da planta. Os resultados obtidos para as saídas  $y_1$  e  $y_2$  encontram-se, respectivamente, nas TABs. 3.5 e 3.6. Pelos ajustes apresentados, observa-se que os resultados foram insatisfatórios.

TAB. 3.5: Modelagem da saída  $y_1$  com o terceiro grupo de dados.

Modelos	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX211	11,9	0,0838	19,8	0,7455
ARX221	11,7	0,0627	20,3	0,7442
ARX230	11,7	0,0778	20,4	0,7436
ARX222	11,5	0,0806	20,3	0,7400

TAB. 3.6: Modelagem da saída  $y_2$  com o terceiro grupo de dados.

Modelos	$J_{fit}(\%)$	$J_2$	$J_\infty$	$J_c$
ARX230	-201,6	0,6827	196,5	-0,7595
ARX321	-222,2	0,7306	204,3	-0,8997
ARX331	-222,2	0,7125	209,7	-0,8527
ARX221	-223,4	0,7813	209,1	-0,9168

Finalmente, utilizou-se o critério  $J_{fpe}$ , que leva em conta o número de parâmetros do modelo, a fim de verificar os modelos mais indicados para as saídas  $y_1$  e  $y_2$ .

A tabela TAB. 3.7 mostra os resultados do critério do erro de predição final  $J_{fpe}$  para as saídas  $y_1$  e  $y_2$  considerando a identificação com os 20160 pontos do FRA. Essa função pode ser utilizada como critério para a escolha do modelo de menor parâmetro. Assim, os modelos ARX324 e o ARX331 foram os que apresentaram o menor erro de ajuste, que evidentemente colabora para a escolha desses modelos para representar as saídas do FRA.

TAB. 3.7: Critério de erro de predição final.

Modelos	$J_{fpe}$
ARX331	0,000737815
ARX321	0,008209330
ARX322	0,008176020
ARX324	0,000250791
ARX230	0,008164060

Nesta seção apresentou-se os resultados da aplicação de técnicas de identificação com modelos discretos ARX e FIR nos dados medidos de um FRA. Estes resultados foram compatíveis com os alcançados em MANÓLIO (2004).

### 3.4 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE RESPOSTA EM FREQUÊNCIA

Nesta seção são apresentados os resultados alcançados com a aplicação da técnica de OLIVEIRA (2008). Os resultados serão comparados com as respostas em frequência dos canais  $G_{11}$ ,  $G_{12}$  e  $G_{13}$ , obtidas para o modelo ARX324, bem como com as respostas em frequência dos canais  $G_{21}$ ,  $G_{22}$  e  $G_{23}$ , obtidas pelo modelo discreto ARX331.

Foram utilizados todas as 20160 medições realizadas com os sinais do FRA nestas simulações. A metodologia OLIVEIRA (2008) possui alguns ajustes de parâmetros para condicionamento da resposta de frequência, tendo sido explicados na Seção 2.2.1. Com base em experimentos anteriores, os valores de ajustes escolhidos são os apresentados na TAB. 3.8.

TAB. 3.8: Parâmetros de ajuste da metodologia OLIVEIRA (2008).

Variável	Valor ajustado
T	60
tol1	0,01
NFFT	1024
Kcor	0.001
Kmed	3
Pcond	1000
Nmaxit	100
opl	aleatório
Nfrq	100

O ajuste do parâmetro ( $Nfrq$ ) permite uma melhor visualização dos pontos de resposta em frequência na escala logarítmica. Sem esse ajuste, tendo em vista que os valores de frequência estão em escala linear quando do cálculo da FFT, haveria uma grande concentração de pontos nas mais altas frequências apresentadas nos gráficos seguintes.

As FIGs. 3.12, 3.13 e 3.14, mostram os resultados da aplicação da metodologia de resposta em frequência em comparação com as respostas em frequência geradas pelo modelo ARX324, respectivamente, para os canais  $G_{11}$ ,  $G_{12}$  e  $G_{13}$ .

Para cada iteração na metodologia de OLIVEIRA (2008), obtém-se a resposta em frequência da planta para um conjunto de valores de frequências. Os pontos vermelhos nas figuras mencionadas são determinados pelos módulos e pelas fases da média das respostas em frequência obtidas nas várias iterações.

Da análise dessas figuras, percebe-se um relativo espalhamento dos pontos em vermelho, calculados pela metodologia de OLIVEIRA (2008). A faixa de frequência do modelo discreto está compatível com aquela apresentada pelos resultados da metodologia de resposta em frequência. Embora pareça que os dados em vermelho estão mal condicionados, deve-se ressaltar que eles foram calculados diretamente sobre as medições realizadas. Incluem, portanto, os ruídos existentes nos dados medidos e as imprecisões acrescidas no cálculo da  $FFT$ . Por outro lado, a curva em azul foi obtida diretamente de um modelo, já tendo sido desconsiderado os possíveis desajustes com os dados medidos. Portanto, não se pode afirmar, a priori, quais são os valores mais corretos de respostas em frequência apresentados pela planta.

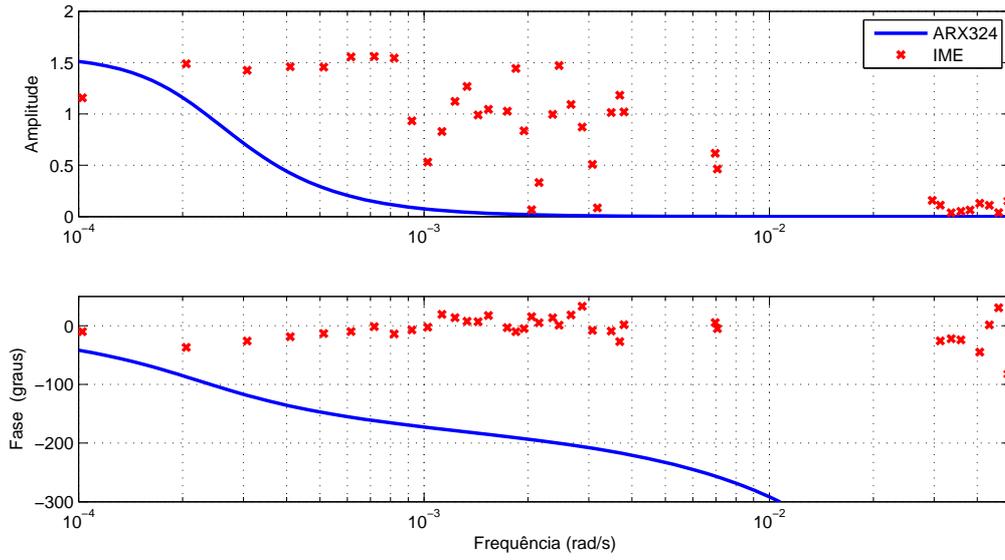


FIG. 3.12: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{11}$  do ARX324.

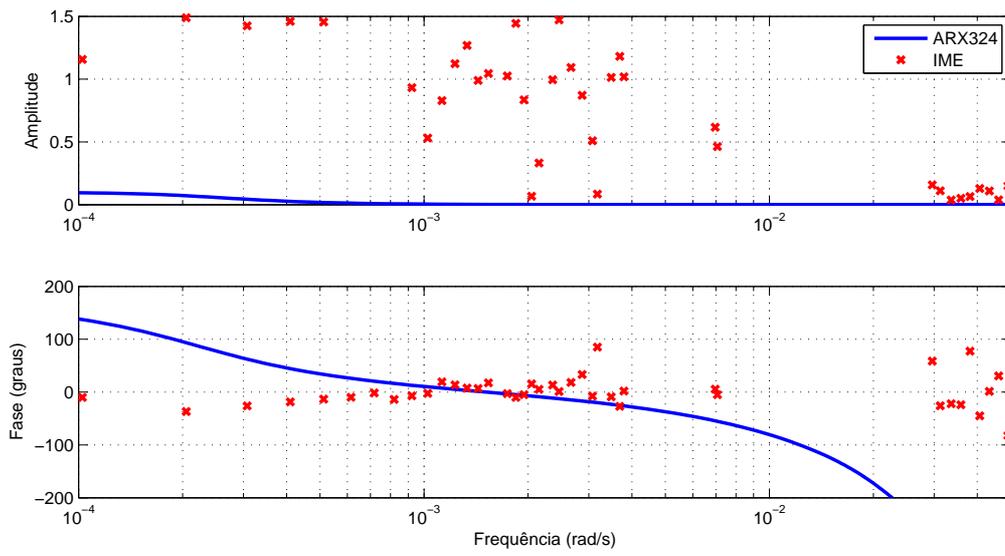


FIG. 3.13: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{12}$  do ARX324.

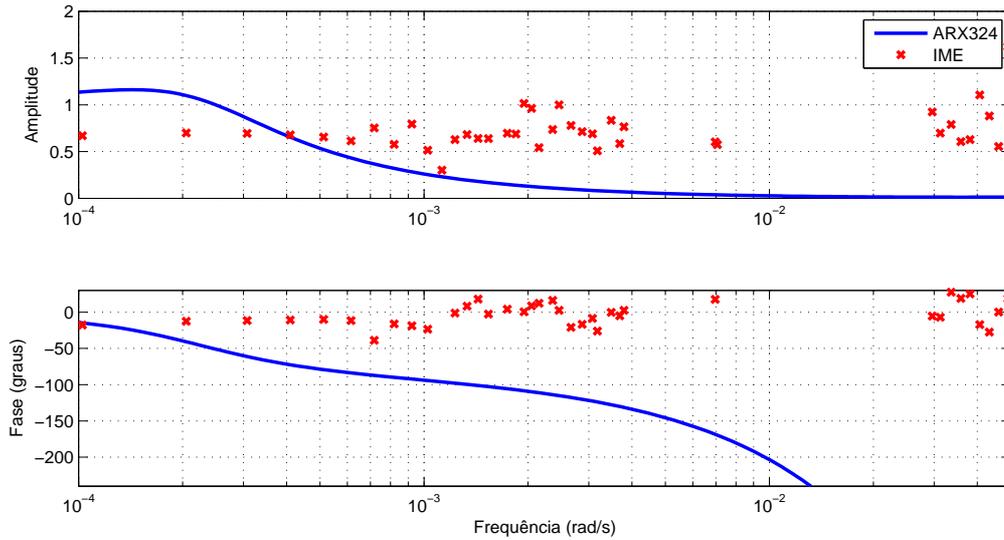


FIG. 3.14: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{13}$  do ARX324.

As FIGs. 3.15, 3.16 e 3.17 mostram, respectivamente, as respostas em frequência dos canais  $G_{11}$ ,  $G_{12}$  e  $G_{13}$  do modelo ARX324 comparando com os valores máximos, mínimos e médios dos módulos de resposta em frequência. Neste caso, considerando as respostas em frequência obtidas em cada iteração da metodologia de OLIVEIRA (2008), determina-se o módulo máximo, médio e mínimo para cada valor de frequência.

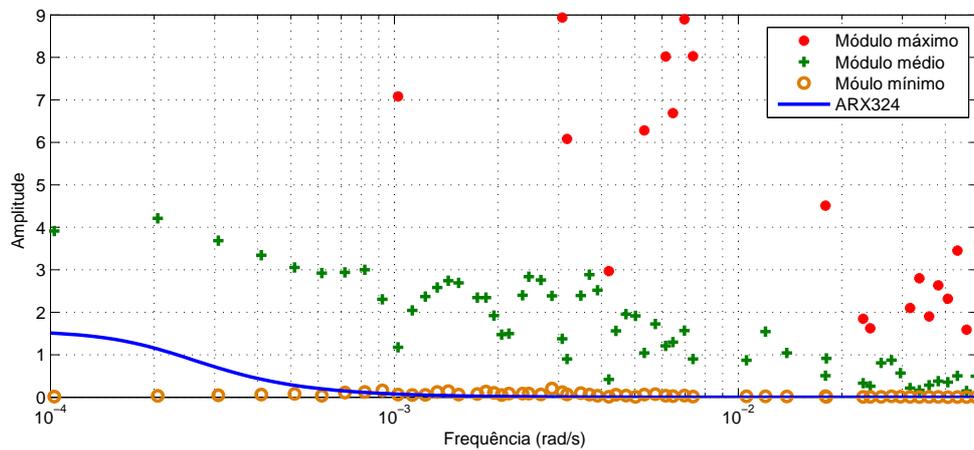


FIG. 3.15: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{11}$  do ARX324.

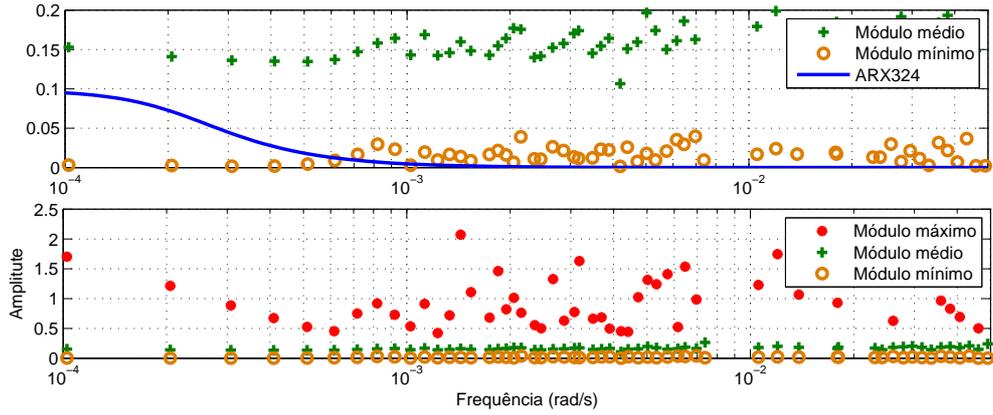


FIG. 3.16: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{12}$  do ARX324.

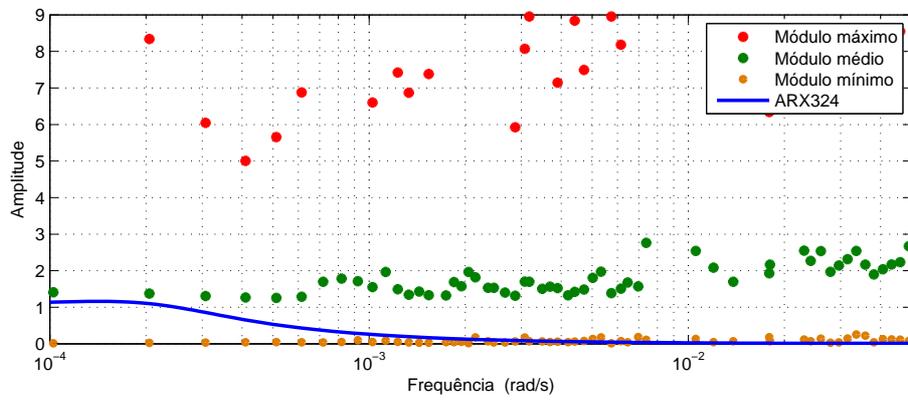


FIG. 3.17: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{13}$  do ARX324.

As FIGs. 3.18, 3.19 e 3.20 mostram analogamente os resultados, respectivamente, para os canais  $G_{21}$ ,  $G_{22}$  e  $G_{23}$  do modelo ARX331.

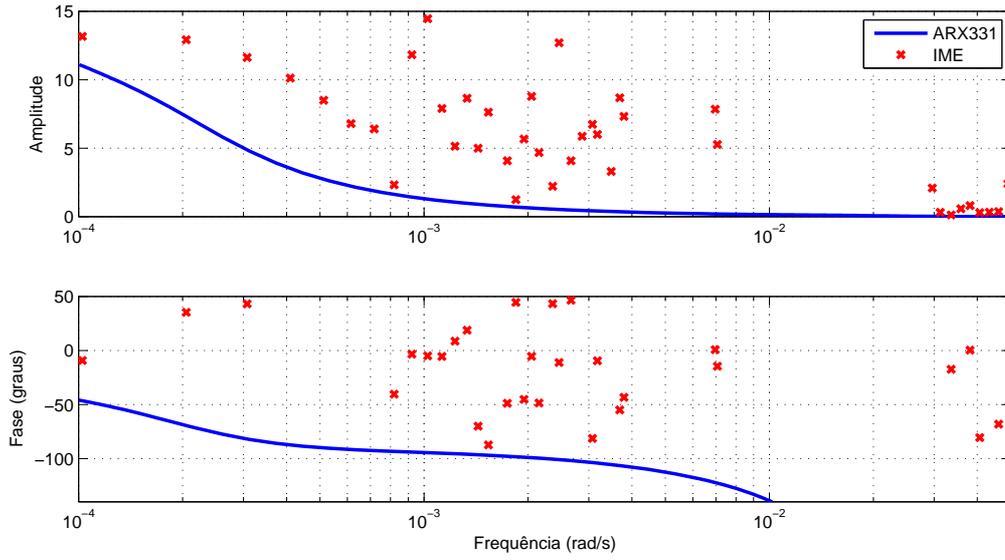


FIG. 3.18: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{21}$  do ARX331.

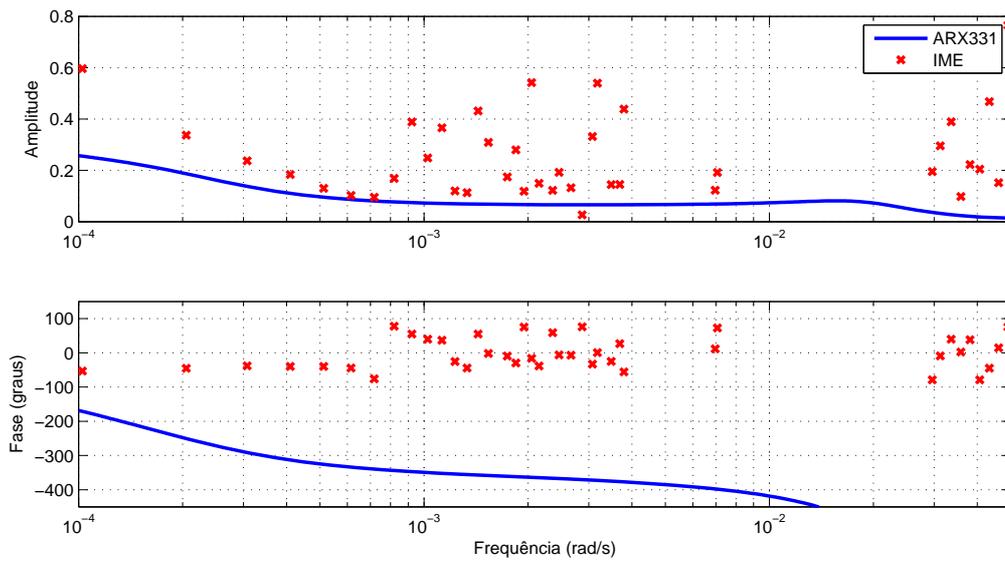


FIG. 3.19: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{22}$  do ARX331.

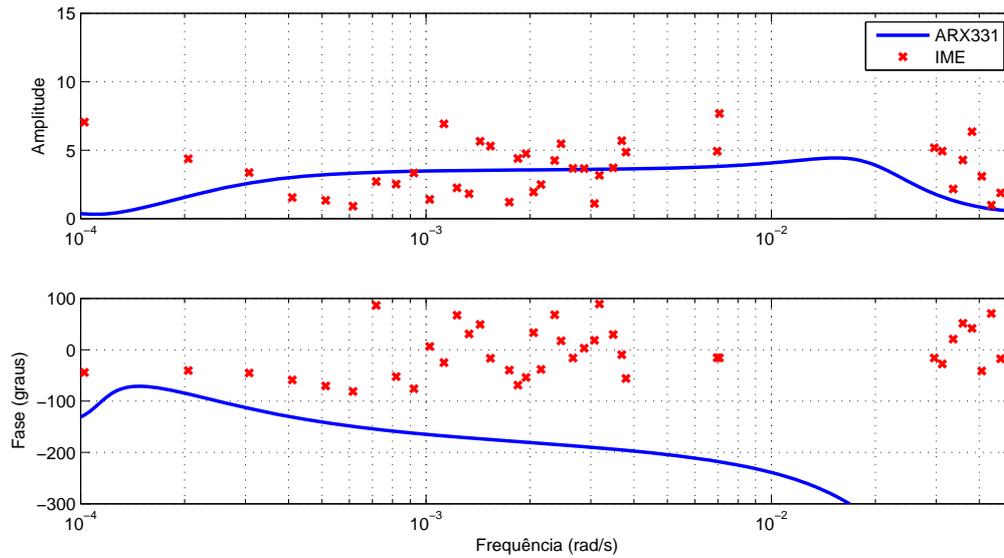


FIG. 3.20: Comparação da resposta em frequência - canal  $G_{23}$  do ARX331.

As FIGs. ??, 3.22 e ?? mostram, respectivamente, as respostas em frequência dos canais  $G_{21}$ ,  $G_{22}$  e  $G_{23}$  do modelo ARX331 comparando-se com os valores máximos, mínimos e médios dos módulos de resposta em frequência.

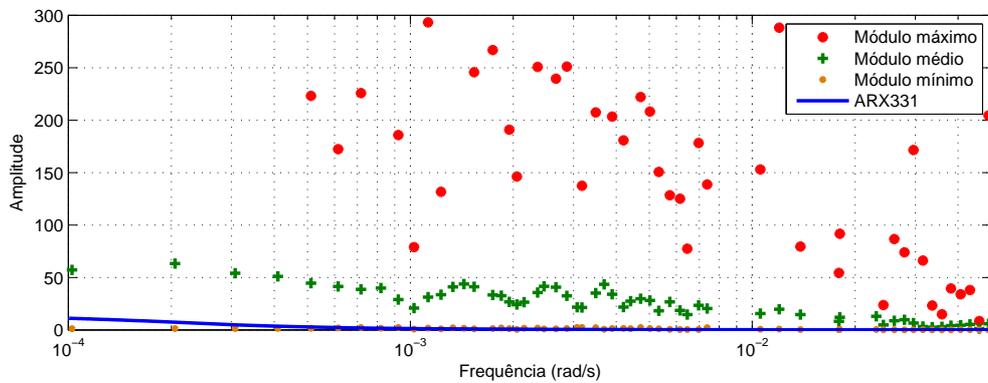


FIG. 3.21: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{21}$  do ARX331.

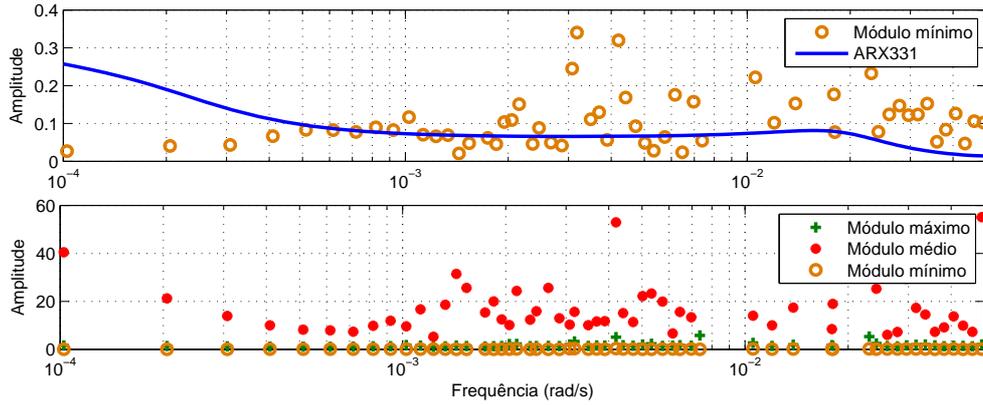


FIG. 3.22: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{22}$  do ARX331.

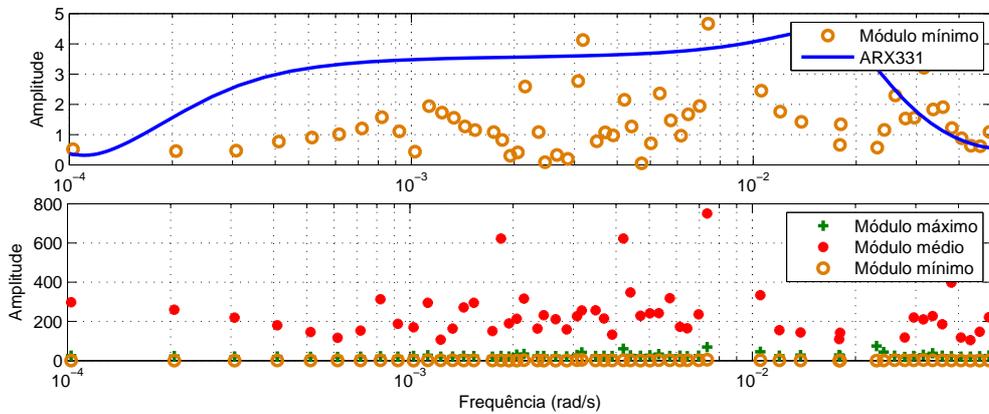


FIG. 3.23: Módulos da resposta em frequência - canal  $G_{23}$  do ARX331.

O objetivo a partir desta etapa seria a aplicação da metodologia de SILVEIRA (2006) para obtenção de uma FT, a partir dos dados de resposta em frequência apresentados nos vários canais. Contudo, algum tratamento matemático ainda deverá ser realizado a fim de diminuir a dispersão entre os pontos de resposta em frequência apresentados nos gráficos anteriores.

### 3.5 COMENTÁRIOS SOBRE A ANÁLISE DO FRA

Neste capítulo, a modelagem do FRA foi realizada a partir de dados de entradas e saídas medidos em dias de operação normal da planta, cabe observar que a obtenção de dados nesta situação é muito difícil e, muitas vezes, mesmo com estímulo nas estradas da planta os sinais de saídas não são suficientes para a realização da modelagem. Os dados obtidos não foram criticados em relação às condições operacionais, ou seja, não

foi realizado nenhum tratamento nos dados coletados. Por outro lado, esta situação é desejável para modelagem em tempo real.

Os modelos discretos do tipo FIR foram utilizados e comparados com os modelos ARX. O modelo FIR é empregado no sistema VIP da Petrobras para realização da identificação de modelos. Os modelos FIR diferem basicamente dos ARXs, no fato de usarem somente as entradas para modelar as saídas. Os modelos ARXs utilizam também as próprias saídas para gerar o modelo.

O critério  $J_{fit}$  foi adotado como parâmetro de escolha dos modelos ARXs calculados. Porém, outros critérios também podem ser utilizados com esta finalidade. De acordo com este critério os melhores modelos foram o ARX324 para saída  $y_1$  e o ARX331 para a saída  $y_2$ .

A identificação de modelos foi realizada considerando três grupos de dados. A determinação dos grupos pode acarretar resultados bastante diferenciados, ocasionando tanto modelos bem ajustados quanto dificuldades em determinar um modelo adequado, além de dúvidas com relação à seleção do modelo a ser adotado.

A aplicação da metodologia de OLIVEIRA (2008) em dados gerados por modelos acadêmicos, desconsiderando ruídos, apresentou melhores resultados em comparação com os apresentados neste trabalho. Embora tenha ocorrido uma aparente dispersão entre os dados de resposta em frequência gerados pelo modelo discreto e pela metodologia de OLIVEIRA (2008), conforme já foi comentado anteriormente, não existe certeza maior sobre quais são os valores mais corretos da resposta em frequência da planta quando compara-se os resultados das duas metodologias. Assim sendo, o modelo mais adequado poderia ser obtido pela média das respostas em frequência dos dois métodos.

## 4 SIMULAÇÕES COM A UNIDADE DE PROCESSAMENTO DE GÁS NATURAL

A unidade de processo utilizada neste capítulo para a modelagem foi a Unidade de Processamento de Gás Natural (UPGN). Esta foi objeto de estudo de CAMPOS et alii (2007) com o título Ganhos Econômicos devido à melhoria no Controle de uma Planta de Processamento de Gás Natural, tendo sido apresentado no IV Congresso Rio Automação 2007. Esta unidade encontra-se operando com Controle Avançado em Catu no Estado da Bahia.

### 4.1 UNIDADE DE PROCESSAMENTO DE GÁS NATURAL

O processamento do gás natural tem por objetivo separar os hidrocarbonetos com três ou mais átomos de carbono da fração constituída de metano e etano conforme ilustra a FIG. 4.1.

O processamento consiste na recuperação da fração com  $C_3 + C_4$ , que constitui o Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), também conhecido como gás de cozinha, das frações mais pesadas ( $C_5+$ ), denominada gasolina natural.

O processamento tem a finalidade de colocar o gás natural dentro das especificações de consumo e separar as correntes de maior valor agregado, como o GLP, que é um combustível nobre de maior valor agregado que o gás natural e que tem produção deficitária no país. Cabe observar que o GLP, em função de seu preço de mercado, normalmente garante um retorno mais rápido dos investimentos.

A separação do metano e etano em relação ao gás natural e, a posterior separação

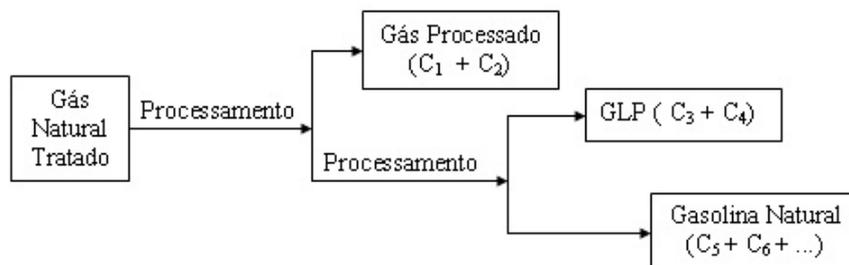


FIG. 4.1: Processamento do Gás Natural.

do propano e butano em relação ao líquido de gás natural podem ser feitas em diversos tipos de unidades com processamentos distintos.

A FIG. 4.2 mostra o fluxograma simplificado de uma UPGN.

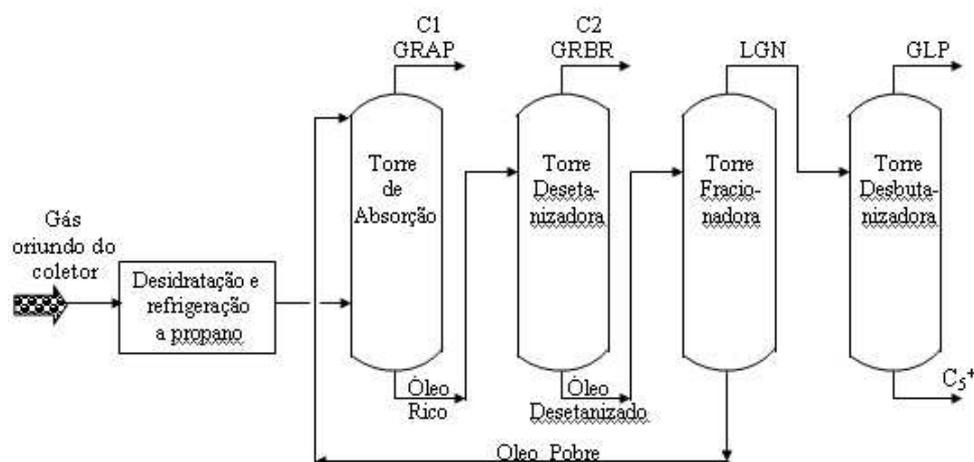


FIG. 4.2: Fluxograma Simplificado de uma UPGN.

A escolha do melhor processo ou do mais econômico depende de vários fatores, tais como a quantidade de gás a ser processada, a composição do gás, a pressão disponível, a recuperação desejada, etc.

Os tipos de unidades de processamento de gás natural utilizadas como processos são: refrigeração simples, turboexpansão, absorção, efeito Joule-Thomson e processos combinados. Os processos de separação das frações mais pesadas do gás natural (C3+) baseiam-se no princípio de condensação por abaixamento de temperatura.

O processo que usa a refrigeração simples promove apenas um pequeno percentual de recuperação, embora tenha um custo bem menor.

O processo de turboexpansão é o mais indicado quando se deseja uma maior recuperação de etano, pois consegue-se temperaturas mais baixas, suficientes para promover a condensação do etano. Neste processo, o gás processado é proporcionalmente mais rico em metano.

O processo de absorção refrigerada utiliza, como princípio básico, um óleo que absorve as frações pesadas e a refrigeração promove um maior percentual de recuperação.

O processo por efeito Joule-Thomson é, simplesmente, realizado pelo resfriamento do gás por expansão adiabática através de uma restrição.

As UPGNs são importantes unidades de processamento pois produzem grandes quantidades de GLP, além de regular as especificações do gás natural para o consumo indus-

trial, residencial e veicular. Apesar das refinarias serem responsáveis pela maior parte da produção de GLP, a opção de aumentar a oferta deste gás a partir do aumento da capacidade de refino não é tão atraente do ponto de vista econômico. Com o aumento da capacidade de refino, necessário para se atender a demanda do mercado, acarretaria uma sobra considerável de outros combustíveis, principalmente gasolina e óleo combustível, dificultando a comercialização destes com preços atrativos.

## 4.2 COLETA DOS DADOS DO VIP E PI

Os dados para simulação e análise utilizados foram importados diretamente do sistema VIP e PI da Petrobras. O VIP permite a visualização e a geração de modelos, que serão empregados para a implementação do CAV nas unidades de processo. O VIP realiza a identificação de modelos FIR e ARX SISO.

Os testes mais comuns para identificação de modelos consistem em alterar os níveis apresentados pelas variáveis livres, simulando a aplicação de sinais do tipo degrau. Os comportamentos das variáveis dependentes são registrados em função das modificações nos valores das variáveis livres. Os modelos podem ser levantados a partir de dados práticos correspondentes a outros tipos de sinais.

Há muitas teorias sobre os modos de excitação das entradas de uma planta. Trata-se de um assunto complexo e que depende muito do tipo de processo envolvido. Como por exemplo, um dos modos de excitação é o PRBS (Seqüência Binária Pseudo-Randômica), que é um sinal com espectro largo, próximo ao ruído branco, que permite cobrir a faixa de freqüências de operação em muitos processos. A duração de cada pulso que compõe a seqüência depende de uma análise do tempo de resposta do processo. Geralmente, adota-se a quarta parte da constante de tempo do sistema para duração de cada pulso PRBS, sendo adotado valores de amplitude superiores em dez vezes a amplitude do ruído.

Cabe observar que se a planta estiver operando numa situação em que as variáveis medidas encontram-se com valores constantes, não será possível a modelagem e, quando muito, poderão ser determinados os ganhos entre as variáveis envolvidas.

O primeiro conjunto de dados para análise foi obtido entre os dias 01/11/2006 e 28/02/2007, utilizando período de amostragem de um minuto. Durante o intervalo de tempo mencionado, a planta de processo foi perturbada com o objetivo de excitar os sinais de saída, permitindo a captura da dinâmica de interesse.

Para esta base de dados, a planta considerada é do tipo MIMO, sendo composta por seis variáveis manipuladas, uma variável de perturbação e nove variáveis controladas. As

variáveis utilizadas são:

a) Variáveis Manipuladas

- $u_1$  - razão entre os refluxos
- $u_2$  - razão de carga
- $u_3$  - razão refluxo de carga
- $u_4$  - pressão do compressor
- $u_5$  - pressão sucção do compressor de venda
- $u_6$  - temperatura do prato de controle

b) Variável de perturbação

- $u_7$  - vazão da carga com filtragem exponencial

c) Variáveis Controladas

- $y_1$  - razão da carga
- $y_2$  - inferência percentual molar do propano do gás de venda com filtragem exponencial
- $y_3$  - inferência percentual molar de etano no LGN com filtragem exponencial
- $y_4$  - diferencial de pressão no fundo
- $y_5$  - pressão de topo PIT-3605
- $y_6$  - nível do vaso do refluxo com filtragem exponencial
- $y_7$  - temperatura do vaso
- $y_8$  - vazão do gás industrial com filtragem exponencial
- $y_9$  - pressão do compressor com filtragem exponencial

Diferentemente da base de dados anterior, um segundo conjunto de dados foi utilizado com medidas realizadas entre os dias 01/07 e 31/07/2008, refletindo neste caso a dinâmica da planta em condições normais de operação.

É importante observar que a nova base de dados sofreu modificações em relação a anterior no que se refere às variáveis manipuladas e controladas, com acréscimos de variáveis de perturbação. Essas modificações foram motivadas por observações de engenheiros, que constataram a necessidade de explicar melhor o comportamento de determinadas saídas.

Ao conjunto das variáveis manipuladas anteriores foi acrescentado o sinal  $u_7$  (temperatura do refeedor lateral). Para as variáveis de perturbação, renomeou-se com  $u_8$  o sinal de perturbação  $u_7$  da base anterior e foram adicionados os sinais  $u_9$ ,  $u_{10}$ ,  $u_{11}$ ,  $u_{12}$  e  $u_{13}$  (descritos abaixo). Com relação ao conjunto de variáveis de saída, os sinais  $y_1$ ,  $y_7$  e  $y_8$  foram retirados e a nova base foram acrescidos, além dos sinais restantes na base anterior, outros novos oito sinais de saída. Observa-se, porém, que alguns dos sinais de saída foram renomeados da base de dados anterior para a base nova.

Para representar este caso foram consideradas as seguintes variáveis:

a) Variáveis Manipuladas

- $u_1$  - razão entre os refluxos
- $u_2$  - razão de carga
- $u_3$  - razão refluxo de carga
- $u_4$  - pressão do compressor
- $u_5$  - pressão sucção do compressor de venda
- $u_6$  - temperatura do prato de controle
- $u_7$  - temperatura refeedor lateral

b) Perturbações

- $u_8$  - vazão da carga da unidade
- $u_9$  - propano carga - cromatógrafo
- $u_{10}$  - n-Butano carga - cromatógrafo
- $u_{11}$  - iso-Butano carga - cromatógrafo
- $u_{12}$  - riqueza da carga
- $u_{13}$  - temperatura de saída do forno

c) Variáveis Controladas

- $y_1$  - abertura da válvula de refluxo
- $y_2$  - temperatura de sucção do compressor de venda
- $y_3$  - pressão do compressor
- $y_4$  - diferencial de pressão no topo

- $y_5$  - diferencial de pressão no fundo
- $y_6$  - pressão de topo
- $y_7$  - rotação do turbo expensor
- $y_8$  - pressão na entrada da unidade
- $y_9$  - abertura da válvula anti-surge para o compressor
- $y_{10}$  - nível do vaso de refluxo
- $y_{11}$  - etano no LGN - resultado do laboratório
- $y_{12}$  - propano GV - Cromatógrafo
- $y_{13}$  - inferência percentual molar de etano no LGN com filtragem exponencial
- $y_{14}$  - inferência percentual molar do propano do gás de venda com filtragem exponencial

### 4.3 MODELAGEM ARX E FIR COM OS DADOS DA UPGN

Nesta seção serão apresentados os resultados da modelagem da UPGN com três grupos de dados, sendo os dois primeiros obtidos durante a fase de testes com a geração de degraus nas variáveis manipuladas e o terceiro, a partir da medição dos sinais com a operação normal da planta.

Primeiramente, realizou-se a modelagem com os dados medidos no dia 25/10/2006. Em seguida, foi realizada a identificação com os dados coletados entre os dias 25/10/2006 até 28/02/2007. Por último, utilizou-se os dados coletados entre 07/07/2008 até 31/07/2008, referente à operação normal da planta.

Durante os cálculos de modelagem, empregou-se também o sinal de perturbação, que é a entrada  $u_7$  da planta. A modelagem com este sinal pode ser interessante e trazer bons resultados, conforme sua influência no sinal de saída considerado, esta melhoria pode ser atribuída a maior quantidade de informação para realização da modelagem. O histórico de variabilidade das entradas e das saídas da planta é importante, pois permite caracterizar o seu funcionamento em um ponto de operação. Caso contrário, o modelo calculado poderá representar apenas um comportamento temporário do processo. É como se a planta tivesse um modelo variante no tempo.

Nos cálculos realizados nesta seção, não foi adotado o método de validação cruzada, isto é, os dados utilizados para a validação são os mesmos para a estimação do modelo.

Isto se deve ao fato dos resultados com o método de validação cruzada não terem apresentado bons ajustes, o que pode refletir uma mudança significativa da dinâmica existente entre os dados de validação e os de estimação. A TAB. 4.1 ilustra essa situação para a saída  $y_2$  com modelos ARX e FIR.

TAB. 4.1: Ajustes de modelos MISO para a saída  $y_2$  utilizando o sinal  $u_7$ .

Modelos	$J_{fit}(\%)$	
	Dados de validação (DV)	Dados de estimação (DE)
ARX775 (DE)	38,92	60,58
ARX775 (DV)	74,11	-5,28
FIR60.1 (DE)	26,15	68,79
FIR60.1 (DV)	85,68	-107,7

Para os resultados apresentados na TAB. 4.1 foram utilizados os dados do dia 25/10/2006, contendo 1020 medições. Considerou-se as 510 primeiras medições para a estimação e as demais para a validação do modelo. Para o modelo discreto ARX775, calculado com os dados de validação e depois testado com estes mesmos dados, chega-se a um bom ajuste (74,11%). Porém, ao utilizar os dados de estimação neste modelo, como se fosse realizar a validação cruzada, chega-se a um ajuste  $J_{fit} = -5,28\%$ . A FIG. 4.3 ilustra os gráficos obtidos neste caso. Apesar do ajuste para validação cruzada apresentar um valor baixo e negativo, o segundo gráfico mostra que visualmente existe coerência entre a resposta do modelo e os dados originais.

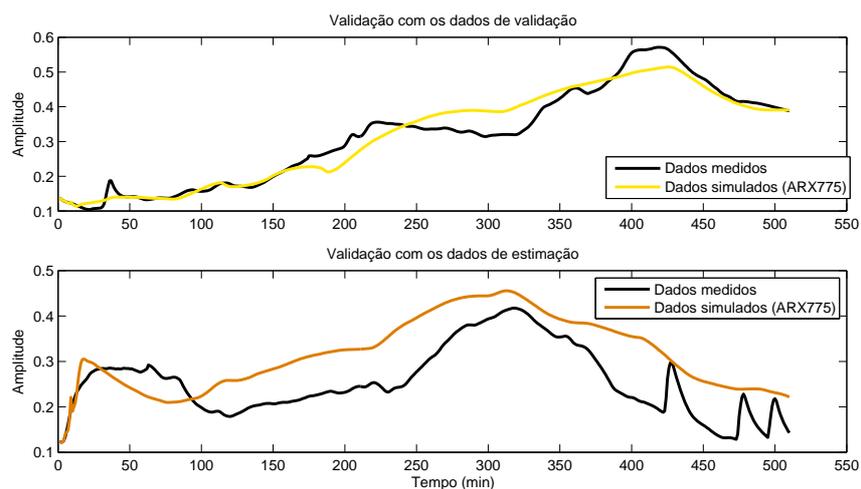


FIG. 4.3: Ajuste do modelo ARX775 com os dados de validação.

### 4.3.1 BASE DE DADOS DE 25/10/2006

A FIG. 4.4 mostra os sinais de entrada  $u_1$ ,  $u_4$ ,  $u_6$  e  $u_7$  da base de dados de 25/10/2006, que apresentam variações ao longo do tempo. Os demais sinais de entrada são constantes nesta base, tendo sido levados em conta apenas na modelagem ARX e FIR. As saídas consideradas para a modelagem foram  $y_2$ ,  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$ ,  $y_7$ ,  $y_8$  e  $y_9$ . A saída  $y_1$  não foi modelada pois permaneceu constante durante o intervalo de tempo observado.

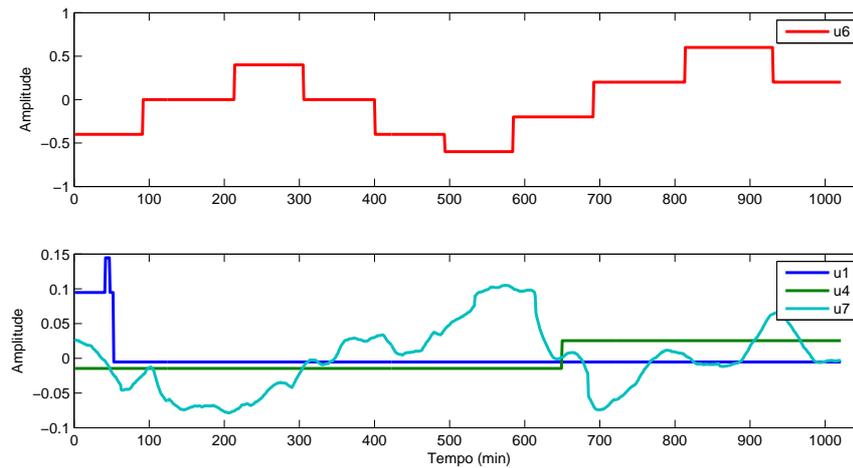


FIG. 4.4: Sinais de entrada  $u_1$ ,  $u_4$ ,  $u_6$  e  $u_7$  da UPGN.

A FIG. 4.5 ilustra os sinais de saída de interesse na base de dados de 25/10/2006.

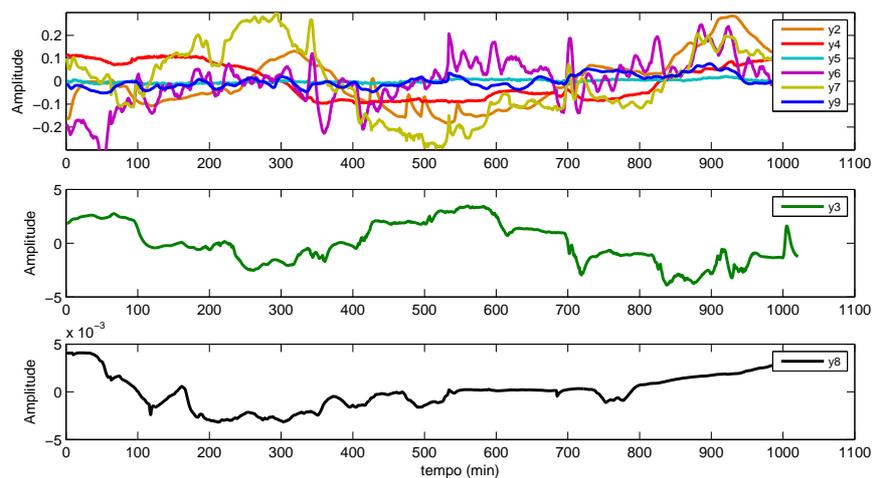


FIG. 4.5: Sinais de saída  $y_2$ ,  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$ ,  $y_7$ ,  $y_8$  e  $y_9$  da UPGN.

As tabelas seguintes mostram os custos de ajuste dos modelos discretos FIR e ARX, que apresentaram os melhores resultados para as saídas  $y_2$ ,  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$ ,  $y_7$ ,  $y_8$  e  $y_9$ .

A tabela TAB. 4.2 se refere aos custos de ajuste para os modelos discretos ARX MISO e FIR utilizando o sinal de perturbação  $u_7$ . Os modelos FIR, segundo a função  $J_{fit}$ , foram os que apresentaram os melhores resultados, exceto para a saída  $y_4$ . Entretanto, cabe observar que os modelos FIR apresentados possuem números de parâmetros significativamente superiores aos dos modelos ARX.

Assim, para modelar a UPGN, o modelo FIR120.1 seria o escolhido. Entre os modelos ARX, poderia-se adotar o ARX775 para as saídas  $y_2$  e  $y_3$ , o ARX770 para as saídas  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$  e  $y_9$ , o ARX681 para a saída  $y_7$  e o ARX773 para a saída  $y_8$ . O modelo ARX331, com menor número de parâmetros, apresentou bons resultados e poderia representar algumas saídas do sistema.

TAB. 4.2: Ajustes dos modelos MISO com o sinal  $u_7$ .

Modelos	$J_{fit}(\%)$							
	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$
ARX775	70,54	72,96	63,06	30,99	39,81	46,98	66,26	39,68
ARX681	70,42	72,76	65,78	39,25	39,72	56,31	63,71	40,01
ARX773	70,42	72,55	62,93	39,35	40,98	54,23	66,99	40,75
ARX770	69,97	72,22	66,82	43,09	42,12	54,33	66,04	52,99
ARX441	69,31	72,12	64,30	39,23	35,29	56,16	62,09	38,98
ARX331	69,24	72,15	63,31	40,76	33,65	55,34	61,66	35,56
FIR120.1	83,84	81,71	55,99	75,82	64,98	64,43	85,75	75,51
FIR090.1	80,98	78,56	44,11	64,81	54,65	61,41	77,77	70,04

A TAB 4.3 mostra o resultado da identificação de modelos discretos ARX MISO e FIR, realizada com os dados de 25/10/2006 sem o sinal de perturbação  $u_7$ .

TAB. 4.3: Ajustes dos modelos MISO sem o sinal  $u_7$ .

Modelos	$J_{fit}(\%)$							
	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$
ARX775	68,16	71,88	56,65	20,57	29,32	37,87	49,34	35,72
ARX681	68,55	71,78	55,10	15,42	26,80	53,51	49,06	35,18
ARX773	68,18	71,83	56,20	17,52	27,18	52,54	49,39	34,45
ARX331	67,16	71,43	53,69	19,22	24,20	52,28	41,61	34,73
FIR120.1	73,58	77,50	44,02	41,54	53,42	61,12	63,46	48,75
FIR90.1	73,03	76,78	34,01	33,06	43,51	59,50	52,78	46,25

Comparando-se esses resultados com os da TAB. 4.2, observa-se uma diminuição dos custos de ajustes  $J_{fit}$  correspondentes nas tabelas em praticamente todos os modelos. Da mesma forma que na TAB. 4.2 os modelos FIR apresentaram os melhores resultados, ex-

ceto para a saída  $y_4$ . Pelos resultados destas tabelas, a utilização do sinal de perturbação  $u_7$  na modelagem parece ser conveniente.

Pela TAB. 4.3, poderia-se escolher o modelo ARX681 para a saída  $y_2$ , o ARX775 para  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$  e  $y_9$  e o ARX773 para a saída  $y_8$ . Dos modelos FIR calculados, o escolhido seria o FIR120.1. O modelo ARX331 com menor número de parâmetros apresentou bons resultados e, também poderia representar algumas saídas da UPGN.

A FIG. 4.6 apresenta o gráfico com os dados medidos na saída  $y_2$  e as respostas dos modelos MISO ARX775, ARX331 e FIR120.1, considerando o sinal de entrada  $u_7$ . Pode-se observar desta figura que as respostas dos modelos são bem próximas, o que mostra que poderiam representar a saída  $y_2$ . Os modelos ARX não conseguem reproduzir as oscilações observadas nos sinais medidos (em vermelho) entre 400 e 600 minutos.

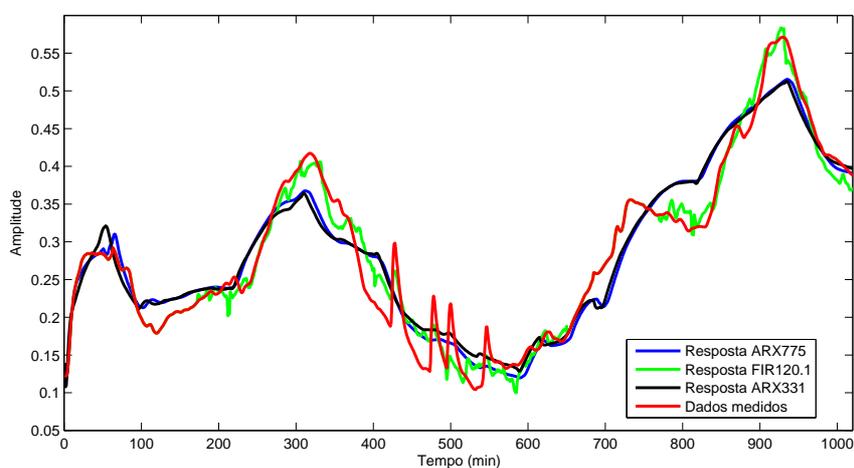


FIG. 4.6: Gráfico da saída  $y_2$  e das respostas dos modelos ARX775, ARX331 e FIR120.1.

A FIG. 4.7 apresenta o gráfico com os dados medidos na saída  $y_2$  e as respostas dos modelos MISO ARX681, ARX331 e FIR120.1, sem levar em conta o sinal  $u_7$ , de acordo com a TAB. 4.3. Pode-se observar desta figura que as respostas dos modelos também estão próximas e poderiam representar a saída  $y_2$ .

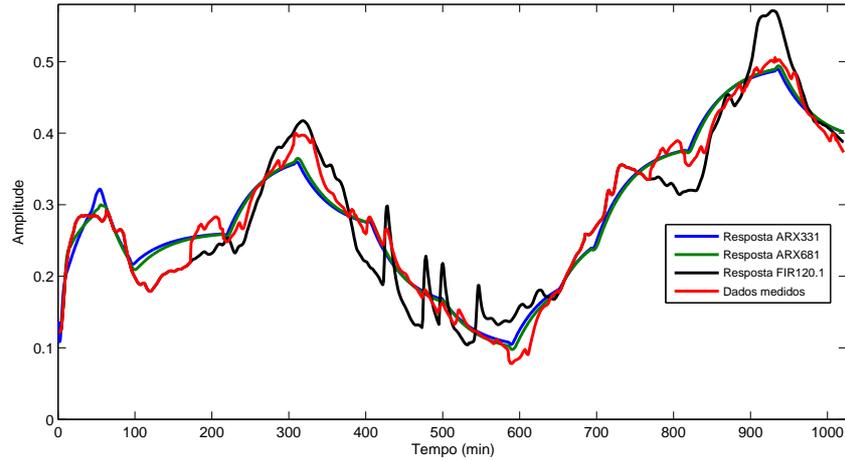


FIG. 4.7: Gráfico da saída  $y_2$  e das respostas dos modelos ARX681, ARX331 e FIR120.1.

O modelo FIR120.1 apresenta um melhor ajustamento para a função custo  $J_{fit}$ , embora o modelo ARX681 possa representar a saída  $y_2$ , com a vantagem de uma menor quantidade de parâmetros e, conseqüentemente, com um menor esforço computacional.

A TAB. 4.4 mostra os resultados alcançados para a mesma base de dados de 25/10/2006 com o sinal de perturbação  $u_7$ , mas agora para o caso MIMO. Pela comparação com a TAB. 4.2, referente ao caso MISO, nota-se que houve um pequeno aumento dos custos de ajuste para as saídas  $y_2$ ,  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_7$ ,  $y_8$  e  $y_9$ , enquanto que para as demais saídas ocorreu uma pequena diminuição. Cabe observar que os modelos FIR são os mesmos, tanto para o caso MISO quanto para o MIMO. No caso MIMO, o esforço computacional para o cálculo dos modelos é significativamente mais elevado.

TAB. 4.4: Ajustes dos modelos MIMO com o sinal  $u_7$ .

Modelos	$J_{fit}(\%)$							
	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$
ARX775	68,51	73,07	67,14	26,11	32,76	60,11	68,75	47,75
ARX681	72,40	71,96	67,85	28,89	35,32	65,18	66,35	48,37
ARX773	71,80	72,59	68,44	22,73	38,72	65,88	69,20	46,21
ARX770	73,62	72,57	67,23	28,99	41,36	62,64	69,95	56,16
ARX331	73,42	71,18	67,08	33,83	30,45	60,31	66,58	38,25

A TAB. 4.5 mostra os resultados alcançados para o caso MIMO, sem levar em conta o sinal de perturbação  $u_7$ . Através da comparação dos resultados com a TAB. 4.3, nota-se uma pequena melhoria com a consideração das demais saídas na modelagem.

TAB. 4.5: Ajustes dos modelos MIMO sem o sinal  $u_7$ .

Modelos	$J_{fit}(\%)$							
	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$
ARX775	69,86	72,09	63,80	26,80	32,85	61,66	56,92	39,38
ARX681	71,11	72,52	65,08	24,86	35,37	64,30	55,60	37,81
ARX773	70,78	72,22	61,45	18,91	35,83	64,71	56,09	36,97
ARX770	71,09	72,09	63,28	21,83	32,17	63,06	55,52	36,38
ARX331	70,03	71,13	67,75	20,53	31,23	59,89	56,68	36,40

A FIG. 4.8 mostra o gráfico das respostas dos modelos MIMO ARX775 e ARX331, modelados com e sem o sinal de perturbação  $u_7$ . Observa-se que as respostas dos modelos para a saída  $y_2$  estão bem coerentes.

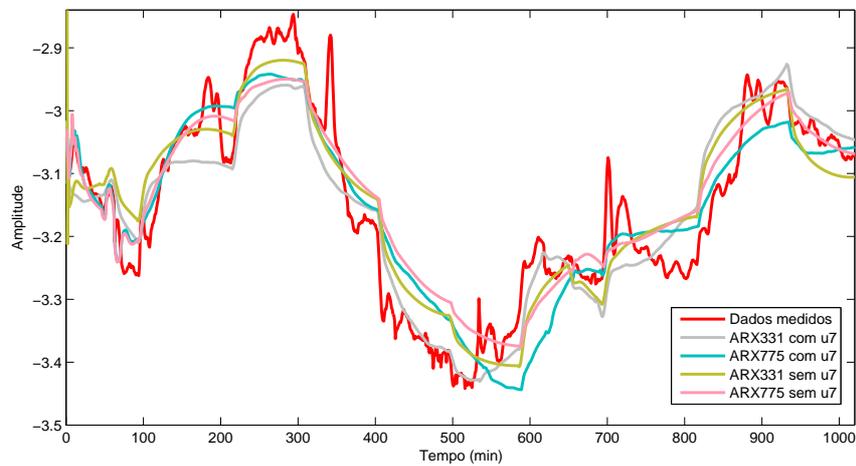


FIG. 4.8: Gráfico da saída  $y_7$  e das respostas dos modelos ARX775 e ARX331.

#### 4.3.2 BASE DE DADOS DE 25/10/2006 ATÉ 28/02/2007

A FIG. 4.9 mostra os sinais das variáveis manipuladas nesta nova base de dados. Observa-se uma seqüência de pulsos nestas variáveis a fim de excitar o processo a ser modelado.

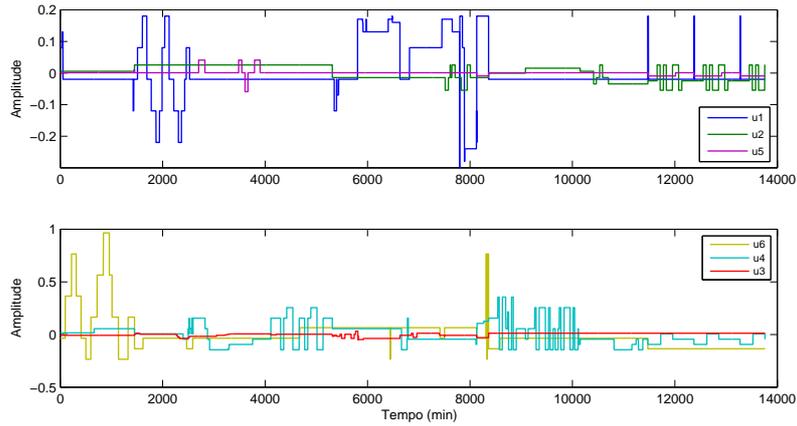


FIG. 4.9: Sinais das variáveis manipuladas.

A TAB. 4.6 mostra os resultados alcançados com os ajustes de modelos ARX MIMO e FIR para as saídas  $y_2$ ,  $y_3$ ,  $y_4$ ,  $y_5$ ,  $y_6$ ,  $y_7$ ,  $y_8$  e  $y_9$ , utilizando os 13762 dados medidos contidos nesta base de dados e o sinal de perturbação  $u_7$  na modelagem. Os ajustes através de modelos MISO mostraram-se insatisfatórios, o que levou a não apresentá-los. Isto se deve provavelmente ao fato dos termos mais recentes das entradas pouco explicarem o comportamento das saídas desejadas, o que é compensado no caso MIMO com a memória passada das demais saídas. Por outro lado, com os modelos FIR, observam-se ajustes relativamente adequados, pois utilizam números bem superiores de termos contendo as memórias das entradas. O modelo ARX770 MIMO apresentou, de forma geral, um bom ajuste para as diversas saídas, exceto para a saída  $y_6$ .

A análise das funções custos das saídas na tabela TAB. 4.6 mostram que os resultados para diferentes modelos apresentam valores negativos e baixo ajustamento. Através da observação destes sinais nota-se variação excessiva ao longo do tempo. Vale a pena lembrar que estes sinais foram agrupados e são oriundos de diferentes intervalos de tempo.

TAB. 4.6: Custos dos Modelos ARX MIMO com  $u_7$  (dados de 25/10/2006 a 28/02/2007).

Modelos	$J_{fit}\%$							
	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_9$
ARX770	23,71	47,95	30,74	54,93	-1,71	34,23	52,40	64,91
ARX773	9,923	43,48	-11,2	33,10	-25,2	30,73	42,43	58,58
FIR120.1	26,90	51,60	34,55	57,62	21,75	40,90	56,19	72,28
FIR90.1	26,09	50,49	33,91	56,76	20,67	40,11	55,65	72,05
FIR60.1	25,09	49,72	33,42	55,67	20,43	39,07	54,76	71,94
FIR30.1	21,47	48,20	32,51	54,15	19,80	36,63	49,52	70,27

A FIG. 4.10 apresenta o gráfico da saída medida  $y_2$  e as respostas dos modelos FIR120.1, ARX770 e ARX773 para esta mesma saída. Embora os valores de ajuste da função  $J_{fit}$  sejam relativamente baixos, as respostas dos modelos apresentam uma certa coerência com os dados medidos.

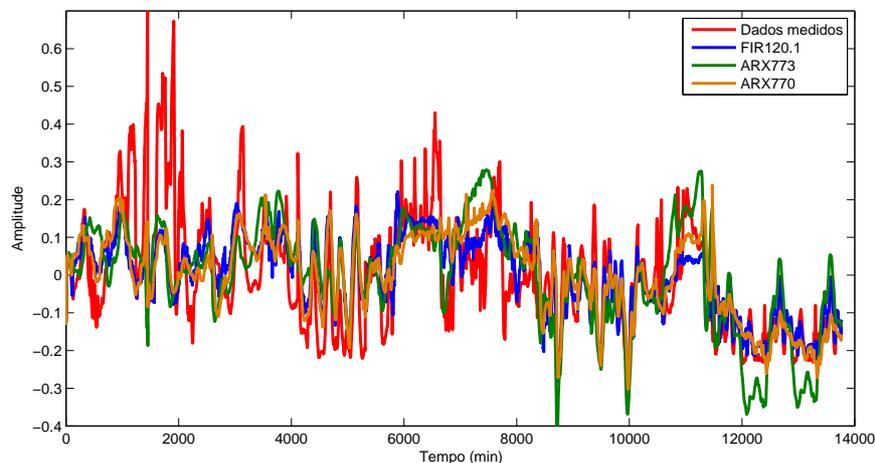


FIG. 4.10: Gráfico da saída  $y_2$  e das respostas dos modelos FIR120.1, ARX770 e ARX773.

#### 4.3.3 BASE DE DADOS DE 07/07/2008 ATÉ 31/07/2008

Foram realizados testes com os 9590 dados medidos e selecionados da UPGN em condições normais de operação. A TAB. 4.7 mostra os resultados dos ajustes dos modelos obtidos para as saídas  $y_1$  até  $y_8$  e de  $y_{10}$  até  $y_{14}$ . A utilização desta base de dados foi motivada pela possibilidade de ajustar modelos fora das condições de realização de testes padrão. Neste caso, as variáveis manipuladas  $u_1$  até  $u_7$  encontravam-se com valores constantes, representativos do ponto de operação da planta. Para a modelagem, considerou-se como entradas dos modelos os sinais de perturbação  $u_8$  até  $u_{13}$  da FIG. 4.11. Pelos resultados apresentados na TAB. 4.7, os valores de ajuste ficaram bem inferiores aos alcançados anteriormente.

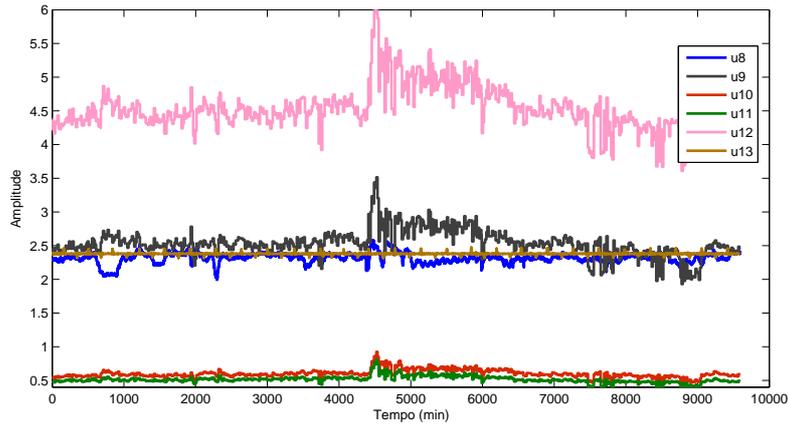


FIG. 4.11: Sinais das variáveis de perturbação  $u_8$  até  $u_{13}$ .

TAB. 4.7: Ajustes dos modelos MIMO somente com as perturbações.

Modelos	$J_{fit}(\%)$													
	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$	$y_6$	$y_7$	$y_8$	$y_{10}$	$y_{11}$	$y_{12}$	$y_{13}$	$y_{14}$	
ARX770	-2,3	-12	57,0	15,7	34,3	-1,4	16,3	24,7	28,8	1,80	3,68	26,2	7,35	
ARX681	2,83	-18	32,9	13,2	26,4	-28	13,3	22,2	23,4	4,28	4,61	26,8	4,62	
ARX441	4,53	-20	37,6	12,1	25,7	-15	10,3	21,9	23,8	-1,2	3,53	23,8	3,25	
ARX775	-14	-8,5	7,73	10,7	16,1	-74	-8,6	6,55	17,9	6,11	4,32	26,9	8,05	

A FIG. 4.12 mostra as respostas dos modelos ARX770 e ARX775. Apesar dos valores dos ajustes serem baixos, como se pode observar, os gráficos apresentaram uma certa coerência.

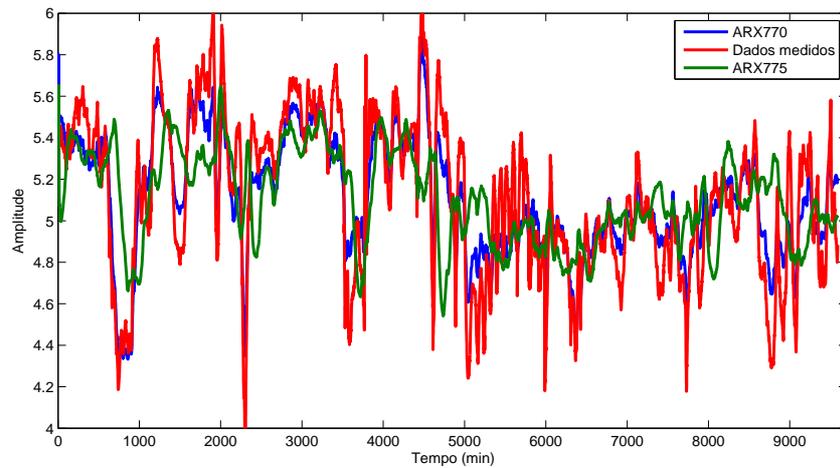


FIG. 4.12: Gráfico da saída  $y_3$  das respostas dos modelos ARX770 e ARX775.

#### 4.4 APLICAÇÃO DO MÉTODO DE RESPOSTA EM FREQUÊNCIA

Para efeito de aplicação da metodologia de OLIVEIRA (2008) considerou-se a base de dados de 25/10/2006, utilizando as entradas  $u_1$ ,  $u_4$ ,  $u_6$  e  $u_7$  com as saídas  $y_2$  e  $y_3$ . Nos gráficos de resposta em frequência, o espectro de mais alta frequência foi eliminado tendo em vista a grande dispersão dos pontos calculados.

A FIG. 4.13 ilustra as respostas em frequência dos modelos MIMO ARX775, ARX773, ARX770, ARX681, ARX331 e ARX441 para o canal  $G_{27}$  da saída  $y_2$ . Pela figura, observa-se uma relativa dispersão entre as respostas em frequência dos modelos mencionados.

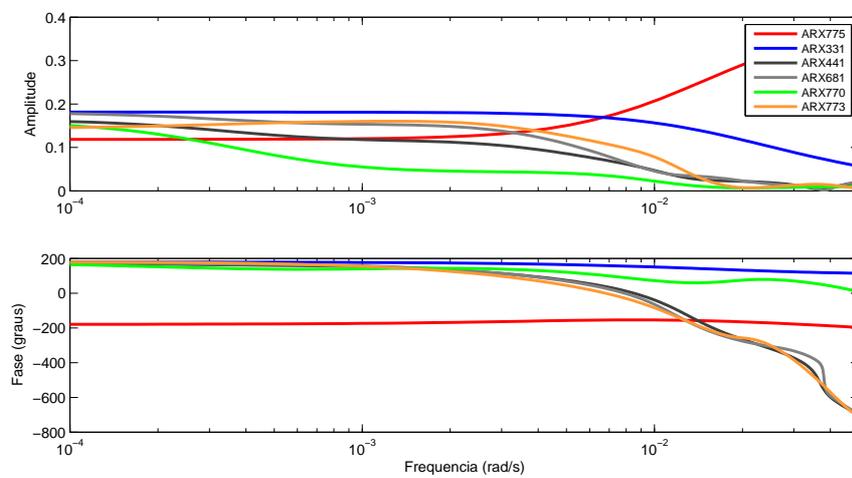


FIG. 4.13: Respostas em frequência do canal  $G_{27}$  para os modelos ARX775, ARX773, ARX770, ARX681, ARX331 e ARX441.

A TAB. 4.2 refere-se aos valores da função custo durante a fase de testes específicos para fins de identificação, ou seja, com a geração de sinais degraus nas variáveis manipuladas.

A TAB. 4.8 mostra os valores dos parâmetros ajustados na aplicação da metodologia de OLIVEIRA (2008). Considerou-se três situações distintas, isto é, utilizando 20, 50 e 100 dados na janela de FFT a ser completada com 1024 pontos.

TAB. 4.8: Parâmetros de ajuste da metodologia OLIVEIRA (2008).

Variável	Valor ajustado
T	60
tol1	0,001
NFFT	1024
Kcor	0.001
Kmed	3
Pcond	1000
Nmaxit	100
opl	aleatório

As FIGs. 4.14, 4.15, 4.16 e 4.17 mostram, respectivamente, as respostas em frequência médias geradas pela metodologia de OLIVEIRA (2008) com 100 iterações para os canais  $G_{21}$ ,  $G_{24}$ ,  $G_{26}$  e  $G_{27}$ . Os pontos de cor verde são os referentes a 20 pontos de dados na janela de FFT, os de cor vermelha a 50 dados e os de cor azul a 100 dados.

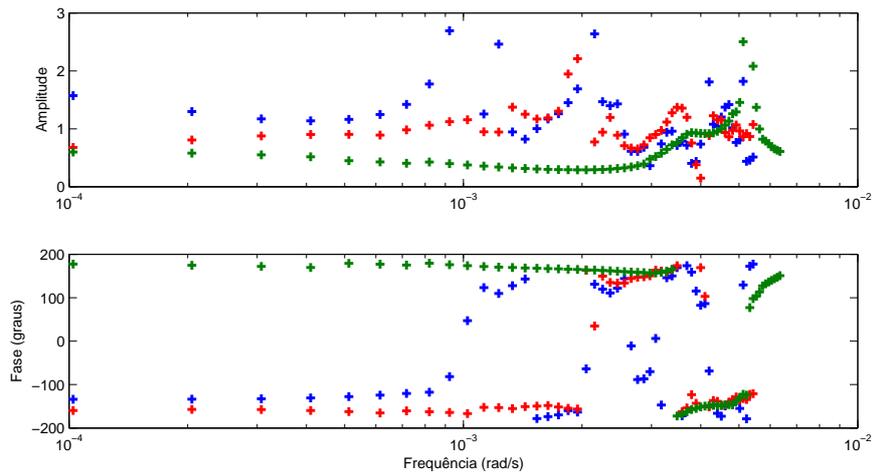


FIG. 4.14: Pontos da resposta em frequência do canal  $G_{21}$ .

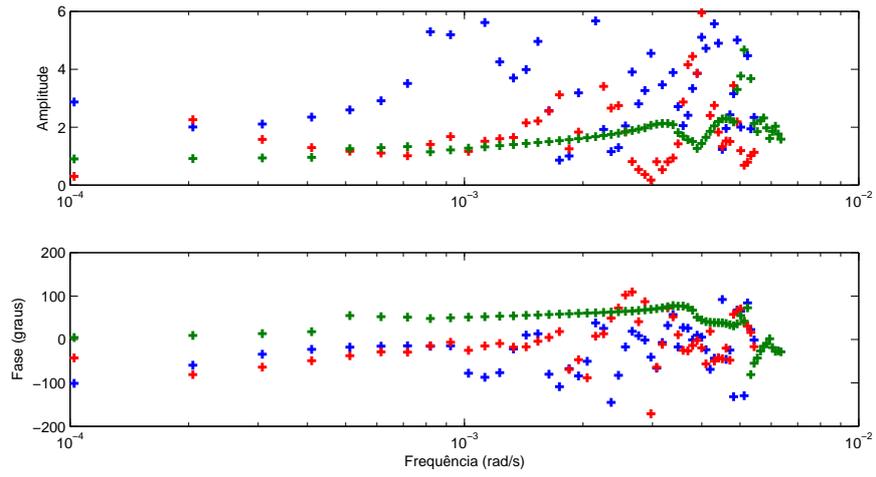


FIG. 4.15: Pontos da resposta em frequência do canal  $G_{24}$ .

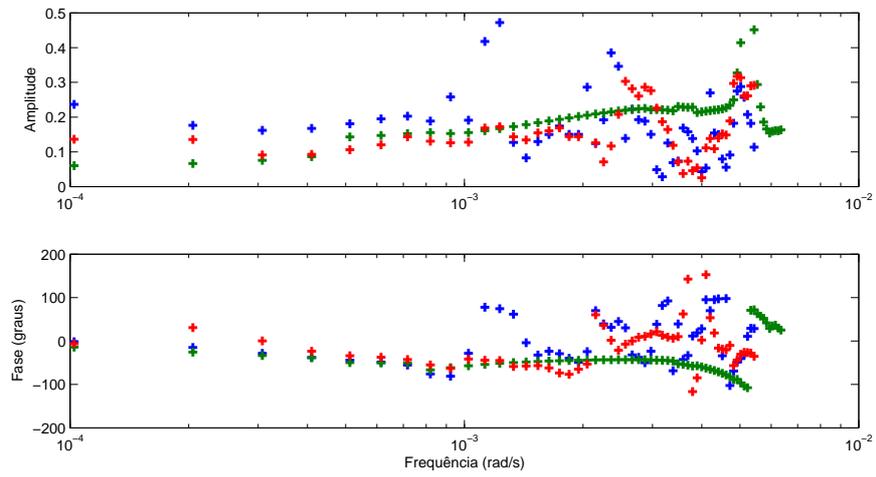


FIG. 4.16: Pontos da resposta em frequência do canal  $G_{26}$ .

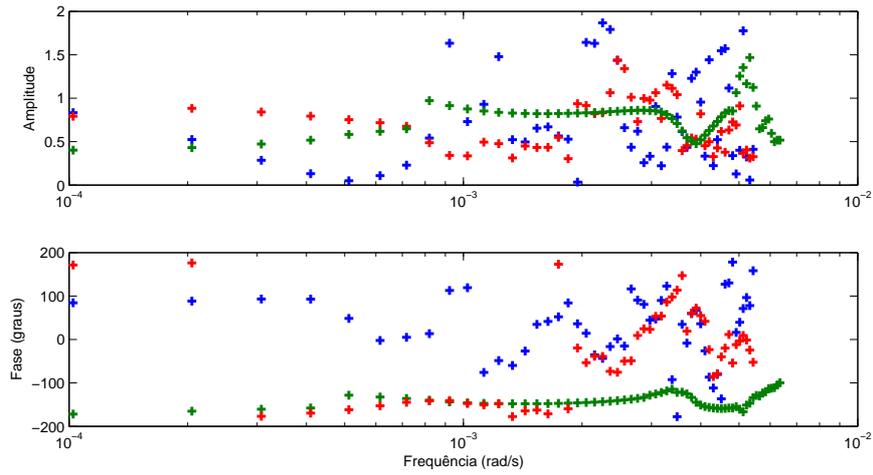


FIG. 4.17: Pontos da resposta em frequência do canal  $G_{27}$ .

As FIGs. 4.18, 4.19, 4.20 e 4.21 apresentam as respostas em frequência dos modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1, respectivamente, para os canais  $G_{21}$ ,  $G_{24}$ ,  $G_{26}$  e  $G_{27}$ .

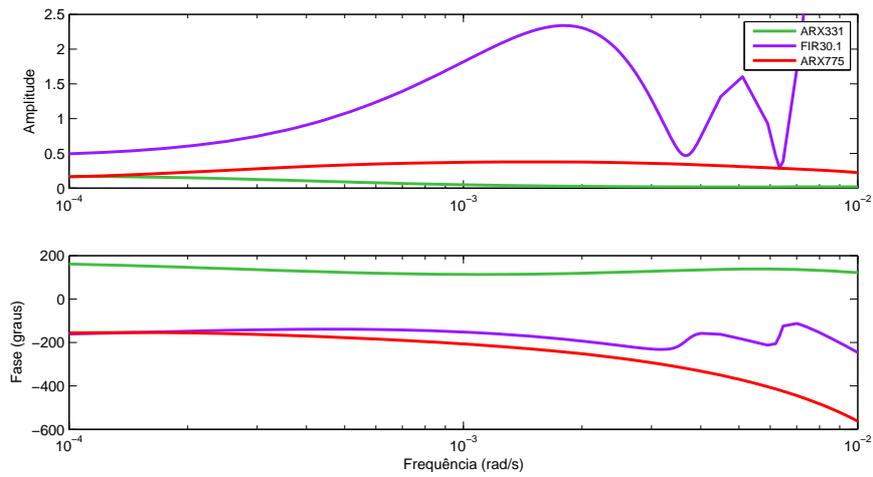


FIG. 4.18: Respostas em frequência do canal  $G_{21}$  para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1

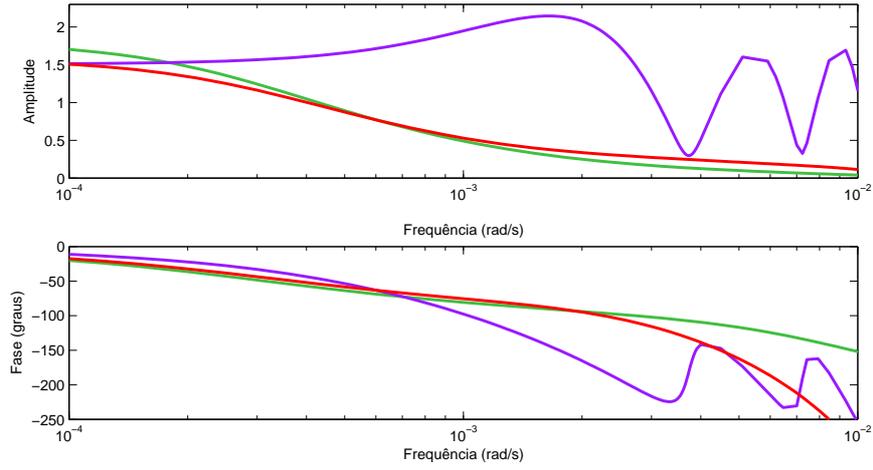


FIG. 4.19: Respostas em frequência do canal  $G_{24}$  para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1

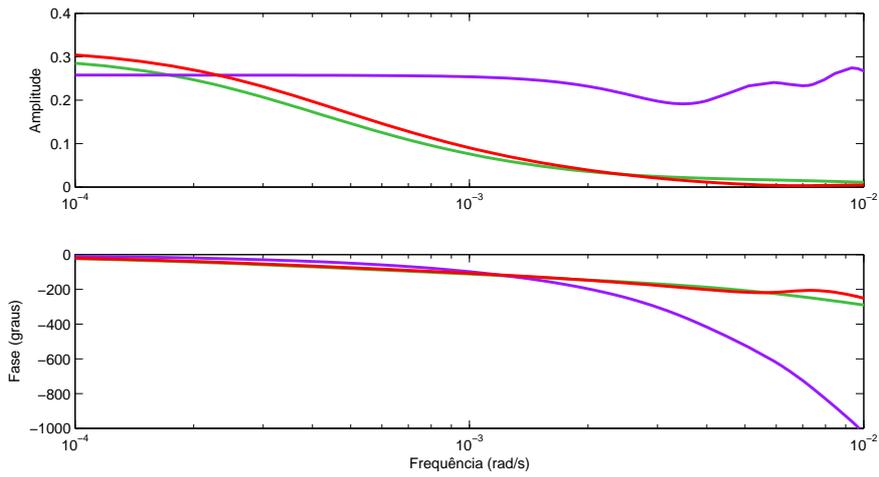


FIG. 4.20: Respostas em frequência do canal  $G_{26}$  para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1

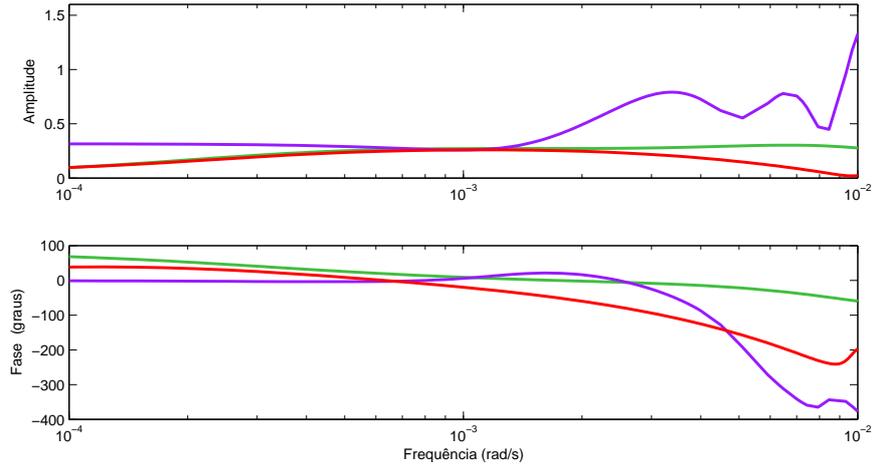


FIG. 4.21: Respostas em frequência do canal  $G_{27}$  para os modelos ARX775, ARX331 e FIR30.1

#### 4.5 COMENTÁRIOS SOBRE A ANÁLISE DA UPGN

Os sinais obtidos em dias normais de operação mostraram-se com poucas variações em suas dinâmicas. Para este caso, os ajustes dos modelos apresentaram custo  $J_{fit}$  baixos.

A aplicação da metodologia de OLIVEIRA (2008) envolve a escolha dos valores de diversos parâmetros, que certamente influenciarão no aspecto da resposta em frequência calculada. Os valores mais adequados para cada aplicação ainda é uma questão que merece ser estudada. Além disso, a utilização de dados reais, como é o caso do FRA e da UPGN, sempre envolve ruídos, erros de sensores, problemas operacionais, não linearidades do processo e muitos outros aspectos que acarretarão dispersões na resposta em frequência. Por outro lado, a resposta em frequência de um modelo discreto de ordem relativamente baixa sempre apresentará o aspecto de uma curva suave, independente do modelo estar bem ajustado ou não aos dados medidos. Portanto, é difícil afirmar qual é a resposta em frequência que melhor representa o processo real.

A metodologia de OLIVEIRA (2008) pode vir a apresentar resultados com menores dispersões aumentando-se o número de iterações e, por exemplo, implementando novos aperfeiçoamentos.

Embora não tenha sido realizado neste trabalho a modelagem a partir da resposta em frequência, utilizando por exemplo a técnica de SILVEIRA (2006), cabe observar que a conduta é viável e existe a possibilidade de se alcançar um bom modelo.

## 5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

### 5.1 CONCLUSÕES

Nesta dissertação, realizou-se um estudo na área de identificação de sistemas utilizando técnicas no domínio do tempo e no da frequência. A aplicação deste estudo foi voltada para a modelagem de um forno refervedor atmosférico (FRA) e de uma unidade de processamento de gás natural (UPGN), sendo ambas as plantas de processo pertencentes a Petrobras. O FRA é um importante equipamento utilizado na unidade de destilação atmosférica da refinaria, que por vezes consome cerca de 80% de toda energia empregada em uma refinaria. A UPGN é uma planta industrial que realiza a separação dos hidrocarbonetos com três ou mais átomos de carbono da fração constituída de metano e etano, os quais são correntes com alto valor econômico agregado.

A fim de viabilizar a modelagem dessas plantas industriais foi necessária a capacitação junto ao Centro de Pesquisa da Petrobras sobre as técnicas de implantação de Controle Avançado (CAv), que utiliza modelos preditivos multivariáveis em processos industriais. Os conhecimentos das etapas de controle na hierarquia de automação permitiu a constatação da necessidade de modelos confiáveis, tendo em vista que um modelo que não reflita a dinâmica da planta pode causar sérios prejuízos econômicos, ambientais e de segurança operacional. Para a obtenção de modelos, necessita-se de uma série de testes na unidade de processo. Esses testes são considerados uma das partes mais críticas na etapa de implantação de CAv e as atividades proporcionam um maior contato com o processo. Estes testes são realizados de maneira a minimizar os riscos operacionais ou de parada de produção.

A implantação de CAv está diretamente relacionada com a engenharia de processos, requerendo, além dos conhecimentos de técnicas de controle, o entendimento de processos mecânicos, físicos, químicos e a compreensão do objetivo global do próprio processo. Apesar de todos os esforços matemáticos realizados para identificação, a decisão final por qual modelo utilizar depende da experiência dos profissionais que trabalham diretamente nas unidades operacionais. O melhor modelo será aquele que fizer sentido sob o ponto de vista do processo.

O CAv traz uma série de vantagens, como por exemplo, as maximizações: da carga processada, levando o ponto de operação para o seu limite; de conversão da produção, nas

unidades de polimerização; da produção de produtos de maior valor agregado nas torres de separação; da carga e recuperação de produtos nobres nas unidade de elevada carga processada, como as unidades de destilação. Essas vantagens significam aumento da eficiência energética dos equipamentos, acarretando o aumento da produção e a diminuição do consumo de energéticos, trazendo retornos econômicos e em, alguns casos, ganhos ambientais.

Apesar do avanço tecnológico atual, não são tantas as técnicas de ordem prática que podem ser utilizadas para levantamento dos modelos. A Petrobras utiliza o programa de visualização e geração de modelos VIP, que realiza a modelagem a partir de modelos discretos ARX e FIR. A utilização de modelos FIR tem a vantagem de garantir a estabilidade, pelo fato de supor que a dinâmica do sistema dependa apenas das medidas passadas de um número finito de entradas externas.

Dentro deste cenário, cada vez mais exigente, realizou-se nesta dissertação um estudo sobre a modelagem destas plantas. O objetivo principal do trabalho consiste na aplicação de uma metodologia de identificação freqüencial, que vem sendo desenvolvida em trabalhos recentes. A idéia é avaliar os resultados pela aplicação no FRA e na UPGN, tendo por base os resultados fornecidos pelos modelos ARX e FIR. Estas plantas foram consideradas para efeitos de modelagem como sistemas lineares e invariantes no tempo ou que, pelo menos, tivessem um comportamento aproximadamente linear em cima dos pontos de operações escolhidos. O FRA foi também objeto de estudo em MANÓLIO (2004) que utilizou na modelagem a representação discreta ARX.

Na UPGN foi implantado o CA<sub>v</sub>, de acordo com CAMPOS et alii (2007), a partir da utilização do programa VIP e da geração de modelos discretos FIR. Os dados utilizados nesta dissertação foram coletados do VIP e do sistema de informação de processos PI da Petrobras.

A metodologia de identificação freqüencial está baseada em dois trabalhos. O primeiro consiste na técnica de OLIVEIRA (2008) que abordou uma metodologia para obtenção das respostas em freqüência dos vários canais de uma planta linear multivariável. A implementação computacional desta metodologia proposta recai na aplicação de FFT e na resolução de sistemas de equações lineares. O procedimento desenvolvido foi dividido em quatro partes. A primeira parte se refere à medição e processamento dos sinais de entrada e de saída no domínio do tempo. Na segunda parte, realiza-se a transformação dos dados medidos para o domínio da freqüência por meio da aplicação da FFT. Um sistema de equações lineares é obtido e resolvido na terceira parte, para cada

iteração, determinando a resposta em frequência dos canais da planta em um conjunto de valores de frequência. Por fim, na quarta parte, obtém-se a Matriz de Resposta em Frequência por meio do processamento das soluções determinadas nas iterações mencionadas. Esta metodologia complementa o segundo trabalho, que consiste na técnica de identificação N2CACGO, discutida em SILVEIRA (2006).

No trabalho de SILVEIRA (2006), apresentou-se uma metodologia de identificação de sistemas no domínio da frequência para aplicação em sistemas multivariáveis, lineares ou, ao menos, lineares em torno de pontos de operação, e invariantes no tempo. Os sistemas multivariáveis são representados por matrizes de funções de transferência, onde os modelos dos canais compartilham a mesma dinâmica, ou seja, utilizam um mesmo conjunto de pólos. O método propõe a utilização de uma função objetivo convexa, baseada em norma quadrática. O problema de otimização resultante pode ser solucionado de maneira analítica.

A aplicação dessas metodologias deve ser precedida de certos cuidados, ou seja, os sinais coletados do processo devem ser previamente processados. Estes sinais devem ser divididos em janelas de tempo (*slices*) adequadas para a identificação de modelos. Os intervalos de tempo com dados comprometidos por problemas em malhas de controle ou por ocorrência de distúrbios excessivo devem ser excluídos. Isto pode ser observado pela mudança de comportamento destes sinais. A escolha do modelo final é sempre uma decisão difícil, tendo em vista a variação dos modelos gerados pelos dados medidos em dias diferentes. Diversas condutas podem ser adotadas, inclusive a realização de médias ponderadas entre os coeficientes dos modelos gerados em diversos períodos.

Conforme apresentado no capítulo 3, os resultados do FRA foram baseados na função custo  $J_{fit}$  com o método de validação cruzada, empregando três bases de dados. Estes resultados foram compatíveis com o trabalho de MANÓLIO (2004), gerando os modelos ARX324 para a primeira saída e ARX331 para a segunda saída. No entanto, observou-se que os ajustes em outros modelos também foram satisfatórios, apresentando pequenas diferenças nos valores das funções custos. A título de exemplo, foi obtido o modelo ARX961 para a segunda saída, cujo o ajuste segundo o critério proposto foi melhor que o ARX331. Neste caso, verifica-se em prejuízo o aumento do número de parâmetros do modelo. Por outro lado, o modelo ARX211 também poderia ser utilizado para representar a planta, tendo a vantagem de um menor esforço computacional.

Nos diagramas de resposta em frequência apresentados nos capítulos 3 e 4, observa-se de maneira geral uma dispersão dos dados de resposta em frequência gerados pela

metodologia de OLIVEIRA (2008) quando comparados às respostas dos modelos ARX. Embora aparente um resultado pior, deve-se observar que, na realidade, estão sendo comparados dados de naturezas distintas. Os dados de resposta em frequência calculados pela metodologia de OLIVEIRA (2008) correspondem à situação real da planta, incluindo erros de medidas, ruídos, etc. Já na resposta em frequência do modelo ARX, todo esse tipo de erro foi desconsiderado no momento em que o modelo tenha sido ajustado, independentemente da qualidade do ajuste. Em função do pequeno número de parâmetros do modelo, a resposta em frequência deste será sempre uma curva suavizada.

A conclusão mais coerente em relação aos diagramas de resposta em frequência mencionados é se a nuvem de dados gerada pela metodologia OLIVEIRA (2008) está compatível ou não com a resposta em frequência do modelo ARX, embora não se possa afirmar quais dados estão mais corretos. Possivelmente, a utilização destes dados de resposta em frequência por uma metodologia de identificação de natureza freqüencial, como por exemplo a de SILVEIRA (2006), permitirá determinar um novo modelo mais bem ajustado aos dados medidos no processo.

Para a realização da identificação na UPGN com a técnica de OLIVEIRA (2008) foram necessárias outras considerações além dos cuidados mencionados acima, em relação à coleta de dados e sua filtragem. Existem na realidade duas situações distintas para a medição de dados da planta. Na primeira, a planta está em operação normal, que foi o caso da identificação realizada com o FRA. Na segunda, a planta é submetida a testes próprios para modelagem, onde são gerados degraus nas entradas das variáveis manipuladas. No primeiro caso, aplica-se diretamente a técnica OLIVEIRA (2008) nos sinais de entrada e saída medidos. No segundo caso, antes da aplicação da técnica é necessário estabelecer alguns procedimentos. Deve-se excluir todas as entradas que não possuem variação e que, por conseqüência, não excitam o processo. Os sinais de entrada devem ser forçados a iniciarem com valor zero, visto que a técnica do IME realiza janelamento dos sinais de entrada e saída, tais janelamentos poderiam produzir falsos degraus nos intervalos de tempo considerados e, portanto, comprometer a identificação.

Após a aplicação destes procedimentos realizou-se os testes de identificação nas duas modalidades de identificação, os resultados de resposta em frequência obtidos com a técnica de OLIVEIRA (2008) em comparação com as técnicas de modelos discretos, de maneira geral, apresentaram-se bem dispersos. No entanto, valem aqui as mesmas conclusões obtidas com a aplicação desta técnica no FRA. Os resultados da modelagem realizada em dias normais de operação com a UPGN mostrou-se, em termos da função

custo  $J_{fit}$ , bastante insatisfatórios, pois os sinais de entrada e de saída adquiridos não apresentaram variações significativas em seus comportamentos.

Além dos comentários anteriores, foram também observadas durante a elaboração deste trabalho as seguintes conclusões adicionais:

- A experiência e o conhecimento dos profissionais responsáveis pela operação da planta de processo é fundamental para o sucesso na escolha do melhor modelo.
- Os modelos discretos ARX, na maioria dos casos, apresentaram em relação aos dados do processo ajustes compatíveis com aqueles dos modelos FIR, tendo a vantagem de exigir um menor esforço computacional, em função do menor número de parâmetros.
- Para a medição de dados com o posterior objetivo de identificação de modelos da planta, é necessário um ajuste prévio das malhas de controle e dos controladores PIDs.
- Os dados medidos devem vir acompanhados com as ocorrências operacionais da unidade de processo, a fim de excluir os intervalos de tempo comprometidos por problemas operacionais.
- A escolha das variáveis manipuladas, controladas e perturbações influenciam o resultado da modelagem. O conhecimento do processo facilitará a seleção dessas variáveis.
- O emprego dos dados de validação para realizar a estimação pode acarretar um novo modelo com desempenho discrepante daquele gerado utilizando-se os dados de estimação.
- Na metodologia OLIVEIRA (2008), a redução de pontos de frequência selecionando através de espaçamento uniforme em termos logarítmicos gera uma sensível melhora no desempenho do programa e também uma melhora visual nos diagramas de resposta em frequência.
- A eliminação dos níveis médios dos sinais de entrada e saída medidos pode melhorar a qualidade da identificação do modelo, principalmente no que se refere ao condicionamento numérico dos coeficientes.
- Na metodologia de OLIVEIRA (2008), o janelamento dos dados deveria considerar o fato dos sinais estarem constantes nas janelas imediatamente anteriores.

- A utilização do sinal de perturbação, no caso da UPGN, tende a melhorar a modelagem das saídas consideradas.
- Nos processos abordados, a hipótese de comportamento linear é aceitável pois a principal forma de operação é em torno de estados estacionários e pequenos desvios associados à perturbações não chegam a afastar estes processos de um comportamento aproximadamente linear.
- Existem inúmeras possibilidades para avaliar os modelos calculados, porém não é aconselhável utilizar apenas uma para aferir sobre a qualidade do modelo. Porém, cabe também aos especialistas no processo opinar sobre o modelo mais adequado.
- A determinação de uma família de modelos FIR é sempre mais simples do que uma de modelos ARX, pois existe apenas um único parâmetro a ser variado.
- O programa VIP pode incorporar outras técnicas de identificação, pois atualmente está limitado apenas as técnicas de identificação de modelos discretos ARX SISO e FIR. Este programa pode ser aperfeiçoado com relação a validação e a seleção de modelos. Na tela de visualização das respostas dos modelos é importante que os dados medidos do processo sejam plotados a fim de realizar a comparação com os dados simulados.

## 5.2 SUGESTÕES

Ao finalizar este trabalho, destacam-se algumas propostas a serem pesquisadas e implementadas em trabalhos futuros:

- A modelagem das plantas FRA e UPGN por meio de redes neurais pode ser um caminho facilitador para a obtenção da resposta em frequência destas plantas, com o posterior objetivo de determinar modelos sob a forma de funções de transferência através da metodologia de SILVEIRA (2006).
- Alguns outros tipos de janelas de FFT podem ser estudados e implementados na metodologia de OLIVEIRA (2008), procurando diminuir a dispersão dos dados de resposta em frequência. Entre esses tipos pode-se citar: Bartlett, Blackman, Flattop, Hamming, Hanning, Kaixer, Parzen e Triangular.

- Estudar metodologias de identificação com o objetivo de possibilitar o ajuste do modelo em tempo real ou com pequena defasagem de tempo, dando também atenção ao tratamento dos dados medidos.
- No caso de plantas com grande número de entradas, estudar uma metodologia para determinar as entradas significativas para a modelagem das saídas desejadas.
- Aplicar outras metodologias de identificação no domínio do tempo na modelagem do FRA e da UPGN, baseando-se em trabalhos anteriores mencionados na seção 1.2.
- Aperfeiçoar a metodologia de OLIVEIRA (2008) de maneira a considerar a possibilidade dos sinais de entrada permanecerem constantes nas janelas imediatamente anteriores.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADES, R. e SILVEIRA, B. P. **Identificação de sistemas por ajuste da resposta em frequência utilizando conjuntos geradores otimizados**. XVI Congresso Brasileiro de Automática, Outubro 2006.
- ADES, R. e SILVEIRA, M. A. **The solution of the  $h_2/h_\infty$  problem by direct methods**. SIAM Journal on Control and Optimization, 41(4):1089–1117, 2002.
- ADES, R. e VALLE, R. C. **Identificação de sistemas no domínio da frequência por conjuntos pré-selecionados via imposição de pólos**. VII SBAI, 2005.
- ADES, R., WULHYNEK, S. P. e SOUZA, J. V. M. **Identificação de sistemas no domínio da frequência utilizando conjuntos geradores otimizados**. XV CBA - Congresso Brasileiro de Automática, 1(1), Setembro 2004.
- AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**. Editora UFMG, Belo Horizonte, 2000.
- AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**. Editora UFMG, Belo Horizonte, 2007.
- ARAÚJO, L. O. **Identificação e controle de algumas classes de sistemas não-estacionários**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2006.
- BRASIL, N. I. **Fornos**. Programa de Formação de Engenheiros de Processamento Júnior, Petrobras - Universidade Petrobras, 2006.
- CAMPOS, M. C. M. M. **Controle Regulatório Avançado e Sintonia de Controladores PID**. Programa de Formação de Engenheiros de Equipamentos, Petrobras - Cenpes, 2001.
- CAMPOS, M. C. M. M. e TEIXEIRA, H. C. G. **Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais**. Edgard Blücher, São Paulo, 2006.
- CAMPOS, M. C. M. M., VASCONCELLOS, L., NETO, J. e SOUZA, A. **Ganhos econômicos devido à melhoria no controle de uma planta de processamento de gás natural**. IV Congresso Rio Automação 2007, 2007.
- CARVALHO, M. R. L. **Controle PID de plantas identificadas via parâmetros de Markov**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2000.

- COHEN, G. H. e COON, G. **Theoretical Considerations of Retarded Control**. Transactions of the ASME, 1953.
- DORF, R. C. **Modern control systems**. Addison-Wesley, 4<sup>a</sup> edition, 1986.
- FRANKLIN, G. F., POWELL, J. D. e WORKMAN, M. **Digital Control of Dynamic Systems**. Addison Wesley Longman, 1998.
- KAILATH, T. **Linear systems**. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N. J., 1980.
- LEVY, E. C. **Complex curve fitting**. IRE Transactions on Automatic Control, AC-4: 37-44, Maio 1959.
- LJUNG, L. **System Identification: Theory for the User**. Prentice-Hall, 2<sup>a</sup> edition, 1999.
- MACEDO, R. B. S. **Identificação de sistemas usando conjuntos geradores otimizados**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2001.
- MACIEJOWSKI, J. M. **Multivariable feedback design**. Addison-Wesley, 1989.  
io2004
- MANÓLIO, A. A. **Monografia - Identificação Multivariável de um Forno Refervador Atmosférico**. Curso Engenharia de Controle de Automação, Universidade Federal de Itajubá-UNIFEI, 2004.
- NETO, J. M. M. **Identificação de modelos dinâmicos no domínio da frequência aplicada a sistemas aeronáuticos**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2005.
- NUNES, M. F. **Estudo comparativo sobre métodos de identificação para levantamento de modelos a partir de dados de resposta em frequência**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2006.
- OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2005.
- OLIVEIRA, M. A. **Identificação de Modelos no Domínio da Frequência aplicada a Sistema Dinâmicos Multivariáveis**. Dissertação (Mestrado em Ciências), Instituto Militar de Engenharia, 2008.
- RIVERA, D. E. e FLORES, M. E. **Using a Gas-Oil Furnace Simulation to Introduce Meaningful System Identification Concepts in an Undergraduate Control Course**. Topical Conference on Chemical Engineering Education, Los Angeles, California, 2000.
- SILVA, M. M. C., CARVALHO, M. V., CAMPOS, M. C. M. M. e TEIXEIRA, H. C. G. **Implementação de controle preditivo multivariável na unidade de olefinas ii da brakem**. 6 Seminário de Produtores de Olefinas e Aromáticos, 1(1), 2003.
- SILVEIRA, B. P. **Identificação de Modelos no Domínio da Frequência para Aplicação em Veículos Aéreos Não-Tripulados**. Dissertação (Mestrado em Ciências), Instituto Militar de Engenharia, 2006.

- SPANDRI, R. **Controle Avançado da Unidade de Destilação da REPLAN - U-220**. Programa de Formação de Engenheiros de Equipamentos, Petrobras - Replan, 2003.
- STRANG, G. **Linear algebra and its applications**. Saunders, 1988.
- VALLE, R. C. **Identificação de sistemas no domínio da frequência por conjuntos pré-selecionados via imposição de pólos**. Dissertação (Mestrado em Ciências), Instituto Militar de Engenharia, 2005.
- VIDYASAGAR, M. **Control system synthesis: a factorization approach**. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1985.
- WULHYNEK, S. P. **Identificação de sistemas no domínio da frequência utilizando conjunto gerador otimizado**. Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, 2002.
- ZANIN, A. C. **Implementação Industrial de Otimizador em Tempo Real**. Doutorado (Doutor em Engenharia), Escola Politécnica da Escola de São Paulo, 2001.
- ZIEGLER, J. G. e NICHOLS, N. B. **Optimum Settings for Automatic Controllers**, volume 65. Transactions of the ASME, 1942.

## 7 APÊNDICES

## 7.1 APÊNDICE 1: TABELAS DE COEFICIENTES DOS MODELOS MISO DA BASE DE DADOS DE 25/10/2006

As TABs. 7.1, 7.2, 7.3, 7.4, 7.5 e 7.6 mostram os coeficientes dos modelos MISO ARX775, ARX681 e ARX331 referentes a base de dados de 25/10/2006 da saída  $y_2$ . Estes modelos foram apresentados na Seção 4.3.1 E se referem as características apresentadas nas TABs 4.2 e 4.3. Estes coeficientes estão de acordo com a EQ. 2.15 consideram  $A = (A_1, A_2 \dots A_{n_a})$ .

TAB. 7.1: Coeficientes do modelo ARX775 com o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2,138000	1,480000	-0,315200	0,075560	-0,152200	0,037220	0,018940
$B_1$	0,010210	-0,001179	-0,000589	0,019180	-0,006358	0,001329	0,035050
$B_2$	-0,007881	-0,001179	-0,000589	-0,010510	-0,006358	-0,000829	-0,017560
$B_3$	0,002533	-0,001179	-0,000589	0,004243	-0,006358	0,000092	-0,006246
$B_4$	-0,009612	-0,001179	-0,000589	-0,001067	-0,006358	0,000570	-0,033220
$B_5$	0,008224	-0,001179	-0,000589	-0,002549	-0,006358	-0,000895	0,043360
$B_6$	-0,058470	-0,001179	-0,000589	0,001267	-0,006358	0,000458	0,013130
$B_7$	0,065860	-0,001179	-0,000589	-0,001205	-0,006358	0,001043	-0,033070

TAB. 7.2: Coeficientes do modelo ARX775 sem o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2.142000	1.484000	-0.315800	0.070610	-0.143200	0.029860	0.021540
$B_1$	0.010000	-0.001019	-0.000509	0.019760	-0.005498	0.001106	
$B_2$	-0.007001	-0.001019	-0.000509	-0.010510	-0.005498	-0.000847	
$B_3$	0.002379	-0.001019	-0.000509	0.004778	-0.005498	0.000132	
$B_4$	-0.009490	-0.001019	-0.000509	0.000831	-0.005498	0.000594	
$B_5$	0.008272	-0.001019	-0.000509	-0.004328	-0.005498	-0.000885	
$B_6$	-0.058510	-0.001019	-0.000509	0.001486	-0.005498	0.000444	
$B_7$	0.063660	-0.001019	-0.000509	-0.003376	-0.005498	0.001059	

TAB. 7.3: Coeficientes do modelo ARX681 com o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2.163000	1.535000	-0.362400	0.104500	-0.189900	0.081820	
$B_1$	-0.004581	-0.000976	-0.000488	0.008103	-0.005261	0.000262	0.155200
$B_2$	0.022040	-0.000976	-0.000488	-0.001661	-0.005261	-0.003412	-0.227300
$B_3$	-0.014990	-0.000976	-0.000488	0.003128	-0.005261	0.003992	0.067750
$B_4$	0.008048	-0.000976	-0.000488	-0.002087	-0.005261	-0.000807	-0.031950
$B_5$	-0.023310	-0.000976	-0.000488	0.010710	-0.005261	0.001051	0.066660
$B_6$	0.018240	-0.000976	-0.000488	-0.012960	-0.005261	-0.000702	-0.020100
$B_7$	-0.007659	-0.000976	-0.000488	0.009693	-0.005261	0.000089	0.002597
$B_8$	0.012510	-0.000976	-0.000488	-0.005893	-0.005261	0.001074	-0.011570

TAB. 7.4: Coeficientes do modelo ARX681 sem o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2.149000	1.494000	-0.319100	0.077410	-0.176700	0.078020
$B_1$	-0.005072	-0.000854	-0.000427	0.004176	-0.004606	0.000070
$B_2$	0.022980	-0.000854	-0.000427	0.006446	-0.004606	0.004113
$B_3$	-0.015830	-0.000854	-0.000427	-0.000012	-0.004606	-0.003465
$B_4$	0.009040	-0.000854	-0.000427	0.001363	-0.004606	-0.000768
$B_5$	-0.022350	-0.000854	-0.000427	0.007631	-0.004606	0.001129
$B_6$	0.016430	-0.000854	-0.000427	-0.010530	-0.004606	-0.000883
$B_7$	-0.006561	-0.000854	-0.000427	0.004632	-0.004606	0.000223
$B_8$	0.010300	-0.000854	-0.000427	-0.005313	-0.004606	0.001015

TAB. 7.5: Coeficientes do modelo ARX331 com o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2.195000	1.629000	-0.428300				
$B_1$	-0.002927	-0.002604	-0.001302	0.007197	-0.014040	0.000249	0.162500
$B_2$	0.019440	-0.002604	-0.001302	-0.001522	-0.014040	-0.003442	-0.239800
$B_3$	-0.004596	-0.002604	-0.001302	0.003203	-0.014040	0.004648	0.078660

TAB. 7.6: Coeficientes do modelo ARX331 sem o sinal de perturbação  $u_7$ .

$A$	-2.184000	1.606000	-0.416800			
$B_1$	-0.003138	-0.002330	-0.001165	0.003376	-0.012570	0.000050
$B_2$	0.020940	-0.002330	-0.001165	0.007204	-0.012570	-0.003463
$B_3$	-0.007004	-0.002330	-0.001165	-0.002116	-0.012570	0.004764

# Livros Grátis

( <http://www.livrosgratis.com.br> )

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)  
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)  
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)  
[Baixar livros de Matemática](#)  
[Baixar livros de Medicina](#)  
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)  
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)  
[Baixar livros de Meteorologia](#)  
[Baixar Monografias e TCC](#)  
[Baixar livros Multidisciplinar](#)  
[Baixar livros de Música](#)  
[Baixar livros de Psicologia](#)  
[Baixar livros de Química](#)  
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)  
[Baixar livros de Serviço Social](#)  
[Baixar livros de Sociologia](#)  
[Baixar livros de Teologia](#)  
[Baixar livros de Trabalho](#)  
[Baixar livros de Turismo](#)