



*Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
Programa De Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
Mestrado - Doutorado*

**CONTROLE ADAPTATIVO APLICADO A UM
SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA VISANDO
A REDUÇÃO DAS PERDAS DE ENERGIA ELÉTRICA
E ÁGUA**

por

Magno José Gomes da Silva

Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba

MAGNO JOSÉ GOMES DA SILVA

**CONTROLE ADAPTATIVO APLICADO A UM
SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA VISANDO
A REDUÇÃO DAS PERDAS DE ENERGIA ELÉTRICA
E ÁGUA**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica em cumprimento às exigências para a obtenção do Grau de Doutor.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Clivaldo Silva de Araújo

S586c Silva, Magno José Gomes da.
Controle adaptativo aplicado a um sistema de bombeamento de água visando a redução das perdas de energia elétrica e água / Magno José Gomes da Silva.- João Pessoa, 2014.
124f. : il.
Orientador: Clivaldo Silva de Araújo
Tese (Doutorado) - UFPB/CT
1. Engenharia mecânica. 2. Bombeamento de água.
3. Identificação de sistema. 4. Controle adaptativo.

UFPB/BC

CDU: 621(043)

CONTROLE ADAPTATIVO APLICADO A UM SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA VISANDO A REDUÇÃO DAS PERDAS DE ENERGIA ELÉTRICA E ÁGUA

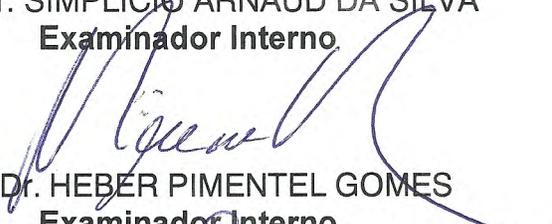
por

Magno José Gomes da Silva

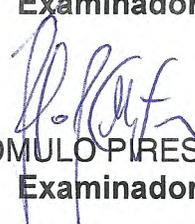
Tese aprovada em 29 de dezembro de 2014


Prof. Dr. CLIVALDO SILVA DE ARAÚJO
Orientador


Prof. Dr. SIMPLÍCIO ARNAUD DA SILVA
Examinador Interno


Prof. Dr. HEBER PIMENTEL GOMES
Examinador Interno


Prof. Dr. CÍCERO DA ROCHA SOUTO
Examinador Externo


Prof. Dr. RÔMULO PIRES COELHO FERREIRA
Examinador Externo

DEDICATÓRIA

À minha amada e querida esposa SARAH MEDEIROS SOUTO GOMES

A minha filha Leticia M. S. Gomes

Aos meus pais Antônio Gomes (In memoriam) e Maria de Sousa Silva

Irmãos Marcio Gomes e Marco Aurélio.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao grande **DEUS** por ter-me dado o direito a vida, à saúde, a capacidade de pensar e a energia para vencer mais esta etapa de minha vida.

Ao Prof. Dr. **Clivaldo Silva de Araújo**, meu orientador, que muito contribui com seu apoio, orientação e paciência.

Ao Prof. Dr. **Heber Pimentel Gomes** por ter aberto as portas do LENHS para a realização dos experimentos.

Ao Prof. Dr. **Simplicio Arnaud da Silva** pelo paciente e competente apoio dedicado à realização desta tese.

Ao Prof. Dr. **Cícero da Rocha Souto** pelas valiosas sugestões e colaborações.

Ao prof. **Ronildo I. S. Alencar** e ao técnico administrativo **Edilson** pelas longas conversas e auxílio técnico.

A minha esposa **Sarah Souto** e filha **Letícia Gomes** pelo apoio, carinho e compreensão de minha ausência em determinadas ocasiões em que este trabalho teve prioridade.

Aos meus Pais, **Antônio Gomes** (In memoriam) e **Maria de Sousa Silva** pelo apoio e incentivo.

A meu irmão **Márcio**, minha cunhada **Anne** e sobrinhos **Juliana** e **Lucas** por terem me recebidos de braços aberto durante minha estadia em João Pessoa.

Ao meu irmão **Marco Aurélio** e **Família** que mesmo de longe torceram por mim.

Agradecimento especial aos amigos **James Sidney** e **Saulo de Tarso** pelo apoio, incentivo, ajuda, contribuições e sugestões.

Ao Prof. **João Henrique (IFAL)** e a Profa. **Ligia Ataíde** pela colaboração nas correções textuais da tese.

Ao Prof. Dr. **José Mauricio Gurgel** pelo apoio no meu reingresso ao doutorado.

Aos amigos **Lesso Benedito**, **Wil Camboim**, **Paulo Sérgio**, **Moisés Salvino**, **Roberta Gouveia**, **Gennisson**, **Élida**, **Túlio**, **Elisângela**, **Marcilene** e a todos os colegas do PPGEM/UFPB pelo companheirismo, apoio e incentivo.

Aos **Colegas da Coordenadoria de Eletrotécnica** do Instituto Federal de Educação, Ciências e Tecnologia de Alagoas - IFAL que participaram com a liberação de minhas atividades docentes durante a realização deste trabalho.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de pessoal de Nível Superior - **CAPES** pelo apoio financeiro.

A todos, que trabalharam, prestigiaram e me ajudaram os meus agradecimentos de coração.

“o covarde nunca começa, o perdedor nunca tenta, o vencedor nunca desiste”,

Do alagoano Luiz Eudes Floripes da Silva. O Rei do Suspiro

CONTROLE ADAPTATIVO APLICADO A UM SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA VISANDO A REDUÇÃO DAS PERDAS DE ENERGIA ELÉTRICA E ÁGUA

RESUMO

A presente tese tem como objetivo o projeto de um controlador adaptativo, para o modelamento e controle em tempo real de um sistema de bombeamento de água por meio do uso simultâneo de válvulas de controle e conversor de frequência utilizado no acionamento de um conjunto motor-bomba, visando reduzir o consumo de água e energia elétrica. Foi desenvolvido um protótipo do sistema de bombeamento de água composto de dois ramais, com o intuito de modelar e identificar parametricamente o conjunto motor-bomba assim como, projetar e implementar controladores adaptativos de Variância Mínima Generalizados (GMV) auto ajustáveis. O controlador atuou na determinação da velocidade de rotação do motor e no ângulo de abertura da válvula de controle. A metodologia consistiu em um estudo teórico e experimental considerando-se que os ramais operam de forma acoplada. Um estudo foi realizado objetivando-se definir a estrutura de modelo para a bancada experimental - números de polos, zeros e de atrasos. Uma vez conhecida e validada a estrutura de modelo, foi obtido o modelo matemático representativo da bancada experimental cujos parâmetros são estimados em tempo real pelo método dos mínimos quadrados recursivo (MQR), em função de entradas impostas ao conversor de frequência e nas válvulas, como também de saídas nos ramais considerando que o sistema é acoplado. Os controladores adaptativos (GMV) auto ajustáveis foram projetados e implementados visando o controle da pressão nos ramais, utilizando no cálculo da lei de controle os parâmetros identificados a cada instante de amostragem, considerando-os como dois sistemas MIMO (*multiple-input multiple-output*). Os resultados são apresentados para o sistema operando na forma desacoplada e acoplada, sob a ação do controlador projetado para vários valores de referência.

Palavras-chave: Bombeamento, Identificação de Sistema, Controle adaptativo.

ADAPTIVE CONTROL APPLIED TO A WATER PUMPING SYSTEM AIMING AT REDUCING LOSSES OF ELECTRICITY AND WATER

ABSTRACT

This thesis aims at the design of an Adaptive controller for the modeling and real-time control of a water pumping system through the simultaneous use of control valves and frequency converter is used for the drive of a pump motor set, aiming to reduce the consumption of water and electricity. We developed a prototype of the water pumping system composed of two branches, aiming to model and identify the motor-pump set Parametrically as well as design and implement adaptive auto adjustable Generalized Minimum variance controllers (GMV). The controller operates in the determination of engine speed and the aperture angle of the control valve. The methodology consisted of a theoretical and experimental study considering the branches operate so disengaged. A study was carried out in order to define the structure of the model for the experimental bench-numbers of Poles, zeros and delays. Once known and validated the model structure, was retrieved from the mathematical model trial countertop representative whose parameters are estimated in real time by the method of recursive least squares (RLS), on the basis of entries imposed on the frequency converter and valves, as well as extensions output whereas the system is engaged. Adaptive controllers (GMV) auto adjustable have been designed and implemented for the control of pressure in extensions using the calculation of control law the parameters identified every instant of sampling, considering them as two systems MIMO (multiple-input multiple-output). The results are presented to the operating system as uncoupled and coupled, under the action of the controller designed for various reference values.

Keywords: Pumping, System Identification, Adaptive Control.

SUMÁRIO

1-	INTRODUÇÃO	1
	1.1 Introdução.....	1
	1.2 Objetivos	4
	1.3 Relevância da Proposta de Tese	5
	1.4 Metodologia.....	5
	1.5 Organização do Trabalho	6
2-	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	8
	2.1 Controle Adaptativo.....	8
	2.2 Sistemas de distribuição de água - Estado da arte	11
3-	MATERIAIS E MÉTODOS.....	15
	3.1 Introdução.....	15
	3.2 Sistema Experimental	15
4-	MODELAGEM MATEMÁTICA DE SISTEMAS DINÂMICOS	24
	4.1 Introdução	24
	4.2 Identificação de Sistema.....	24
	4.3 Passos para Identificação de Sistemas	27
	4.3.1 Primeira Etapa: testes e coletas de dados para se obter modelos a partir destes dados.....	28
	4.3.2 Segunda Etapa: Escolha do modelo matemático para o sistema. ...	29
	4.3.2.1 Modelo Auto Regressivo (ARX).....	30
	4.3.3 Segunda etapa: determinação da estrutura do modelo.....	31
	4.3.4 Terceira Etapa: Estimação de Parâmetros	35
	4.3.5 Quarta Etapa: Validação do modelo	35
5-	ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS	36
	5.1 Introdução	36
	5.2 Estimador dos mínimos quadrados recursivo.....	37
6-	CONTROLADOR ADAPTATIVO	45
	6.1 Introdução.....	45
	6.2 Tipos de Controladores.....	45
	6.3 Projeto do controlador auto sintonizável	51
	6.3.1 Mínimos Quadrados Recursivos.....	51
	6.3.2 Determinação da Ordem do Modelo ARX	52

7-	IDENTIFICAÇÃO DA BANCADA EXPERIMENTAL E PROJETO DOS CONTROLADORES ADAPTATIVOS GMV AUTO - AJUSTÁVEL.....	62
7.1	Definição da estrutura dos ramais	62
7.2	Identificação em tempo real da bancada experimental	70
7.3	Validação dos modelos estimados para a bancada experimental.....	72
7.4	Projeto do controlador adaptativo GMV auto-ajustável para a bancada experimental com os ramais operando de forma desacoplada.....	73
7.5	Projeto do controlador GMV auto ajustável para a bancada experimental com os ramais operando de forma acoplada.....	77
8-	DISCUSSÃO E RESULTADOS	80
8.1	Resultados com o sistema desacoplado.....	80
8.1.1	Experimento 1	80
8.1.2	Experimento 2	82
8.1.3	Experimento 3	84
8.1.4	Experimento 4.....	85
8.2	Resultados com o sistema acoplado	87
8.2.1	Experimento 5	88
8.2.2	Experimento 6	90
8.2.3	Experimento 7	91
8.2.4	Experimento 8	93
8.3	Análise das grandezas elétricas.....	97
9-	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	99
9.1	Conclusões.....	99
9.2	Recomendações para Trabalhos Futuros.....	100
10-	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	101
	ANEXO.....	118
	A.1 - Código do programa para estimação dos parâmetros do sistema	118
	A.2 - Código do programa Identificação da Bancada Experimental.....	121

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1	Bancada experimental de distribuição de água	16
Figura 3.2	Diagrama esquemático da bancada experimental de distribuição de água – LENHS – UFPB	16
Figura 3.3a	Conjunto motor-bomba	18
Figura 3.3b	Inversor de frequência	18
Figura 3.4	Curvas características do conjunto motor bomba	19
Figura 3.5a	Válvula de controle	20
Figura 3.5b	Medidor de vazão	20
Figura 3.6a	Medidores de pressão: transdutor piezoresistivo	21
Figura 3.6b	Manômetro tipo Bourdon	21
Figura 3.7	Módulo de aquisição de dados da National Instruments	22
Figura 3.8a	Fonte de alimentação	23
Figura 3.8b	Analisador de energia	23
Figura 4.1	Diagrama Esquemático para a identificação de sistemas	27
Figura 4.2	Modelo ARX	30
Figura 4.3	Modelo ARMAX	30
Figura 4.4	Modelo OE	31
Figura 4.5	Modelo BJ	31
Figura 4.6	Teste de detecção da ordem do sistema	33
Figura 6.1	Diagrama de blocos do controlador adaptativo	45
Figura 6.2	Sistema de controle Adaptativo por escalonamento de Ganhos- GS	46
Figura 6.3	Controle adaptativo por modelo de referência – MRAC	47
Figura 6.4	Diagrama de blocos do controlador adaptativo GMV auto-justável	49
Figura 6.5	Controle de variância mínima e sistema com distúrbio	52
Figura 6.6	Estrutura do sistema generalizado para o controlador GMV	58
Figura 6.7	Controle de variância mínima generalizado – GMV e planta com perturbação	60
Figura 7.1	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=0$ – ramal 1	64
Figura 7.2	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=1$ – ramal 1	64
Figura 7.3	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=2$ – ramal 1	64

Figura 7.4	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=0$ – ramal 2	65
Figura 7.5	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=1$ - ramal 2	65
Figura 7.6	Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=2$ – ramal 2	65
Figura 7.7	Respostas experimental e estimada referentes do ramal 1 com aberturas das Válvulas CV1 e CV2 com 45^0	70
Figura 7.8	Erro de previsão referente ao ramal 1	71
Figura 7.9	Respostas experimental e estimada referentes ao ramal 2 com a frequência de 45Hz	71
Figura 7.10	Erro de previsão referente ao ramal 2	72
Figura 8.1	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 1 para o transdutor de pressão Pt_2 – Ensaio 1 e 2	81
Figura 8.2	Curva de resposta da frequência do Experimento 1 para 20mca	81
Figura 8.3	Curva de resposta da frequência do Experimento 1 para 15 mca	82
Figura 8.4	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 2 para o transdutor de pressão Pt_1 – Ensaio 3 e 4	83
Figura 8.5	Curva de frequência do motor do Experimento 2 – Ensaio 3 (15 mca)	83
Figura 8.6	Curva de abertura da CVc do Experimento 2 – Ensaio 3 (15 mca)	83
Figura 8.7	Curva de frequência do motor do Experimento 2 – Ensaio 4 (20 mca)	84
Figura 8.8	Curva de abertura da CVc do Experimento 2 – Ensaio 4 (20 mca)	84
Figura 8.9	Curva de resposta de pressão em PT_2 com distúrbio	85
Figura 8.10	Curva de resposta da frequência para o distúrbio em PT_2	85
Figura 8.11	Curva de resposta da pressão em PT_1 com distúrbio	86
Figura 8.12	Curva de resposta da frequência para o distúrbio em PT_1	87
Figura 8.13	Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C com distúrbio	87
Figura 8.14	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 5	88
Figura 8.15	Curva de resposta da frequência de alimentação do motor – Experimento 5	89
Figura 8.16	Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C – Experimento 5	89

Figura 8.17	Comportamento do erro – Experimento 5	90
Figura 8.18	Curvas de respostas das pressões com distúrbio no ramal 1	90
Figura 8.19	Curva de resposta da frequência de acionamento do motor para um distúrbio no ramal 1 – Experimento 6	91
Figura 8.20	Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C para um distúrbio no ramal 1 – Experimento 6	91
Figura 8.21	Curva de resposta das pressões para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7	92
Figura 8.22	Curva de resposta da frequência de acionamento do motor para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7	92
Figura 8.23	Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7	93
Figura 8.24	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 22,5^\circ$)	94
Figura 8.25	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 45^\circ$)	94
Figura 8.26	Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 67,5^\circ$)	94
Figura 8.27	Comportamento da válvula de controle nos experimentos 8	95
Figura 8.28	Comportamento da frequência de acionamento do motor nos experimentos 8	96
Figura 8.29	Comportamento do erro: Experimento 8	96
Figura 8.30	Comportamento do erro: Experimento 8	96
Figura 8.31	Comportamento do erro: Experimento 8	97
Figura 8.32	Curva de potência consumida por fase pelo motor-bomba com o sistema em malha aberta e malha fechada	98
Figura 8.33	Curva de resposta média da corrente elétrica (por fase)	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 7.1 – Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$ referente ao ramal 1.....	66
Tabela 7.2 – Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$ referente ao ramal 2.....	67
Tabela 7.3 – Parâmetros R^2 , S_n , AIC e taxa de variação do AIC – Ramal 1.....	68
Tabela 7.4 – Parâmetros R^2 , S_n , AIC e taxa de variação do AIC– Ramal 2.....	69

LISTA DE QUADROS

Quadro 7.1 – Ângulo de abertura das válvulas para identificação dos ramais do sistema.....	63
Quadro 7.2 – Parâmetros de inicialização da rotina computacional <i>identifiMOTORINVERSOR</i> ..	63
Quadro 8.1 – Sinopse dos resultados do experimento 8	96

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

- $A(z^{-1}), B(z^{-1}), C(z^{-1}), D(z^{-1})$ e $F(z^{-1})$ - Polinômio discretos de parâmetros
- $\mathbf{A}(z^{-1}), \mathbf{B}(z^{-1})$ - Matrizes polinomiais discretas de parâmetros
- a_n, b_n, c_n, d_n, f_n - Parâmetros dos polinômios discretos
- $a_{kj}(z^{-1})$ e $b_{kj}(z^{-1})$ - Elementos das matrizes polinomiais discretas
- a_j , e b_j - Parâmetros referentes ao modelo SISO do sistema
- AIC – Critério de informação de Akaike
- $\overline{AIC}(i)$ – Valor normalizado do critério de Akaike
- ARX – Modelo auto-regressivo com entradas externas
- ARMAX – Modelo auto-regressivo com média móvel e entradas exógenas
- d - Atraso de transporte associado ao sistema
- $\delta(\tau)$ – Função impulso unitário (Delta de Dirac)
- ΔS_n - Variação da soma dos quadrados do erro de estimativa
- Δn - Variação da ordem do sistema
- $e(k)$ - Erro de estimativa, predição ou previsão, atribuído à modelagem, erro de medição, ruído estocástico acrescentado à saída $y(k)$, com média nula e variância σ^2
- $\varepsilon(k)$ - Erro residual
- $erro_i(j)$ - Erro de segmento de trajetória por um i -ésimo elo do sistema em um instante j de tempo
- \overline{erro}_i – Erro médio de segmento de trajetória por um i -ésimo elo do sistema
- $\mathcal{E}(k), E(k), E_m(k)$ - Vetor de erros de estimativa referente ao sistema MIMO
- $E[\cdot]$ - Esperança Matemática
- FPE - Critério de informação do erro de predição final
- E_1, E_2 - sinais de erro de posicionamento
- FIR - Modelo de resposta ao impulso finito
- $\Psi(k)$ - Vetor de medidas de entradas e saídas referente ao sistema SISO
- $\Psi_m(k)$ - Vetor de medidas de entradas e saídas referentes ao sistema MIMO
- $\vartheta_{\varepsilon\varepsilon}(\tau), \vartheta_{\varepsilon_i\varepsilon_j}(\tau)$ - Funções de autocorrelação de $\varepsilon(k)$ e $\mathcal{E}(k)$ no atraso τ
- $\vartheta_{u\varepsilon}(\tau), \vartheta_{u_i\varepsilon_j}(\tau)$ - Funções de correlação cruzada de $u(k)$ e $\mathcal{E}(k)$ no atraso τ
- GMV - Controlador de variância mínima generalizado
- GS - Controlador de ganhos tabelados

IAE - Erro Integral Absoluto (IAE)

I_d – Índice de desempenho

$J_{MQ}, J_N, I_2, \bar{J}$ – Função custo

k – Instante de tempo discreto

$K(k)$ - Ganho do estimador

λ – Fator de esquecimento

MQ – Algoritmo dos mínimos quadrados

MQR – Algoritmo dos mínimos quadrados recursivos

MQE – Algoritmo dos mínimos quadrados estendidos

MQG – Algoritmo dos mínimos quadrados generalizados

MVS – Algoritmo de máxima verossimilhança

MVI – Método de variáveis instrumentais

MRAC – Controlador adaptativo por modelo de referência

MV – Controlador adaptativo de variância mínima

MIMO – Sistema com múltiplas entradas e múltiplas saídas

M_p – Máximo sobre-sinal (%)

N – Número de medidas ou amostras

n_a, n_b, n_c, n_d e n_f – Ordem dos polinômios discretos

n_θ, n_p – Número de parâmetros estimados do modelo

OE – Modelo de erro na saída

PID – Controlador proporcional integral derivativo

PRBS - Sinal binário pseudo-aleatório

PI - Controlador proporcional integral

PD - Controlador proporcional derivativo

$P(k)$ - Matriz de covariância

$P(z^{-1}), Q(z^{-1})$ e $R(z^{-1})$ – Polinômios de ponderação do controlador GMV

p – Número de saídas referente ao sistema MIMO

r – Número de entradas referente ao sistema MIMO ou fator de ponderação de $u(k)$

$R^2, R_{M(n)}^2$ – Coeficiente de correlação múltipla

STR – Controlador auto-ajustável

SISO – Sistema com única entrada e única saída

S_n, SEQ_M – Soma do erro quadrático de estimativa

σ^2 – Variância

σ_{erro}^2 – Variância do erro de estimativa
 T_a – Tempo de amostragem (s)
 T_s – Tempo de acomodação (s)
 $t_{95\%}$ – Tempo para que a resposta do sistema atinja 95% do seu valor final
 τ – Constante de tempo (s)
 θ – Vetor de parâmetros referente ao sistema SISO
 Θ – Matriz de parâmetros referente ao sistema MIMO
 $\hat{\theta}(k), \hat{\theta}_{MQ}(k)$ – Vetores de parâmetros estimados
 $u(k)$ – Entrada do sistema no instante k ou variável de controle
 $U_M(k)$ – Vetor de entradas referente ao sistema MIMO
 VAR – Variância do erro de acompanhamento de referência
 $v(k)$ – Ruído branco filtrado a partir de $e(k)$ e estatisticamente independente
 $w(k)$ - Referência
 $y(k)$ – Saída do sistema no instante k
 $\bar{y}_i(k)$ – Média das N medidas para a saída $y_i(k)$ do sistema sob ensaio
 $\hat{y}(k)$ – Saída estimada do modelo do sistema no instante k referente ao sistema SISO
 $\hat{y}(k|k-1, \theta)$ – Saída atual estimada do sistema, baseada em valores de saída passados
 $Y_M(k)$ – Vetor de saídas referente ao sistema MIMO
 $\hat{Y}_M(k)$ – Vetor de saídas estimadas referente ao sistema MIMO
 z^{-1} – Operador de atraso, $y(k)z^{-1} = y(k-1)$

NOMENCLATURA

Letras Latinas

- a_i – Parâmetros do denominador do sistema
- A – Matriz de estado do sistema
- $A(.)$ – Polinômio do denominador do sistema
- b_i – Parâmetros do numerador do sistema
- B – Matriz de entrada do sistema
- $B(.)$ – Polinômio do numerador do sistema
- C – Matriz de saída do sistema
- D – Matriz de transmissão direta do sistema
- $e(k)$ – Erro
- E – Vetor de erros
- EMQ – Erro médio quadrático
- $F(.)$ – Polinômio da equação Diophantina
- $G(.)$ – Função de transferência do sistema
- $H(.)$ – Matriz de Hankel
- I – Matriz identidade
- j – Termo imaginário
- J – Função soma dos quadrados dos erros
- k – Instante de tempo
- k_d – Ganho escalar para eliminação do erro estacionário
- $K(k)$ – Vetor de cálculo no método de mínimos quadrados recursivos
- l – Número de dados amostrados
- M – Vetor dos parâmetros R e S do controlador
- n – Ordem do sistema
- N – Número total de amostras
- O – Matriz de observabilidade
- p – Número de linhas da matriz de Hankel
- $P(k)$ – Matriz do algoritmo dos mínimos quadrados
- q – Número de colunas da matriz de Hankel
- $R(z)$ – Polinômio do controlador

s – Operador da Transformada de Laplace
 $S(z)$ - Polinômio do controlador
 S – Matriz Sylvester
 t – tempo
 $T(z)$ – Polinômio do controlador
 T – Intervalo de amostragem
 $u(.)$ – Sinal de entrada do sistema
 U – Matriz da decomposição em valores singulares da matriz de Hankel
 $U(z)$ – Transformada Discreta de Fourier do sinal de entrada
 V – Matriz da decomposição em valores singulares da matriz de Hankel
 $x(.)$ – Vetor de estado do sistema
 $y(.)$ – Sinal de saída do sistema
 Y – Vetor dos dados de saída do sistema
 $Y(k)$ - Parâmetro de Markov
 $Y(z)$ – Transformada Discreta de Fourier do sinal de saída
 z - Operador da Transformada Z

Letras Gregas

α – Constante
 $\varepsilon(k)$ – Erro de predição
 θ – Vetor dos parâmetros desconhecidos
 $\varphi(k)$ – Vetor de regressão com dados de entrada e de saída medidos
 \varnothing – Ângulo de fase
 ω – Frequência
 λ – Fator de esquecimento
 Λ – Matriz diagonal de coeficientes de esquecimentos
 Σ – Matriz diagonal da decomposição em valores singulares da matriz de Hankel
 Ψ – Vetor dos valores das funções de transferência do sistema
 Ω – Matriz para cálculo da identificação dos parâmetros
 Φ – Vetor coluna formado pelos vetores de regressão

Superescritos

$\bar{}$ – Modificado

$\hat{}$ – Estimativa de um parâmetro

r^f – Sinal de referência

r^p – Sinal de resposta

T – Transposta

Subscritos

c – Designa o parâmetro como sendo em tempo contínuo

ct – Sinal de controle

d – Designa o parâmetro como sendo em tempo discreto

i – Índice para parâmetros

j – Índice para parâmetros

m – Modelo de referência

o – Observador

r^f – Sinal de referência

Abreviações

ARMA – *Auto Regressive Moving Average* (Auto Regressivo Média Móvel)

ERA – *Eigensystem Realization Algorithm* (Algoritmo de Realização do Auto-sistema)

LQ – Linear Quadrático

LQG – Linear Quadrático Gaussiano

LTR – *Loop Transfer Recovery*

MLE – *Maximum Likelihood Estimator* (Estimador de Máxima Verossimilhança)

PID – Proporcional, Integral e Derivativo.

Capítulo 1

1- INTRODUÇÃO

1.1 Introdução

Há milênios que a energia hidráulica é convertida em energia mecânica pela passagem da água através de rodas de água. Atualmente, a contribuição da energia hidráulica é imprescindível na matriz energética de vários países. Sendo o Brasil um país privilegiado em recursos hídricos, a partir da década de 1970, os médios e grandes rios ganharam barragens para a produção de energia. A geração de energia elétrica no Brasil em centrais de serviço público e autoprodutores atingiu 570,0 TWh em 2013, resultado 3,2% superior ao de 2012. As usinas hidrelétricas, com 84,9% da geração total, permanecem como principais fonte de energia elétrica, embora tenham apresentado uma redução de 5,9% na comparação com o ano anterior (BEN, 2013).

A eficiência no uso de água e energia é uma das poucas opções atrativas disponíveis para atender às demandas crescentes dos serviços urbanos, como fornecimento de água potável, eletricidade e esgoto. Quando o consumo de energia é reduzido, água também é economizada, porque menos é necessário na operação de usinas. Para exemplificar a água consumida nas hidrelétricas, estima-se que somente a evaporação do reservatório de Sobradinho lance para a atmosfera mais de 6 bilhões de metros cúbicos por ano. As usinas termelétricas também consomem dezenas de litros de água para produzir cada quilowatt-hora de eletricidade.

Água e energia são dois recursos essenciais e possuem uma histórica interdependência. Há uma forte sinergia existente entre os recursos hídricos e energéticos. Dentre os consumidores destes recursos, o setor de saneamento se destaca entre os usuários com maiores demandas. O setor de saneamento consome de 2 a 10% da energia total consumida em um país (PELLI e HITZ, 2000). Nos EUA, o setor consome cerca de 4% da geração de energia. Reduzir o consumo de água economiza energia porque menos água precisa ser

tratada e bombeada para os usuários finais. No Brasil, estima-se que o setor de saneamento consome aproximadamente 2,5% do total de energia elétrica, sendo que cerca de 90% dessa energia é consumida por conjuntos motor-bomba (BEN 2011).

Outro fator apontado como um grande desafio para as companhias de saneamento é o crescimento desordenado das cidades. O censo de 2010 apontou que 84% da população brasileira está nos centros urbanos. Conseqüentemente, com o crescimento da população surge o aumento da demanda por água. Cada vez mais estações de bombeamento e *boosters* têm sido empregados em larga escala para manter os sistemas de distribuição de água dentro de níveis de pressão e vazão compatíveis às necessidades.

Entre as décadas de 60 e 80 do século passado, a energia elétrica consumida pelas empresas de saneamento era subsidiada pelo governo, a partir dos anos 90 uma redução gradativa desse subsídio vem ocorrendo até que atingiu o percentual de 15% (TSUTIYA, 2004). Diante desse panorama, há alguns anos as companhias de saneamento incorporaram ao controle de perdas de água o uso racional de energia elétrica.

Globalmente, a energia está entre os três principais itens de custo para os prestadores de serviços de água e esgoto, e em muitos casos representa a segunda despesa, perdendo apenas para os custos com pessoal. No Brasil, em 2011, as companhias brasileiras gastaram mais de 3 bilhões de reais somente com energia elétrica das despesas de exploração (SNIS, 2013).

Segundo JAMES *et al.* (2002), no setor de saneamento as perdas técnicas são decorrentes do estrangulamento em válvulas, perdas de carga em tubulação, obsolescência e superdimensionamento de motores, desgaste físico de bombas, baixo fator de potência, além dos baixos índices de micro medição e automação. Nesse quadro, há um enorme potencial de mercado para a aplicação de sistemas de supervisão e controle; inversores de frequência; correção de fator de potência; substituição de equipamentos; revisão dos programas de manutenção; micromedição e modulação da curva de carga.

Diante do quadro que aponta para uma demanda crescente por energia, o governo tem incentivado o desenvolvimento e aplicação de ferramentas voltadas para o uso racional de energia elétrica e o combate ao desperdício de água, que começam a ser adotados largamente pelas empresas de saneamento. As técnicas de controle e supervisão têm demonstrado excelentes resultados na eficientização dos sistemas de distribuição de água. A sinergia na

eficientização hidráulica e elétrica das companhias de saneamento é enorme. Além da economia direta de energia e água, destaca-se que o aumento da eficiência dos sistemas de distribuição de água gera reduções significativas nos custos operacionais das empresas.

Segundo TSUTIYA (2004), a relação pressão e vazamento é um importante componente na determinação das perdas, sendo a pressão o alvo principal no controle dos sistemas de abastecimento, pois o custo para retirada de vazamentos é relativamente alto, já o controle da pressão, além de reduzir os vazamentos, reduz a propagação dos mesmos, possuindo uma boa relação custo/benefício. O uso de inversores de frequência e válvulas redutoras de pressão aliado com um sistema de controle tem possibilitado as empresas atingirem as demandas sem excesso de pressão, provocando uma redução nas perdas de água e no consumo de energia elétrica. Esta pesquisa busca o avanço tecnológico no controle automático destes equipamentos.

O uso de inversores de frequência em sistemas de bombeamento já é uma realidade em diversos sistemas implantados no Brasil e no mundo. Nos casos onde o equipamento foi bem dimensionado e implantado, os resultados são, geralmente, satisfatórios. A utilização de válvulas para redução de pressão na saída do sistema de bombeamento (início de adutoras ou redes de distribuição) é um método deficiente de controle de pressão, pois desperdiça a energia de elevação fornecida pelo conjunto motor-bomba, através de perda de carga e por isso, do ponto de vista energético, não é uma adoção eficiente, porém, quando implantada na entrada de setores de distribuição de água, é apontada com frequência na literatura como a melhor alternativa para o controle de pressão. Por isso, a aplicação correta de inversores de frequência com válvulas de controle possui um potencial elevado. Este tipo de associação ainda não é comum em decorrência da dificuldade de compatibilizar o controle automático de equipamentos com dinâmica e funções bem distintas.

Diante do exposto anteriormente, torna-se primordial o desenvolvimento de metodologias e técnicas que proporcionem alternativas eficientes para a redução do consumo de água e energia. Neste trabalho, objetiva-se projetar um controlador adaptativo, visando o controle da pressão em pontos de distribuição de água, para controlar a variação de velocidade de rotação de um conjunto motor-bomba e a variação da abertura de válvulas de controle. Com isso é possível racionalizar a utilização de água e energia elétrica, buscando um aumento na eficiência energética dos conjuntos motor-bomba e a redução das perdas de água nos setores de distribuição de água.

Os métodos clássicos de controle, usualmente utilizados no setor de saneamento, apresentam limitações quando aplicados a processos com características complexas (não linearidades, instabilidade, tempo morto elevado, comportamento não-estacionário e acoplamento entre as variáveis etc.). O controle adaptativo foi adotado, justamente, porque o controle simultâneo de pressão em diversos pontos de medição de uma rede de distribuição, utilizando equipamentos (inversor e válvulas) com características e comportamentos diferentes é complexo. A variação da demanda ao longo do tempo ocasiona uma contínua variação nas condições de operação das redes hidráulicas. Na literatura existem inúmeras referências que evidenciam que os algoritmos adaptativos são uma solução adequada para o controle de sistemas dinâmicos (PURWAR *et al.*, 2008; LIUZZO e TOMEI, 2008).

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é projetar um controlador adaptativo para sistemas de distribuição de água. O sistema de controle será responsável pela definição automática e simultânea dos estados de um inversor de frequência e de válvulas de controle, visando o controle da pressão da água em pontos pré-definidos de um sistema de distribuição de água. O inversor de frequência é responsável pelo acionamento do conjunto motor-bomba, e o controlador atua mantendo a altura manométrica do sistema de bombeamento em um valor ótimo (mínimo possível), enquanto a ação do controlador nas válvulas tem a função de eliminar o excesso de pressão em pontos do sistema. Neste trabalho, os parâmetros do sistema de bombeamento são identificados em tempo real, pelo método dos mínimos quadrados recursivo (MQR) e os parâmetros obtidos são usados no projeto do controlador adaptativo.

São objetivos específicos dessa pesquisa:

- ✓ Identificação da planta do sistema experimental de distribuição de água.
- ✓ Desenvolvimento de um sistema de controle com instrumentação virtual para a supervisão do sistema experimental de distribuição de água.
- ✓ Desenvolvimento de um sistema de controle adaptativo para o acionamento automático e simultâneo do conjunto motor-bomba e válvulas de controle, a fim de controlar a pressão em dois pontos da bancada implantada.

1.3 Relevância da Proposta de Tese

A principal contribuição da pesquisa é o desenvolvimento de um controlador adaptativo para o controle piezométrico, em tempo real, de redes de distribuição de água complexas. O controlador adaptativo proposto apresenta uma abordagem capaz de se ajustar, ao longo do tempo, em resposta a mudanças nas condições de operação de sistemas. Em vez de permanecer imutável, o sistema de controle responde ativamente as alterações provocadas no sistema em decorrência de alterações na demanda, na velocidade de rotação das bombas e no ângulo de abertura das válvulas.

O controle adaptativo representa uma metodologia sistemática e flexível que é adequada ao tratamento de incertezas. Conseqüentemente, esta técnica de controle apresenta um imenso potencial no que diz respeito ao controle de sistemas complexos, pouco compreendidos e/ou que mude de características de maneira não previsível.

Outro fator importante que motivou a realização deste trabalho é que embora a literatura de controle de processos seja rica e bem diversificada na descrição de técnicas e procedimentos de projeto, não foram encontrados na literatura e em aplicações práticas, controladores adaptativos desenvolvidos para a operação de sistemas de distribuição de água.

1.4 Metodologia

Para testar e validar a aplicação deste trabalho foi montada uma bancada experimental simulando uma rede de distribuição de água real. A bancada experimental foi instalada no Laboratório de Eficiência Energética e Hidráulica em Saneamento da Universidade Federal da Paraíba – LENHS UFPB.

A bancada experimental foi constituída de um conjunto moto bomba que alimentará a distribuição de água através de dois ramais, com a finalidade de manter a pressão manométrica dentro de valores pré-definidos, utilizando para isto, um controlador adaptativo que atuará na abertura da válvula de controle e no conversor de frequência para variação da velocidade do conjunto moto bomba.

Inicialmente o sistema estará operando desacoplado, onde a estrutura de cada ramal, ou seja, números de polos, zeros e de atrasos, foi definida através de estudos teóricos e elaboração de programa no MATLAB.

Uma vez conhecida à estrutura de modelo, os ramais foram identificados recursivamente por meio do estimador MQR. Controladores adaptativos de Variância Mínimos Generalizados (GMV) auto ajustáveis foram projetados para cada um dos ramais e foram utilizados no cálculo da lei de controle os parâmetros identificados a cada instante de amostragem, considerando-os como dois sistemas SISO e como referência uma sequência de degraus.

Posteriormente a bancada experimental operou de forma acoplada e será realizada a identificação e controle considerando o sistema como sendo MIMO, ou seja, duas entradas e duas saídas.

Ensaio experimentais foram realizados na bancada experimental quando operando tanto na forma acoplada quanto na forma desacoplada utilizando os controladores projetados. Os resultados provenientes dos testes experimentais foram posteriormente confrontados para as devidas conclusões.

1.5 Organização do Trabalho

Esta tese está organizada em dez capítulos e dois anexos. Um breve resumo de cada capítulo é descrito a seguir.

O capítulo 1 apresentou a introdução e objetivos da pesquisa.

O capítulo 2 relata a revisão bibliográfica dos principais temas abordados no trabalho, apresentando, cronologicamente, alguns trabalhos desenvolvidos.

No capítulo 3 é apresentada a descrição do sistema experimental de distribuição de água, bem como os equipamentos e técnicas adotados para realização dos experimentos.

O capítulo 4 é apresentado estudos da modelagem matemática de sistemas dinâmicos para obtenção do modelo matemático que descreva o comportamento do mesmo.

No capítulo 5 é apresentado diferentes métodos de estimação de parâmetros.

O capítulo 6 apresenta os controladores adaptativos. O princípio básico do funcionamento do controlador adaptativo é que os parâmetros do controlador se alteram a cada mudança dos parâmetros da planta. Uma maior ênfase é dada ao controlador GMV auto-

ajustável, por ser o controlador adotado para promover o controle de pressão do sistema experimental. O projeto dos controladores GMV auto-ajustáveis considerando os modelos acoplados e desacoplados do sistema, respectivamente, também é apresentado neste capítulo.

O capítulo 7 descreve a identificação da planta experimental, fazendo-se inicialmente o desacoplamento dos ramais de distribuição e, posteriormente, a identificação do sistema com o acoplamento destes.

O capítulo 8 apresenta e discute os principais resultados obtidos experimentalmente na bancada experimental submetido à ação dos controladores GMV auto-ajustáveis, considerando o sistema desacoplado e acoplado.

No capítulo 9 as conclusões finais desse trabalho e as propostas para pesquisas futuros são relatadas.

O capítulo 10 apresenta às referências bibliográficas utilizadas na elaboração desta tese.

Nos anexos são apresentados os códigos dos programas para a estimação dos parâmetros do sistema e para identificação da bancada experimental.

Capítulo 2

2- REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Controle Adaptativo

Se uma planta controlada em malha fechada requer alterações em tempo real das constantes do seu controlador, se as condições operacionais ou a vizinhança do processo estão sujeitos a alterações significativas, se o controlador necessita ser reajustado para adequá-lo às novas condições de operação e, se as mudanças ocorrem com certa frequência, necessita-se então de uma técnica de controle adaptativo que seja adequada para reconhecer as alterações no sistema e alterar o controlador de maneira a compensar essas mudanças e manter, portanto, um desempenho satisfatório (ASSIS, 1996).

Diversas definições para controle adaptativo são citadas na literatura, justamente devido à grande variedade de processos através dos quais as “adaptações” são obtidas.

“Intuitivamente, um controlador adaptativo é o controlador que pode modificar seu comportamento em resposta a mudanças nas dinâmicas do processo e perturbações” (ÅSTRÖM e WITTENMARK, 1989).

“O controle adaptativo é uma estratégia que aplica uma técnica de identificação de sistemas para obter um modelo do processo e sua vizinhança a partir de dados experimentais de entrada e saída e usa esse modelo para projetar o controlador. Os parâmetros do controlador são ajustados durante a operação da planta na medida em que os dados disponíveis para identificação aumentam” (SASTRY e BODSON, 1989).

“Um controlador adaptativo pode ser definido como um controlador com parâmetros adaptáveis e um mecanismo para ajuste destes parâmetros” (VANI, 2011).

O controle adaptativo proporciona estabilidade e boa resposta para sistemas com parâmetros que devem ser previstos ou que são incertos. O objetivo do controle adaptativo é

ajustar os parâmetros das plantas desconhecidos ou que sofrem mudanças. Isto é obtido por mudanças no controlador que minimizem o erro ou através de métodos de estimativa de parâmetros (LOIRE *et al.*, 2013).

A teoria de controle adaptativo teve seu início na década de 50, em resposta à necessidade dos projetos de pilotos automáticos de aeronaves de alto desempenho, que operam com uma larga faixa de velocidades e altitudes (CARVALHO, 2009). O objetivo de tal sistema de controle era projetar um controlador com ganho fixo, ou seja, um piloto automático que fosse insensível as grandes variações dos parâmetros. No entanto, observou-se que um simples ganho constante não era suficiente para tal tarefa. Em consequência deste fato, adotou-se uma estratégia em que o ganho do controlador variava de acordo com algumas medidas auxiliares, como, por exemplo, a medida da velocidade do ar.

Poucos anos depois da primeira aplicação de um controlador adaptativo, KALMAN (1958) apresentou um tratamento conceitual dos controladores auto-ajustáveis gerais com identificação explícita dos parâmetros de um modelo linear com uma entrada e uma saída para atualizar um controlador linear quadrático ótimo. BARKANA (2013) relata que as primeiras tentativas de utilização de controladores adaptativos fracassaram porque eram baseadas em ideias engenhosas e na intuição dos pesquisadores. Principalmente, porque na época não havia conhecimento aprofundado da análise de estabilidade dos parâmetros. Os métodos modernos de análise de estabilidade, que tinham sido desenvolvidos por Lyapunov no início do século 19, não eram amplamente conhecidos e utilizados (HAHN, 1967).

Depois dos problemas relatados nos primeiros trabalhos que adotaram o controle adaptativo, a análise de estabilidade tornou-se um ponto central no desenvolvimento destes controladores. A década de 60 foi marcada por importantes avanços na teoria de controle, particularmente, no controle adaptativo. A teoria da estabilidade de Lyapunov foi firmemente estabelecida como uma ferramenta importante no estudo da estabilidade. A identificação de sistemas (*off-line*) foi extensivamente pesquisada e compreendida. Ademais, PARKS (1966) achou um caminho para reescrever as leis de atualização, propostas na década de 1950, para esquemas de modelo de referência, de modo a permitir a prova da convergência de seu controlador.

Segundo BARKANA (2013), a participação de alguns dos principais pesquisadores de controle da época, como Narendra, Landau, Åström, Kokotović, Goodwin, Morse,

Grimble e muitos outros, acrescentou uma notável contribuição para a modelagem e compreensão das metodologias de controle adaptativo (MONOPOLI, 1974; LANDAU, 1974; FEUER e MORSE, 1978; NARENDRA e VALAVANI, 1978; LANDAU, 1979; NARENDRA e VALAVANI, 1979). ÅSTRÖM E WITTENMARK (1973) apresentaram o trabalho “*On Self-tuning Regulators*”, considerado por muitos pesquisadores a mais significativa proposta sobre controle adaptativo. Desde então, este método tem despertado grande interesse, principalmente devido aos teoremas relacionados à convergência do algoritmo de estimação com a estabilidade do sistema em malha fechada.

Nas décadas seguintes, o controlador adaptativo encontrou aplicação em muitos campos, tais como a laminação do aço, fabricação de papel, metalurgia etc. Provas de estabilidade de sistemas modelados no espaço de estados, baseadas no critério de Lyapunov e aplicadas a controladores com modelo de referência foram publicadas no final da década de 1970 e nos anos 80 (NARENDRA *et al.*, 1980; MORSE, 1980; GOODWIN *et al.*, 1980; ÅSTRÖM, 1983; KOKOTOVIC e IOANNOU, 1983; GOODWIN e SIN, 1984; MOIR e GRIMBLE, 1984; KREISELMAYER e ANDERSON, 1986; ORTEGA e YU, 1987; ÅSTRÖM e WITTENMARK, 1989; NARENDRA e ANNASWAMI, 1989; SASTRI e BODSON, 1989).

O desenvolvimento de controle adaptativo para sistemas não-lineares deu-se principalmente na década de 1990, bem como a introdução de novas técnicas e a abordagem da robustez desses controladores (CHEN e KHALIL, 1992; CHUN-YI SU e STEPANENKO, 1994; SETO *et al.*, 1994; YAO e TOMIZUKA, 1997; SPOONER e PASSINO, 1999).

Nos últimos anos, dezenas de pesquisas abordaram o uso de diversos tipos de controladores adaptativos nos mais diferentes sistemas. A pesquisa do estado da arte não apontou pesquisas semelhantes à proposta neste trabalho. A seguir, são apresentados alguns trabalhos recentes.

KANG *et al.* (2013) apresentaram um controlador adaptativo robusto para robôs destinados a reabilitação dos membros superiores, ajudando nos movimentos articulares do ombro, do cotovelo e do punho. O controlador proposto garante a robustez do sistema robotizado e possui a vantagem que a informação de retorno é aplicada apenas a medição de posição. Sem sensores adicionais, a informação de velocidade e aceleração é fornecida por um observador adaptativo.

YANG E CHENG (2013) desenvolveram, utilizando o teorema de estabilidade de Lyapunov, um controlador adaptativo robusto para a operação de helicópteros quadrotor na presença de perturbações externas e incertezas dos parâmetros. Estes equipamentos são fabricados para mover-se em todos os tipos de ambiente, devendo decolar e pousar em espaços limitados e passar, facilmente, em locais estreitos.

SHAHINI *et al.* (2013) centraram a sua pesquisa na precisão automatizada do deslocamento de micro objetos. Um sistema de controle adaptativo é proposto para empurrar e posicionar os microobjetos em um substrato com precisão. Cada micro objeto exhibe características diferentes em termos de superfície e microforças que regem o processo de manipulação. O regulador é concebido para compensar o efeito das microforças cuja magnitude variam durante o processo. Os resultados das experiências confirmam que o controlador adaptativo proposto é capaz de aprender a ajustar eficazmente os seus parâmetros.

BAYRAK *et al.* (2013) propuseram um novo controlador adaptativo robusto para plantas não-lineares com multi-entrada e multi-saída sujeitas a atraso de estado incerto. O método proposto é comprovado para originar rastreamento assintótica semiglobal, apesar da presença de alterações na entrada e saída, e perturbações na dinâmica do sistema. Um sistema de compensação em conjunção com um componente de realimentação não-linear é utilizado na concepção do controlador. Técnicas baseadas no estudo de Lyapunov são utilizadas para provar que o erro é assintoticamente conduzido ao valor zero.

CAROLINO (2013) apresentou uma estratégia de controle robusto não convencional para a manutenção da estabilidade dos sistemas de potência e regulação da tensão de saída de geradores síncronos conectados à rede elétrica. A estratégia de controle utilizada é composta pela integração de uma superfície deslizante com um controlador linear. Esta estrutura de controle contribui para a prevenção dos sistemas de potência de perder o sincronismo após uma falha súbita e regulação da tensão terminal do gerador após a falta.

2.2 Sistemas de distribuição de água - Estado da arte

Grande parte dos custos em sistemas de distribuição de água está relacionada com o consumo de energia elétrica dos conjuntos motor-bomba. Otimizar a programação da operação dos sistemas de bombeamento tem o potencial de reduzir significativamente as despesas de exploração. A otimização do consumo de energia e a definição do cronograma de funcionamento das bombas é um problema não linear e multiobjetivo que contém uma quantidade considerável

de restrições. Métodos de otimização evolutiva, tais como algoritmo genético (GA), são adequados para resolver este tipo de problema. Nas últimas décadas, a comunidade científica consolidou o uso de algoritmos genéticos na busca de soluções para os problemas de operação dos sistemas de distribuição de água (ABKENAR *et al.*, 2013; APAYDIN, 2013; BAKKOURY e OUAZAR *et al.*, 2013; JOHNSTON, 2013; NASIRIAN *et al.*, 2013).

ABKENAR *et al.* (2013) aplicaram dois tipos de algoritmos genéticos na otimização do cronograma de funcionamento de bombas de um sistema, discutindo as vantagens e desvantagens de cada método. JOHNSTON (2013), de forma semelhante, modelou no EPANET e otimizou o sistema de distribuição de água de uma cidade de médio porte. A pesquisa objetivou a minimização do consumo de energia do sistema de bombeamento, que é composto por catorze bombas. Os parâmetros físicos e operacionais do modelo foram calibrados com cinco semanas de dados observados. A otimização foi realizada por meio de um algoritmo genético e resultou no cronograma de bombeamento para um período de 24 horas.

Os problemas de operação de sistemas de distribuição de água são intrinsecamente multiobjetivos. A literatura apresenta uma vasta gama de publicações sobre o tema (CHRISTODOULOU *et al.*, 2013; CZAJKOWSKA e TANYIMBOH, 2013; KOUGIAS e THEODOSSIOU, 2013; XU e QIN, 2013). O modelo avança em relação às metodologias usualmente apresentadas (tais como ABKENAR *et al.*, 2013; JOHNSTON, 2013) e integra bombas operando com velocidade variável, dois objetivos de qualidade da água (concentração de cloro e idade da água) e os custos dos reservatórios. XU E QIN (2013) propuseram um *Integrated Fuzzy Programming and Decision Analysis*. O sistema analisado possui duas fontes de captação de água, quatro estações de tratamento, sete reservatórios e sete setores de consumo. Os resultados indicaram que a abordagem adotada era eficiente em lidar com as incertezas inerentes ao problema e com os objetivos de minimização de custos de operação e aumento da confiabilidade.

XING *et al.* (2013) desenvolveram uma metodologia de controle de pressão em sistemas de abastecimento através da atuação de um controlador lógico programável (S7-200 PLC) em um inversor de frequência. O PLC foi usado para a lógica do controle e o inversor de frequência para regulagem de pressão. Através da lógica desenvolvida e do controlador PID do PLC foi possível o controle da frequência de acionamento do motor e a definição automática do número de bombas em operação, controlando a vazão e o mantimento da pressão constante.

A fim de otimizar a estratégia de combinação de bombas das unidades e controlar a velocidade de rotação de bombas no sistemas da Shenzhen Water Group (China), LI *et al.* (2013) desenvolveram um sistema baseado em um modelo matemático que adota um método de identificação *on-line* para calcular os parâmetros do sistema e traz uma aritmética de controle ótimo para economizar energia. YPSILANTIS *et al.* (2013) descreveram o desenvolvimento de um sistema de controle automático para uma rede de distribuição de água. A rede possui restrições que impõem uma série de desafios ao controle automático da planta, além de possuir obrigações contratuais em relação à pressão de serviço. Estratégias de controle do sistema de água convencionais não conseguem gerir adequadamente as restrições impostas para esta rede de distribuição. Um esquema de controle alternativo, o seu desenvolvimento e implementação são descritos pelos autores.

Recentemente, alguns pesquisadores desenvolveram pesquisas baseadas em controladores *fuzzy* que foram destinadas especificamente a otimização do consumo de água e energia em sistemas de distribuição de água (CAMBOIM, 2008; BEZERRA *et al.*, 2012, CARVALHO, 2012; CAMBOIM, 2012).

CAMBOIM (2008) desenvolveu um sistema *fuzzy* para o controle da pressão de redes de distribuição de água. O autor concluiu que com a aplicação desta tecnologia na bancada experimental o controlador *fuzzy* manteve a pressão na rede constante, resultando em um índice de redução do consumo de energia elétrica de 27,4%. A diminuição da pressão proporcionou também uma redução na vazão do sistema (consumo de água) de 16,9%. Em sistemas reais a diminuição da pressão proporciona também uma redução nas perdas reais (perdas por vazamentos), tornando os sistemas mais eficientes. O erro de estado estacionário sofreu uma variação inferior a 3%.

BEZERRA *et al.* (2012) apresentaram um sistema *fuzzy* para controlar a pressão de redes de distribuição de água através de válvulas e do controle da velocidade de rotação dos sistemas de bombeamento. O inversor de frequência é responsável pela definição da altura manométrica do sistema de bombeamento, enquanto que as válvulas de controle têm a função de eliminar o excesso de pressão em determinados pontos da rede. Foram realizados experimentos para demonstrar a eficiência do sistema desenvolvido e os resultados foram satisfatórios. Extrapolando os resultados alcançados na configuração experimental para redes hidráulicas típicas, com vazamentos e sem controle de pressão, as perdas volumétricas poderiam ser reduzidas, potencialmente, em mais de 56%. As experiências demonstraram que

o sistema é suficientemente robusto para controlar a pressão. Além disso, o sistema proposto pode facilmente ser aplicado em sistemas reais de distribuição de água e similares.

CARVALHO (2012) desenvolveu um controlador não-linear, utilizando a técnica de controle inteligente *fuzzy* para redes de distribuição de água setorizadas, automatizadas e com sistema de bombeamento distribuído. A metodologia empregada foi baseada na realização de diversos ensaios utilizando uma rede experimental instrumentalizada, onde o sistema de controle pôde ser testado e avaliado. O autor realizou diversos ensaios experimentais, com diferentes condições operacionais, visando extrair as regras e combinações diversas de controle. Os resultados obtidos indicaram uma economia de energia da ordem de 12%.

CAMBOIM (2012) desenvolveu um sistema *fuzzy*, em ambiente LabviewTM, para o controle de pressão de redes de distribuição de água com dois conjuntos motor-bomba acionados por inversores de frequência. O acionamento dos conjuntos motor-bomba é realizado com motores de indução trifásico com velocidade de rotação variável visando a economia de energia elétrica e água. Para isso foi desenvolvido uma bancada experimental instrumentalizada emulando um sistema de abastecimento real. O sistema proposto é constituído de conjuntos motor-bomba em paralelo, devido à variação de demanda de vazão requerida. Essas duas imposições geram ao sistema um grande número de possibilidades do modo de associações dos conjuntos motor-bomba, com velocidades de rotação diferentes. Todo esse processo é realizado na condição de atender a demanda de vazão do sistema, além de manter as pressões em valores pré-determinados. Os resultados trouxeram, além da redução do consumo energético, a conservação da pressão em níveis constantes, o aumento do grau de confiabilidade do sistema e a provável redução dos custos com manutenção.

Capítulo 3

3- MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Introdução

Apresenta-se, neste capítulo, a descrição do sistema experimental de distribuição de água, bem como os equipamentos utilizados na realização dos ensaios.

Para a realização dos experimentos optou-se pela montagem de um sistema experimental de distribuição de água no Laboratório de Eficiência Energética e Hidráulica em Saneamento da Universidade Federal da Paraíba - LENHS UFPB, uma vez que assim tem-se um perfeito acompanhamento de todo o caminhar da rede de tubulações, a localização e o comportamento físico dos equipamentos, facilitando a realização de ajustes.

O processo computacional automatizará as ações referentes à velocidade de rotação (frequência da tensão de alimentação do motor) do conjunto motor-bomba e ao ângulo de abertura de válvulas de controle.

3.2 Sistema Experimental

A bancada experimental emula a operação de um sistema de abastecimento urbano de água. Destarte, foi desenvolvido no Labview™ um instrumento virtual para simular as condições impostas, normalmente, a um sistema real, através da operação remota das válvulas de controle. Na Figura 3.1 é apresentada a bancada experimental utilizada neste estudo, enquanto na Figura 3.2 mostrado o esquema da planta controlada. A CVs, a jusante do PT1, tem a função de alterar as condições de operação do sistema, proporcionando a variação da vazão demandada. À medida que a CVs fecha, a perda de carga no sistema aumenta, emulando uma elevação de altura manométrica total da bomba, o que resulta na diminuição da vazão.

O sistema experimental foi aparelhado com equipamentos, de forma a oferecer total controle nos processos e condição de simulação de um sistema de abastecimento real. Este é

composto por um reservatório circular de 7,64 m³, um conjunto motor-bomba (CMB) ligado a um inversor de frequência (CV), duas válvulas de controle (CVc e CVs), dois transdutores de pressão (PT), dois manômetros tipo Bourdon, duas fontes de alimentação, dois medidores de vazão, uma interface de aquisição de dados, analisador de energia e um computador portátil, além de toda uma estrutura de tubos, conexões e reservatório que emulam um sistema de abastecimento real.

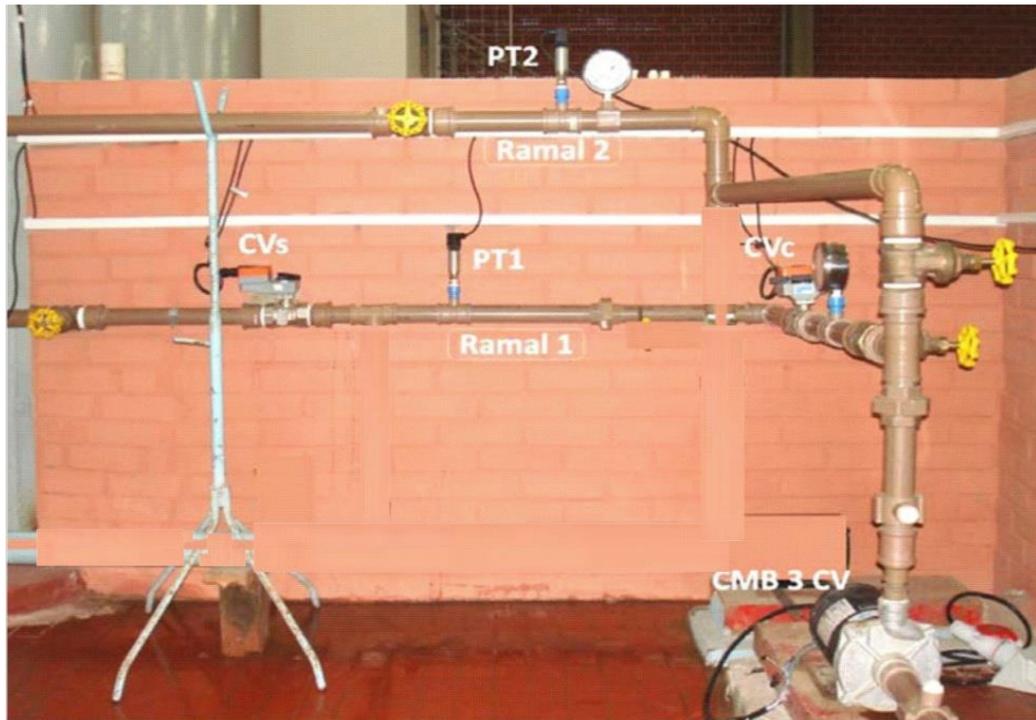


Figura 3.1- Bancada experimental de distribuição de água

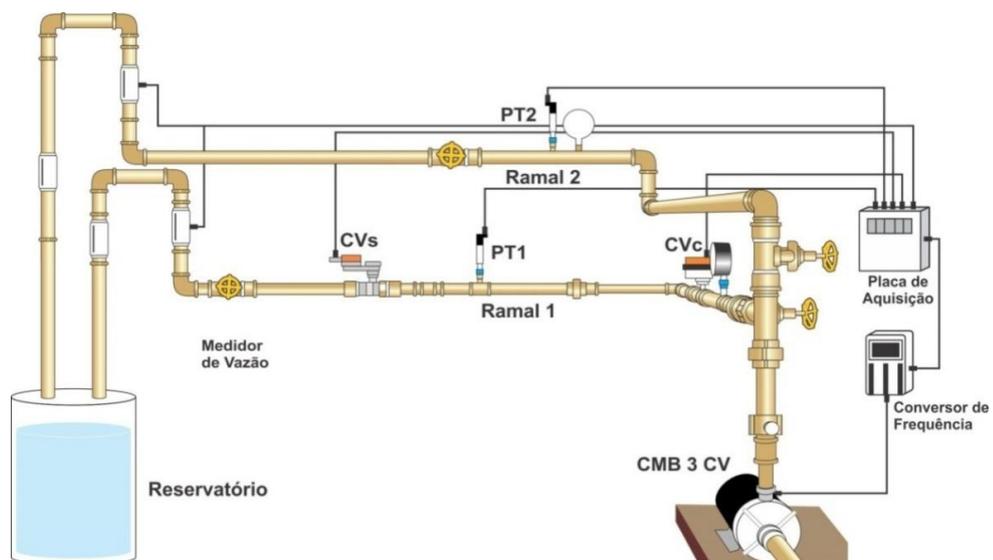


Figura 3.2 - Diagrama esquemático da bancada experimental de distribuição de água –

LENHS UFPB

Os transdutores de pressão captam o valor atual da pressão na rede, proveniente da variação de demanda de água do sistema emulada através do ajuste da abertura das e transmite ao módulo de aquisição de dados.

A bomba é da marca Dancor, modelo CAM-W10, motor WEG, 3 cv, 2 polos, 3500 rpm, 60 hz, 220/380 T NEMA (Figura 3.3a), que juntamente com o inversor de frequência, marca WEG, modelo CFW08, são responsáveis por manter a pressão na rede de distribuição. As curvas características da bomba centrífuga são apresentadas na Figura 3.4. Optou-se pelo funcionamento da bomba de forma afogada, para diminuir a possibilidade de cavitação e eliminar a necessidade da escorva da bomba.

Uma bomba se caracteriza principalmente pelos valores de sua altura manométrica e de vazão correspondentes. Essa relação expressa na forma de gráfico denomina-se curva característica principal. A esta curva se junta outras grandezas igualmente importantes como o diâmetro do rotor, a velocidade de rotação, a potência motriz, o rendimento, além de grandezas relativas à sua altura de aspiração. O conjunto de todas essas curvas ou pelo menos da maior parte delas são chamadas de curvas características. Essas são traçadas pelos fabricantes a partir de ensaios e se constituem em subsídio indispensável para que o projetista possa selecionar a unidade que melhor satisfaz as necessidades de um projeto de instalação elevatória (ANDRADE FILHO, 2012).

O inversor de frequência (Figura 3.3b) atua na resposta das variações de demanda provocadas no sistema, que segundo as regras do controlador, incidirá em uma maior ou menor velocidade de rotação do conjunto motor-bomba. A alimentação do equipamento é realizada diretamente pela rede elétrica, de forma trifásica. O sinal de comando é transmitido em forma de tensão, variando em uma faixa de 0 a 10 Vcc, sendo 0 Vcc para a frequência mínima (0 Hz) correspondendo ao motor parado e 10 Vcc, para a frequência máxima, 60 Hz, motor com a velocidade de rotação nominal.



Figura 3.3a - Conjunto motor-bomba¹



Figura 3.3b - inversor de frequência²

A curva característica da bomba adotada para a rotação nominal (frequência de 60 Hz), corresponde à curva N° 05 (laranja) apresentada na Figura 3.4. Teoricamente, as curvas características, em função da rotação, podem ser determinadas com base nas Leis de Afinidade (Equações 3.1).

$$\frac{H_1}{N_1^2 \cdot D_{r1}^2} = \frac{H_2}{N_2^2 \cdot D_{r2}^2} \quad \text{Eq. (3.1a)}$$

$$\frac{Q_1}{N_1^2 \cdot D_{r1}^3} = \frac{Q_2}{N_2^2 \cdot D_{r2}^3} \quad \text{Eq. (3.1b)}$$

$$\frac{P_1}{N_1^2 \cdot D_{r1}^5} = \frac{P_2}{N_2^2 \cdot D_{r2}^5} \quad \text{Eq. (3.1c)}$$

¹ Fonte: www.dancor.com.br.

² Fonte: www.weg.com.br.

Onde H é a altura manométrica total, N é a velocidade de rotação da bomba, D_r é o diâmetro do rotor, Q é a vazão e P é a potência.

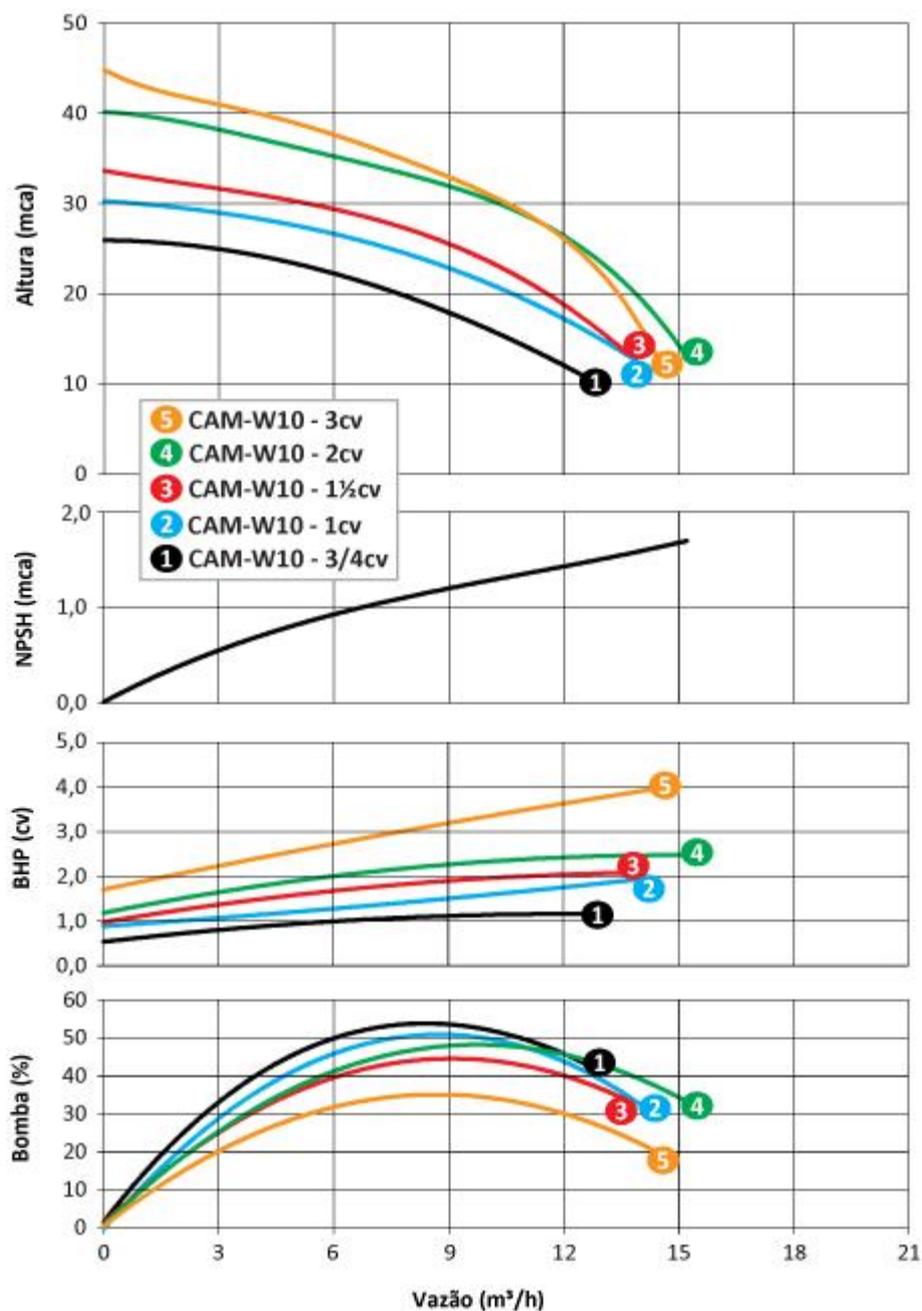


Figura 3.4 – Curvas características do conjunto motor bomba

As válvulas de controle são do tipo proporcional (Figura 3.5a), fabricante Belimo, modelo ARB24-SR. A válvula de controle de sistema (CVc) está instalada a jusante do medidor de pressão do ramal 1 (PT₁) e a válvula de controle de carga (CVs) a montante do. A CVs é responsável pelas variações das condições de operação. Portanto, quanto maior o

ângulo de abertura, maior a vazão demandada e menor a pressão no sistema; quanto menor o ângulo (mais fechada), menor a demanda e maior a pressão no ponto de medição 1 (PT₁). Estes equipamentos poderiam ser acionados de forma manual, através de um simples registro, porém, optou-se, como forma de facilitar as simulações, utilizar a válvula proporcional controlada de forma remota. Tal processo permitiu a criação de rotinas computacionais que emulassem o consumo de água durante um período maior de operação, com uma exatidão bastante satisfatória e sem a necessidade de um operador para a válvula.

O controle das válvulas é realizado por meio de sinais de tensão, dentro de uma faixa de 2 a 10 Vcc. Sendo 2 Vcc a válvula totalmente fechada e 10 Vcc totalmente aberta, tendo para valores intermediários aberturas intermediárias. Em paralelo, as válvulas fornecem um sinal de saída que indica o estado *on-line* do ângulo de abertura. O ciclo completo de operação, ou seja, movimento de abertura ou fechamento total e vice-versa, demanda cerca de 90 (noventa) segundos.

Os medidores de vazão eletromagnéticos (Figura 3.5b) têm a função de relatar o comportamento da demanda hidráulica do sistema. O equipamento é da marca Incontrol, DN 50, modelo VMS-050AM22040, tensão de alimentação 24 Vcc e sinal de saída transmitido em corrente na faixa de 4 a 20 mA.



Figura 3.5a – Válvula de controle³



Figura 3.5b – Medidor de vazão⁴

Os transdutores de pressão são da marca DRUCK (Figura 3.6), modelo PTX 7217, com uma faixa de medição de 0-60 psi. As pressões da rede hidráulica são as variáveis

³ Fonte: www.belimo.com.

⁴ Fonte: <http://www.incontrol.ind.br>.

controladas. Sua alimentação é de 24 Vcc, enquanto seu sinal de resposta é transmitido em forma de corrente numa faixa de 4 a 20 mA, sendo que 4 mA corresponde a pressão nula e 20 mA a pressão de 60 psi.

Ainda no intuito de verificar a pressão, instalaram-se dois manômetros (um em cada linha), cujas funções são a fácil visualização das pressões e a comparação dos valores medidos com os dados obtidos pelos transdutores de pressão. Sua faixa de medição é de 0 a 50 mca.



Figura 3.6a – Medidores de pressão: transdutor piezoresistivo



Figura 3.6b – Manômetro tipo Bourdon⁵

O módulo de aquisição (Figura 3.7) é responsável pelo recebimento e transmissão dos dados, transmitindo-os ao computador, onde se tem a interface homem máquina. Foi utilizado

⁵ Fonte: www.wika.com.br.

o módulo de aquisição de dados da marca National Instruments, modelo NI USB-6229 DAQ. Este possui 32 entradas analógicas e 4 saídas analógicas, com taxa de transferência de 1,25 MS/s para as entradas e de 2,86 MS/s para as saídas, as tensões elétricas variam entre -10 a 10 Vcc. O sinal de entrada/saída da interface de aquisição de dados (DAQ) é a tensão elétrica e os medidores de vazão e pressão fornecem o sinal em corrente elétrica (4 a 20 mA) proporcional a grandeza medida. Logo, foi necessário converter o sinal de saída dos medidores (corrente elétrica) para uma tensão elétrica contínua que varia entre 0,85 V e 4,25 V (tensão mínima e máxima).

Foram utilizadas 7 entradas analógicas referentes aos transdutores de pressão, aos medidores de vazão, as válvulas de controle (indicação do ângulo de abertura) e ao inversor de frequência (diretamente ligada à velocidade de rotação do motor), bem como duas saídas, para o comando da válvula CVc e do inversor.



Figura 3.7 - Módulo de aquisição de dados da National Instruments⁶

As fontes de alimentação (Figura 3.8a), como o próprio nome já sugere, fornecem a tensão necessária aos atuadores e medidores eletrônicos (transdutor de pressão, à válvula e ao medidor de vazão), pois estes equipamentos exigem uma tensão contínua e, relativamente, baixa, de 24 V, impossibilitando a alimentação direta da rede elétrica. São da marca Instrutherm e modelo FA 3030.

Um analisador de energia (Figura 3.8b) foi utilizado para o acompanhamento, em tempo real, das grandezas elétricas do motor e dá subsídios para a comparação dos parâmetros de consumo de energia. Este fornece o valor verdadeiro de tensão e corrente, bem como os valores das potências ativa, reativa e aparente e o fator de potência. É da marca Instrutherm, modelo é AE-200.

⁶ Fonte: <http://brasil.ni.com>.



Figura 3.8a - Fonte de alimentação



Figura 3.8b – Analisador de energia⁸

Por fim, foi utilizado um computador portátil equipado com um processador, responsável pela apresentação dos dados e pelo embarcamento do sistema de controle adaptativo.

O programa computacional utilizado para o gerenciamento e controle do sistema é o Labview[™] - *Laboratory Virtual Instruments Engineering Workbench*. O programa utiliza uma linguagem de programação desenvolvida pela *National Instruments*. O Labview[™] é diferente das usuais linguagens de programação porque utiliza linguagem gráfica conhecida como *Linguagem G* e tem um compilador gráfico aperfeiçoado para maximizar o desempenho do sistema, ao invés de utilizar linhas de código. O fato de ser totalmente compatível com o módulo de aquisição de dados utilizado e a facilidade para processar, armazenar e analisar os dados foram imperativos para a sua escolha na pesquisa. Os programas gerados no Labview[™] são chamados de instrumentos virtuais, porque possuem a aparência e operações que simulam equipamentos reais.

Capítulo 4

4- MODELAGEM MATEMÁTICA DE SISTEMAS DINÂMICOS

4.1 Introdução

Nos estudos de sistemas dinâmicos é importante à obtenção de um modelo matemático que possa descrever e em alguns casos prever seu comportamento considerando diversas situações. A área de identificação de sistemas é uma vasta área de pesquisas que procura construir, a partir de dados de observação de entrada e saída, um modelo matemático para o sistema em estudo (LJUNG, 2008). Por ser uma área de pesquisa muito ampla, possui uma infinidade de técnicas que dependem do modelo adotado para representar o sistema.

A modelagem pode ser realizada de forma “off-line”, ou seja, em batelada, ou de forma “on-line”, isto é, de forma recursiva. No método “off-line” os dados são previamente coletados, de uma única vez e então é feita a modelagem. Enquanto que na forma recursiva, à medida que os dados são disponibilizados é realizada a modelagem, e a cada coleta de dados, sucessiva, os parâmetros são atualizados, minimizando o erro entre a saída real e a modelada.

4.2 Identificação de Sistema

Em LJUNG (2008) o autor procura descrever um panorama geral do campo de pesquisa da área de identificação de sistemas. No referido trabalho o autor discute as diversas aplicações da teoria de identificação de sistemas em vários campos da engenharia, além de argumentar a respeito da imensa variedade de tópicos relacionados ao tema. Devido a grande variedade de tópicos é comum se dividir em diferentes tipos de técnicas empregadas que dependem do modelo que se deseja estimar.

A viabilidade do projeto de um controlador depende muitas vezes da obtenção de um modelo que descreva satisfatoriamente o comportamento dinâmico do sistema a ser controlado. Na maioria dos casos, quanto mais preciso for o modelo, os controladores serão obtidos mais facilmente e terão desempenho melhor. Segundo AGUIRRE (2004), a modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda maneiras de construir e implementar modelos de sistemas reais. Uma das maneiras de se obter um modelo é analisar todas as leis físicas que envolvem o sistema, encontrando as equações que regem a sua dinâmica. Entretanto, para sistemas físicos complexos, a análise dessas leis pode se tornar difícil, impedindo que se chegue a um modelo satisfatório.

Nessas circunstâncias, uma opção viável é extrair dados de experimentos em que, através de entradas que excitem a planta, se possa medir a sua resposta. A construção de modelos numéricos a partir dos dados de entrada e de saída de uma planta é chamada Identificação de Sistemas. Essa metodologia tem se mostrado muito prática e eficaz já que, mesmo que os modelos obtidos sejam mais simples (o que é uma vantagem, pois facilita a análise e o projeto de controladores), eles produzem respostas que se aproximam muito da resposta real da planta.

A área de identificação de sistemas é tratada, muitas vezes, como um problema de otimização que envolve algumas medidas para adequação de modelos matemáticos candidatos a representar um processo real, sendo que a seleção de modelos e o ajuste dos parâmetros são influenciados por diversos fatores, tais como: (i) conhecimento *a priori* do sistema (linearidade, grau de não-linearidade, atrasos); (ii) propriedades do modelo (complexidade); (iii) seleção da medida de erro a ser minimizada; (iv) presença de ruídos (COELHO e COELHO, 2004)

De modo geral, a identificação de sistemas consiste de três etapas: determinação da estrutura, estimação dos parâmetros e validação do modelo (AGUIRRE, 2004). Com este propósito, o processo de identificação das variáveis que definem um sistema é uma das etapas mais importantes na construção de um modelo, pois este deve representar de maneira eficiente à dinâmica do sistema.

As variáveis de entrada de um modelo são escolhidas através de informação conhecida *a priori* ou de forma empírica, via tentativa e erro, acarretando na escolha de variáveis redundantes ou de pouca importância. Outra forma de se determinar as variáveis de entrada é a utilização de critérios de informação tais como de informação *Bayesiana* (SCHWARZ, 1978), de *Akaike* (AKAIKE, 1969), os quais combinam a variância residual e a ordem do modelo, para estabelecer a necessidade de adequação do modelo com *princípio da parcimônia* (LJUNG, 1999).

A modelagem fundamentada na física do processo, também conhecida como modelagem caixa-branca, fenomenológica ou conceitual exige o conhecimento dos fenômenos físicos envolvidos, pois ocorre através das leis e princípios que representam estes fenômenos. A utilização desta abordagem permite derivar modelos que descrevem a dinâmica interna do sistema, além da relação entrada-saída. Desta forma os parâmetros do modelo detêm um sentido físico, residindo nesta característica, uma das vantagens deste tipo de modelagem. A principal desvantagem está no fato de que muitas vezes o sistema a ser modelado é grande e complexo, e conseqüentemente as equações físicas envolvidas também são complexas ou até mesmo desconhecidas, tornando o tempo de análise demasiadamente longo e a implementação computacional um tanto complicada (COELHO e COELHO 2004).

Uma maneira de minimizar este problema é utilizar a abordagem de Identificação de Sistemas, na qual é permitido construir modelos matemáticos de sistemas dinâmicos a partir de dados obtidos de um sistema real, ou de uma planta experimental. Na Identificação de Sistemas há duas formas para a construção de modelos matemáticos: (i) a modelagem caixa-preta, na qual não se tem conhecimento prévio do sistema a ser modelado, neste caso apenas os dados de entrada e saída do processo são usados durante a identificação, observa-se que não existe nenhuma relação entre a estrutura matemática usada com a física do processo; uma vantagem desta técnica reside na facilidade de obtenção do modelo e na possibilidade de escolher estruturas adequadas para o objetivo da modelagem, também é conhecida como modelagem empírica; (ii) a modelagem caixa-cinza, na qual se tem algum conhecimento prévio do sistema a ser modelado, e esta informação não se encontra no conjunto de dados utilizados durante a identificação, ou seja, esta categoria de modelos pode ser colocada entre a modelagem pela física ou natureza do processo e a identificação caixa-preta (LJUNG, 1987).

Um sistema dinâmico pode ser analisado no domínio do tempo e/ou no domínio da

frequência. Por este motivo, a identificação deve ser capaz de derivar modelos (lineares ou não-lineares) que descrevam o comportamento do sistema original no domínio do tempo (equações diferenciais) ou no domínio da frequência (resposta em frequência), conforme o enfoque desejado.

4.3 Passos para Identificação de Sistemas

Segundo AGUIRRE (2000), as principais etapas para a identificação de sistemas são:

- 1- Testes e coletas de dados para se obter modelos a partir destes dados.
- 2- Escolha do modelo matemático para o sistema.
- 3- Determinação da estrutura do modelo.
- 4- Estimação dos parâmetros do modelo escolhido.
- 5- Validação do modelo para verificar se o modelo escolhido corresponde as expectativas finais.

Na Figura 4.1 é representado um diagrama com os passos para a identificação de sistemas (AGUIRRE *et al.*, 2007).

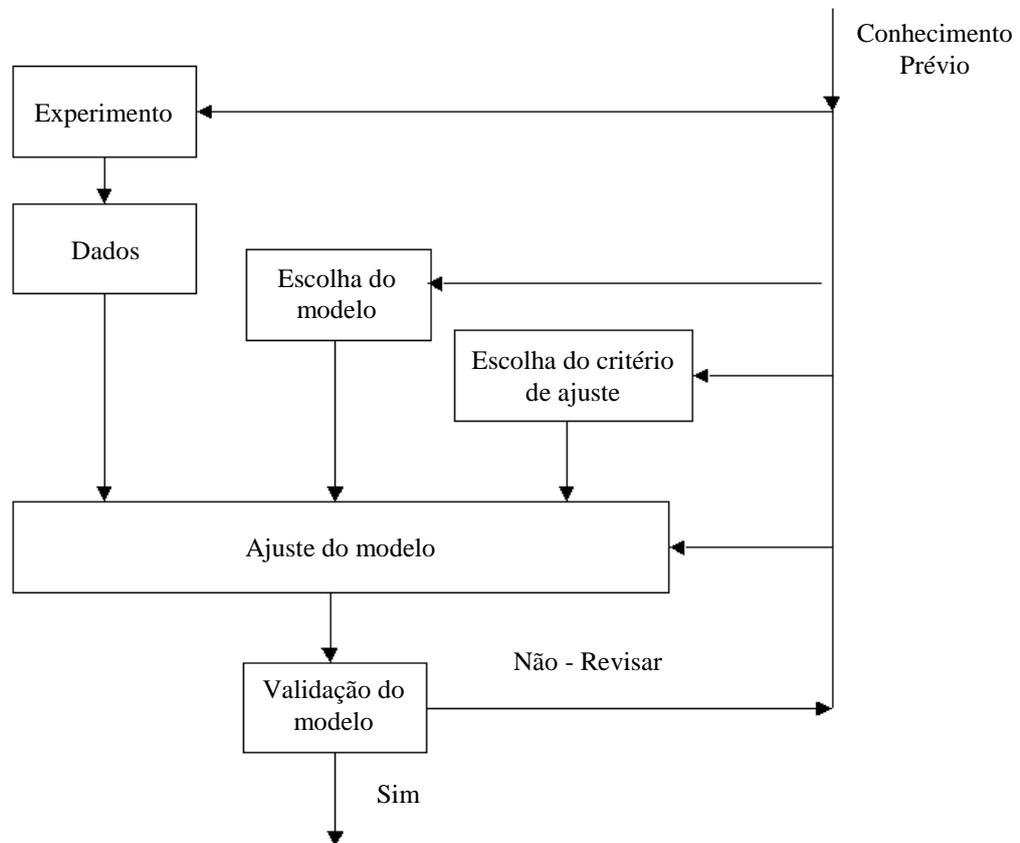


Figura 4.1- Diagrama esquemático para a identificação de sistemas

4.3.1 Primeira Etapa: testes e coletas de dados para se obter modelos a partir destes dados.

A experiência de obtenção de dados é executada excitando-se o sistema com algum sinal ou conjunto de sinais de entrada escolhidos, e assim observando e gravando os sinais de saída. O alvo desta experiência é obter os dados da entrada e da saída com uma quantidade de informações adequada na presença de perturbações desconhecidas.

Existem diversos tipos de sinais que podem ser aplicados como entrada da planta: sinal degrau, impulso, pseudo-aleatório, entre outros. Deve-se atentar nessa fase em aplicar um sinal de entrada que excite o sistema de forma a satisfazer certas propriedades da planta para que a dinâmica desejada para a modelagem esteja presente no sinal de saída. Afinal, o modelo poderá representar apenas as características que estejam contidas nos dados. Dessa forma, o sinal a ser aplicado deve possuir um espectro de frequência na região que pretende modelar o sistema. Dentre os diversos sinais possíveis de aplicação na entrada, os sinais aleatórios ou pseudo-aleatórios possuem potência espectral numa ampla faixa de frequência, aumentando assim a possibilidade de se obter a característica desejada no final de saída. Todavia, na prática é mais utilizado o sinal degrau, devido a sua facilidade de obtenção manual. (ASTRÖM e HÄNGGLUD, 1995, AGUIRRE, 2004).

Outro ponto fundamental que se deve atentar nessa fase é a taxa, ou período, de amostragem que se deve ter para aquisição dos dados. Afim de que um sinal amostrado retenha algumas características fundamentais do sinal original, é necessário que o período de amostragem seja suficientemente baixo. Na prática a frequência de amostragem é normalmente cinco a dez vezes maior que a frequência de interesse contida nos dados (AGUIRRE, 2004).

Segundo LJUNG (1999) podem existir outros sinais além dos sinais de controle pertinentes ao sistema que não são controlados pelo usuário e interferem de forma qualitativa e quantitativa nos sistemas: os ruídos ou distúrbios presentes no processo. Estes podem ser diretamente medidos ou são observados através de sua influência no sinal de saída do sistema. Os distúrbios podem ser originados durante a aquisição dos dados por irregularidades intrínsecas aos equipamentos de medida (são ditos como os ruídos de medição), ou são causados por desgastes e falhas naturais do sistema devido ao uso ao longo do tempo, ou

mesmo por perturbações inesperadas.

Vale salientar, que em muitas situações os distúrbios podem ser desprezados, quando a relação sinal/ruído for alta ou quando o ruído for do tipo aleatório e possuir média nula. Entretanto, em outros casos, estes sinais não poderão ser cancelados sendo necessário, portanto, a utilização de técnicas de identificação que trabalhem tais ruídos ou o uso de artifícios que minimizem seus efeitos, como o uso de filtros.

4.3.2 Segunda Etapa: Escolha do modelo matemático para o sistema.

As principais estruturas de modelos matemáticos paramétricos são: ARX (Auto Regressivo com entradas externas), ARMAX (Auto Regressivo com Média móvel e entradas externas), Modelos de erro na saída (OE), e o Modelo BJ (Box Jenkins). Um difere em relação ao outro pelo vários tipos de ruídos.

A representação discreta do sistema considerando uma saída $y(k)$, um vetor de entradas $u(k)$ e um sinal de ruído $v(k)$ pode ser escrita pela equação a diferenças (4.1), considerando a modelo geral (AGUIRRE, 2007).

$$A(z)y(k) = \frac{B(z)}{F(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z)}v(k) \quad (4.1)$$

Onde:

z^{-1} – é o operador de atraso de tal forma que $y(k)z^{-1} = y(k-1)$

$v(k)$ – ruído branco

$A(z)$, $B(z)$, $C(z)$, $D(z)$ e $F(z)$ - são polinômios ou matrizes de polinômios que dependem da ordem dos vetores de entrada e saída, definidos como:

$$A(z) = 1 - a_1z^{-1} - \dots - a_{na}z^{-na} ;$$

$$B(z) = b_1z^{-1} + \dots + b_{nb}z^{-nb} ;$$

$$C(z) = 1 + c_1z^{-1} + \dots + c_{nc}z^{-nc} ;$$

$$D(z) = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_{nd}z^{-nd} ;$$

$$F(z) = 1 + f_1z^{-1} + \dots + f_{nf}z^{-nf} .$$

4.3.2.1 Modelo Auto Regressivo (ARX)

Este modelo pode ser obtido da equação (4.1) fazendo $C(z) = D(z) = F(z) = 1$ e $A(z)$ e $B(z)$ como polinômios arbitrários, (AGUIRRE, 2007). É classificado como um modelo pertencente a classe de modelos de erro na equação por apresentar uma variável exógena que representa o erro do modelo, conforme a equação (4.2).

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + v(k) \quad (4.2)$$

A Figura (4.2) apresenta o diagrama de blocos desta representação.

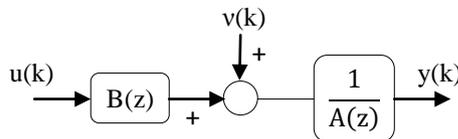


Figura 4.2 – Modelo ARX

4.3.2.2 Modelo Auto Regressivo com Média móvel e entradas externas (ARMAX)

Fazendo $D(z) = F(z) = 1$ e $A(z)$, $B(z)$ e $C(z)$ polinômios arbitrários, na equação (4.1), obtemos o modelo ARMAX (AGUIRRE, 2007). O modelo ARMAX também é um modelo de erro na equação, entretanto, este modelo difere do modelo ARX por apresentar uma ponderação estendida no parâmetro do erro $v(k)$, resultando na equação (4.3) que é mostrada em diagrama de blocos na Figura (4.3).

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)v(k) \quad (4.3)$$

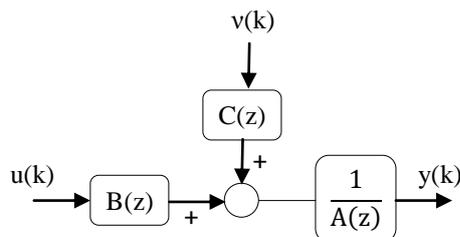


Figura 4.3 – Modelo ARMAX

4.3.2.2 Modelo de erro de saída - OE

É obtido atribuindo na equação (4.1), os valores para os polinômios, $A(z) = C(z) = D(z) = 1$ e $F(z)$, $B(z)$ polinômios arbitrários (Aguirre, 2007), resultando na equação (4.4) cujo diagrama de blocos é apresentado na Figura (4.4).

$$y(k) = \frac{B(z)}{F(z)}u(k) + v(k) \quad (4.4)$$

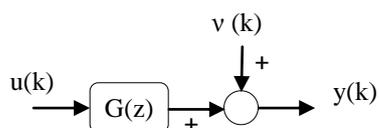


Figura 4.4 – Modelo OE

4.3.2.2 Modelo de Box- Jenkins

Da mesma forma atribuindo os valores para os polinômios, $A(z) = 1$ e $C(z)$, $D(z)$, $F(z)$, polinômios arbitrários, na equação (4.1) (AGUIRRE, 2007). Resultando na equação (4.5) cujo diagrama de blocos é apresentado na Figura (4.5).

$$y(k) = \frac{B(z)}{F(z)}u(k) + \frac{C(z)}{D(z)}v(k) \quad (4.5)$$

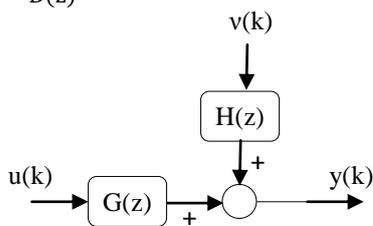


Figura 4.5 – Modelo BJ

4.3.3 Segunda etapa: determinação da estrutura do modelo

Uma vez escolhido o modelo matemático para seleção da estrutura do sistema, no caso de modelos lineares, a determinação da estrutura do modelo se resume basicamente na seleção do número de pólos, zeros e na determinação do atraso de transporte (AGUIRRE, 2007). A determinação da estrutura do modelo deve sempre levar em conta a simplicidade e a flexibilidade dos modelos considerados e que representem o sistema estudado (CARVALHO, 2009). A escolha de um modelo muito simples pode não representar fielmente o sistema em

estudo, há modelos mais complexos levam a um esforço computacional e uma imprecisão maior na estimação dos parâmetros (AGUIRRE *et al.*, 2007) (CARVALHO, 2009). Diante disso, a determinação correta da estrutura do modelo envolve uma boa seleção do modelo e de seus parâmetros. AGUIRRE (2000) e MONTENEGRO (2007) afirmam que se a ordem de um modelo candidato for maior do que a ordem *efetiva* do sistema, isso normalmente redundará em cancelamento de pólos e zeros na função de transferência do sistema, devido à proximidade que haverá entre estes.

Portanto, as características do sistema, dos dados disponíveis, o tipo de modelo e o conhecimento do sistema, são os pré-requisitos básicos para se ter um bom modelo do sistema a ser estimado.

Na literatura, existem algumas publicações sobre a estimação e avaliação da ordem ou do número de parâmetros de um modelo, pode-se citar: a Soma do Erro Quadrático de Previsão (S_n) e os Critérios de Informação (CI): Critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974), Erro de Predição final (FPE) (AKAIKE, 1974) e Bayesiana (BIC) (KASHYAP, 1977; SCHWARZ, 1978), que incluem em suas expressões a soma do erro médio quadrático de previsão (COELHO e COELHO, 2004; AGUIRRE, 2000).

O critério de minimização do erro quadrático de previsão como índice de desempenho, parte do princípio de que quando a ordem do modelo estabelecida para a estimação de parâmetros é aumentada, a soma do erro quadrático de previsão, dada pela Eq. (4.6), diminui à medida que se obtém o melhor ajuste.

$$S_n = \sum_{j=1}^t [Y_M(j) - \hat{Y}_M(j)\hat{\Theta}]^2 \quad (4.6)$$

Entretanto, se a diminuição de S_n for lenta entre quaisquer dois modelos, então a utilização de um modelo de ordem maior não resultará em uma redução significativa no valor de S_n . Assim sendo, verifica-se que é possível determinar a ordem de um sistema real utilizando um conjunto de medidas de entradas e saídas obtidas desse sistema para estimação de parâmetros.

Observando a Figura (4.6) de S_n em função da ordem do sistema, num dado modelo pode ter sua ordem selecionada n^* , onde a inclinação $\frac{\Delta S_n}{\Delta n}$ é íngreme para $n < n^*$ e suave para $n > n^*$ (COELHO e COELHO, 2004).

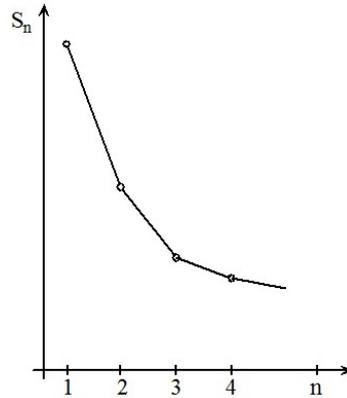


Figura 4.6 – Teste de detecção da ordem do sistema

De maneira semelhante ao procedimento apresentado para determinar a ordem do modelo estimado, pode-se também proceder para determinar o atraso de transporte \mathbf{d} . Ou seja: para uma dada ordem do modelo e uma sequência de valores de atrasos \mathbf{d} ($d=1, 2, \dots$), a melhor estimativa para esta constante será a que conduzir ao menor valor de S_n .

Os critérios de Informação de Akaike (AIC), Erro de Predição final (FPE) e Bayesiana (BIC), são outras formas de decidir se o número de parâmetros utilizados em um dado modelo é o ideal. Estes critérios de informação possuem características similares, ou seja, utilizam uma função que aumenta com o número de parâmetros e diminui com o número de medidas (amostras) disponíveis. Ao minimizar esta função, estes critérios penalizam por um lado os modelos que tem um número excessivo de parâmetros e por outro, os modelos que apresentam variância do erro elevada.

Apresentam-se, a seguir, as equações referentes a cada critério citado anteriormente:

1. *Critério de Informação de Akaike*

$$AIC = N \ln[J_N] + 2n_p = N \ln[\sigma_{\text{erro}}^2(n_p)] + 2n_p \quad (4.7)$$

2. *Critério do Erro de Predição Final*

$$FPE = N \ln[J_N] + N \ln \left[\frac{N+n_p}{N-n_p} \right] \quad (4.8)$$

3. *Critério de Informação Bayesiana*

$$BIC = N \ln[J_N] + n_p \ln[N] \quad (4.9)$$

onde:

N: número de medidas realizadas durante o ensaio,

n_p : número de parâmetros do modelo estimado;

\ln - Logaritmo Neperiano;

σ_{erro}^2 : variância do erro de modelagem.

Nas Equações (4.7), (4.8) e (4.9), a variável J_N representa a média da função custo básica dos mínimos quadrados e é dada pela Eq. (4.10).

$$J_N = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - \hat{Y}(k)]^2 \quad (4.10)$$

O AIC atinge um mínimo para um determinado número de parâmetros no modelo e do ponto de vista do critério usado, esse número de parâmetros é ótimo.

Os critérios FPE e BIC se aplicam da mesma forma que o critério AIC na avaliação da ordem de modelos estimados, a diferença que há, está na penalização relativa à inclusão de cada parâmetro no modelo.

É importante ressaltar que: o valor absoluto em si dos índices acima apresentados não é de tanta importância. O que é mais importante é encontrar dentre um conjunto de modelos candidatos aquele que apresenta um valor mínimo desses índices utilizados em análise; trata-se de um método fundamentalmente estatístico e não garante necessariamente que o modelo com um número “ótimo” de parâmetros seja um modelo válido (AGUIRRE, 2000).

Neste trabalho além do método que se baseia na Soma do Erro Quadrático de Previsão, será utilizado o Critério de Informação de *Akaike* (AIC), para avaliação das

estruturas dos modelos a serem estimados. AGUIRRE *et al.* (1998), afirma que AIC é um dos métodos mais utilizados para estimar o número de parâmetros em modelos dinâmicos.

4.3.4 Terceira Etapa: Estimação de Parâmetros

Uma vez selecionado o modelo e a estrutura do sistema, a etapa seguinte é estimar seus parâmetros a fim de caracterizar completamente o sistema em estudo.

Entre os algoritmos para estimação de parâmetros pode-se, citar os Mínimos Quadrados (MQ) (AGUIRRE, 2007) que é um dos algoritmos de estimação mais conhecido e utilizado que foi desenvolvido por Gauss (MAZONI APUD LAWSON e HANSON, 1974). Os MQ são métodos paramétricos recursivos e não recursivos de identificação que são denominados de Mínimos quadrados recursivo (MQR), mínimos quadrados estendidos (MQE), mínimos quadrados generalizados (MQG). O método mínimos quadrados recursivo (MQR) consiste na procura do melhor ajuste para um conjunto de dados que minimize a soma dos quadrados das diferenças entre o valor estimado e os dados observados, já o método mínimos quadrados generalizados (MQG) consiste na estimação dos parâmetros desconhecidos num modelo de regressão linear. No mínimos quadrados estendidos (MQE), no algoritmo os parâmetros do filtro de ruído são incluídos no vetor de parâmetros e o vetor de regressão é aumentado com valores do ruído.

O método escolhido neste trabalho foi o MQR que será detalhado no próximo capítulo.

4.3.5 Quarta Etapa: Validação do modelo

Segundo LJUNG (1994), a validação do modelo é uma etapa importante do processo de identificação. Uma maneira de validar o modelo obtido consiste em confrontar os valores estimados com os valores esperados. Na modelagem caixa-preta, é de fundamental importância as propriedades de entrada/saída do modelo. No caso de sistemas lineares os testes de validação são baseados na análise estatística do erro de predição, isto é, resíduo e correlação. Enfim, essa etapa é muito subjetiva, sendo que o resultado da validação dependerá da aplicação pretendida para o modelo e da quantidade de informação disponível sobre o sistema original (AGUIRRE *et al.*, 2007).

Capítulo 5

5- ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

5.1 Introdução

Dentre os diferentes métodos para estimação de parâmetros, o método dos Mínimos Quadrados (MQ) é o mais amplamente utilizado. A estimação dos parâmetros depende da natureza, da estrutura do modelo, do tipo de planta e da “riqueza” dos dados (COELHO e COELHO, 2004, LJUNG 1999).

Em seu postulado Gauss afirma:

“O Valor mais provável das grandezas desconhecidas é que a minimiza a soma dos quadrados da diferença entre os valores atualmente observados e os valores calculados multiplicados por números que medem o grau de exatidão, onde mais exata a medida, maior a sua ponderação” (COELHO e COELHO, 2004).

A estimação dos parâmetros pode ser implementada das seguintes formas: off-line ou on-line. Na estimação off-line, os dados de entrada e saída são colhidos do sistema e armazenadas para aplicação e avaliação a posteriori dos algoritmos de estimação não-recursivo. No caso on-line, a estimação dos parâmetros é feita em tempo real. Este processamento é rápido de forma a influenciar no resultado e que esse resultado esteja disponível à medida que os dados vão sendo obtidos do sistema. (CARVALHO, 2009, AGUIRRE, 2004).

Dentre os métodos dos Mínimos Quadrados (MQ), o algoritmo dos mínimos quadrados recursivo (MQR) é o mais popular. Neste trabalho usa-se o algoritmo dos mínimos quadrados recursivo (MQR), pois é o mais utilizado para estimar parâmetros no modelo ARX.

5.2 Estimador dos mínimos quadrados recursivo

A estimação de parâmetros pelo método dos mínimos quadrados recursivos se baseia no princípio de que os parâmetros desconhecidos de um modelo matemático devem ser escolhidos de tal maneira, que a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os valores calculados, multiplicado por números que medem o grau de precisão, seja mínimo (ASTRÖM e WITTENMARK, 1989).

Para a estimação dos parâmetros é necessário que a relação seja dividida em termos de parâmetros a serem conhecidos e dados disponíveis do sistema. Portanto a equação (4.1) pode ser escrita da forma (5.1) (COELHO e COELHO, 2004) que é denominado Modelo de Regressão Linear (LJUNG e SÖDERSTRÖM, 1983):

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta + e(k) \quad (5.1)$$

Onde θ é o vetor dos parâmetros desconhecidos, definidos como sendo:

$$\theta^T = [-a_1 \ \dots \ -a_{na} \ b_1 \ \dots \ b_{nb}] \quad (5.2)$$

$\varphi(k)$ é um vetor de regressão, que consistem dos dados de entrada e saída medidos, que, portanto, pode ser definido como sendo:

$$\varphi(k) = [y(k-1) \ \dots \ y(k-na) \ u(k-1) \ \dots \ u(k-nb)] \quad (5.3)$$

e $e(k)$ é o erro entre o valor medido e o calculado.

Pode-se também escrever $y(k)$ em função de $\hat{\theta}$ e \hat{e} que são as estimativas de θ e e respectivamente (AGUIRRE, 2004):

$$y(k) = \varphi^T(k) \hat{\theta} + \hat{e}(k) \quad (5.4)$$

Substituindo a Equação (5.4) na Equação (5.1), tem-se:

$$\hat{e}(k) = e(k) + \varphi^T(k)(\theta - \hat{\theta}) \quad (5.5)$$

Admitindo N medidas realizadas, a Equação (5.4) pode ser escrita na forma matricial dos elementos amostrados como sendo:

$$\begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi^T(1) \\ \varphi^T(2) \\ \vdots \\ \varphi^T(N) \end{bmatrix} \hat{\theta} + \begin{bmatrix} \hat{e}(1) \\ \hat{e}(2) \\ \vdots \\ \hat{e}(N) \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

ou

$$Y = \Phi \hat{\theta} + \hat{E} \quad (5.7)$$

onde:

$$Y^T = [y(1) \dots y(N)] \quad (5.8a)$$

$$\hat{E}^T = [\hat{e}(1) \dots \hat{e}(N)] \quad (5.8b)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \varphi^T(1) \\ \vdots \\ \varphi^T(N) \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

Rearranjando em termos do vetor erro E, temos:

$$\hat{E} = Y - \Phi \hat{\theta} \quad (5.10)$$

Definindo agora a função J, que é a soma dos quadrados dos erros, como sendo:

$$J = \sum_{k=1}^N \hat{e}^2(k) = \hat{E}^T \hat{E} \quad (5.11)$$

Substituindo a Equação (5.10) na equação (5.11), obtém-se:

$$J = (Y - \Phi \hat{\theta})^T (Y - \Phi \hat{\theta}) = Y^T Y - \hat{\theta}^T \Phi^T Y - Y^T \Phi \hat{\theta} + \hat{\theta}^T \Phi^T \Phi \hat{\theta} \quad (5.12)$$

Derivando J em relação à $\hat{\theta}$ e igualando a zero, obtém-se:

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = -2\Phi^T Y + 2\Phi^T \Phi \hat{\theta} = 0 \quad (5.13)$$

Rearranjando a Equação (5.13), obtém-se o estimador de mínimos quadrados do vetor de parâmetros como sendo:

$$\hat{\theta} = (\Phi^T \Phi)^{-1} (\Phi^T Y) \quad (5.14)$$

Sendo que a matriz $\Phi^T \Phi$ é não singular, positiva definida.

A partir da Equação (5.14) pode-se definir a matriz de covariância $P(k)$ como sendo (COELHO e COELHO, 2004, AGUIRRE, 2004):

$$P(k) = (\Phi(k)^T \Phi(k))^{-1} = \left(\sum_{i=1}^k \varphi(i) \varphi^T(i) \right)^{-1} \quad (5.15)$$

Que também pode ser escrito como:

$$P(k-1) = \left(\sum_{i=1}^{k-1} \varphi(i) \varphi^T(i) \right)^{-1} \quad (5.16)$$

Onde o erro $e(k)$, pode ser definido como:

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k) = y(k) - \varphi^T(k) \theta \quad (5.17)$$

Portanto a equação (5.16) pode ser reescrita como sendo:

$$P(k-1) = \left(\sum_{i=1}^k \varphi(i) \varphi^T(i) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^k \varphi(i) y(i) \right) = P(k) \left(\sum_{i=1}^k \varphi(i) y(i) \right) \quad (5.18)$$

Os cálculos podem ser estruturados de maneira que os resultados obtidos no instante $k - 1$ pode ser usado na ordem para estimar no instante k . Portanto a equação (5.14) para o problema de mínimos quadrados será reescrita dentro de uma forma recursiva. Seja $\hat{\theta}(k - 1)$ estimativa de mínimos quadrados baseados em $k - 1$ medidas (CARVALHO 2009). É assumido que a matriz $\Phi^T \Phi$ é regular para todo k . Segue da definição de $P(k)$ que:

$$P(k)^{-1} = P(k-1)^{-1} + \varphi(k)\varphi^T(k) \quad (5.19)$$

A estimativa de mínimos quadrados $\hat{\theta}(k)$ é então dada pela seguinte equação:

$$\hat{\theta}(k) = P(k) \left(\sum_{i=1}^k \varphi(i)y(i) \right) = P(k) \left(\sum_{i=1}^{k-1} \varphi(i)y(i) + \varphi(k)y(k) \right) \quad (5.20)$$

Usando a Equação (5.18) e a Equação (5.19) temos:

$$\sum_{i=1}^{k-1} \varphi(i)y(i) = P(k-1)^{-1} \hat{\theta}(k-1) = P(k)^{-1} \hat{\theta}(k-1) - \varphi(k)\varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \quad (5.21)$$

Substituindo a Equação (5.21) na Equação (5.20), obtemos a estimativa no instante k que pode se escrita como sendo:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) - P(k)\varphi(k)\varphi^T \hat{\theta}(k-1) + P(k)\varphi(k)y(k) \\ &= \hat{\theta}(k-1) + P(k)\varphi(k) \left(y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \right) \\ &= \hat{\theta}(k-1) + K(k)\varepsilon(k) \end{aligned} \quad (5.22)$$

onde:

$$K(k) = P(k)\varphi(k) \quad (5.23)$$

$$\varepsilon(k) = y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \quad (5.24)$$

O resíduo $\varepsilon(k)$ pode ser interpretado como um erro de predição (um passo atrás) de $y(k)$ baseado na estimativa de $\hat{\theta}(k - 1)$.

Deve-se agora obter uma equação recursiva para $P(k)$. Para isso, será necessário usar o lema de inversão de matrizes, que é definido logo abaixo (COELHO e COELHO, 2004).

Sejam A , C e $C^{-1}+D A^{-1} B$ matrizes quadradas não singulares, então:

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} A^{-1} B (C^{-1} + D A^{-1} B)^{-1} D A^{-1} \quad (5.25)$$

Para $P(k)$ e usando Equação (5.19) obtém-se (AGUIRRE, 2004):

$$\begin{aligned} P(k) &= (\Phi^T(k)\Phi(k))^{-1} = (\Phi^T(k-1)\Phi(k-1) + \varphi(k)\varphi^T(k))^{-1} \\ &= (P(k-1)^{-1} + \varphi(k)\varphi^T(k))^{-1} \\ &= P(k-1) - P(k-1)\varphi(k)(I + \Phi^T(k)P(k-1)\varphi(k))^{-1}\Phi^T(k)P(k-1) \end{aligned} \quad (5.26)$$

Isto implica que:

$$K(k) = P(k)\varphi(k) = P(k-1)\varphi(k)\left(I + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)\right)^{-1} \quad (5.27)$$

Nota-se que a inversão de matrizes é necessária para calcular $P(k)$. A matriz para ser invertida é, portanto, da mesma dimensão que o número de medidas. Isto é, para um sistema de uma única saída o resultado é um escalar (AGUIRRE, 2004).

Com isto, o algoritmo da estimação de parâmetros pelo método de mínimos quadrados recursivos pode ser resumido pelas seguintes equações (COELHO e COELHO, 2004, AGUIRRE, 2004).

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)\left(y(k) - \varphi^T(k)\hat{\theta}(k-1)\right) \quad (5.28)$$

$$K(k) = P(k)\varphi(k) = P(k-1)\varphi(k)\left(I + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)\right)^{-1} \quad (5.29)$$

$$\begin{aligned} P(k) &= P(k-1) - P(k-1)\varphi(k)\left(I + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)\right)^{-1}\varphi^T(k)P(k-1) \\ &= \left(I - K(k)\varphi^T(k)\right)P(k-1) \end{aligned} \quad (5.30)$$

A matriz P no algoritmo dos mínimos quadrados é então periodicamente reinicializado por aI , onde a é um número grande.

O caso de parâmetros variando lentamente no tempo pode ser resolvida utilizando a técnica do fator de esquecimento. Um fator de esquecimento λ é um número entre 0 e 1 (CARVALHO 2009), o qual é usado para reduzir progressivamente a ênfase que é dada as informações passadas. O conceito do fator de esquecimento pode ser melhor entendido considerando-se que a informação é ponderada na função custo dos mínimos quadrados (VAZ 2000). Especificamente, o método dos mínimos quadrados recursivos normal é utilizado para minimizar a função custo a cada tempo k (WELLSTEAD e ZARROP (1991):

$$J = \sum_{i=1}^k \hat{e}^2(i) \quad (5.31)$$

Esta escolha implica que todos os valores de $\hat{e}(i)$ de $i=1$ até k apresentam uma ponderação igual.

O método mínimos quadrados recursivos com fator de esquecimento aplica uma ponderação diferencial para os dados, pelo uso da seguinte função custo modificada.

$$J = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} \hat{e}^2(i) \quad (5.32)$$

O mecanismo de esquecimento, portanto utiliza a influência de λ para progressivamente reduzir a importância dada aos dados antigos. Valores comumente usados na pratica são entre 0.95 e 1 (Carvalho 2009). É claro que pode-se interpretar λ como um esquecimento a “tempo constante” e associado com memória de dados de aproximadamente $(1 - \lambda)^{-1}$.

Derivando a equação de mínimos quadrados utilizado na função custo modificada da Equação (5.32) é possível mostrar que a estimativa de mínimos quadrados dos parâmetros estimados seja:

$$\hat{\theta}(k) = [\varphi^T(k)\Lambda(k)\varphi(k)]^{-1} \varphi^T(k)\Lambda(k)y(k) \quad (5.33)$$

Onde:

$$\Lambda(k) = \text{diag}(\lambda^k, \lambda^{k-1}, \dots, \lambda^2, \lambda, 1) \quad (5.34)$$

Aplicando o método do fator de esquecimento na definição de $P(k)$, obtém-se a seguinte relação (CARVALHO, 2009):

$$P(k)^{-1} = \lambda P(k-1)^{-1} + \varphi(k)\varphi^T(k) \quad (5.35)$$

Refazendo o mesmo procedimento efetuado anteriormente, obtém-se as seguintes equações que regem o algoritmo de mínimo quadrados recursivos com fator de esquecimento exponencial (COELHO e COELHO, 2004, AGUIRRE, 2004):

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)\varepsilon(k) \quad (5.36)$$

$$\varepsilon(k) = y(k) - \varphi^T(k-1)\hat{\theta}(k-1) \quad (5.37)$$

$$K(k) = P(k-1)\varphi(k-1)\left(\lambda + \varphi^T(k-1)P(k-1)\varphi(k-1)\right)^{-1} \quad (5.38)$$

$$P(k) = \left(I - K(k)\varphi^T(k-1)\right)P(k-1) / \lambda \quad (5.39)$$

A seguir, descreve-se o algoritmo básico que torna o estimador dos MQR executável (COELHO e COELHO, 2004; RÚBIO e SANCHÉZ, 1996; COELHO, 2000).

- i) Selecionar os valores da matriz de covariância $P(k-1)$ e do vetor de parâmetros $\hat{\theta}(k-1)$, para inicialização do processo estimativo;
- ii) Atualizar o vetor de medidas a partir dos novos valores de $Y_M(k)$ e $U_M(k)$ obtidos a partir do sistema em funcionamento;
- iii) Calcular o erro de predição (erro de estimativa)

$$\Xi(k) = Y_M(k) - \psi_m^T(k)\hat{\theta}(k-1) \quad (5.40)$$

- iv) Calcular o ganho do estimador

$$K(k) = \frac{P(k-1)\varphi_m(k)}{\{\lambda + \varphi_m^T(k)P(k-1)\varphi_m(k)\}} \quad (5.41)$$

v) Calcular o vetor de parâmetros estimados;

$$\hat{\Theta}(k) = \hat{\Theta}(k-1) + K(k)\{Y_M(k) - \psi_m^T(k)\hat{\Theta}(k-1)\} \quad (5.42)$$

vi) Atualizar a matriz de covariância;

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left\{ P - \frac{P(k-1)\psi_m(k)\psi_m^T(k)P(k-1)}{\{\lambda + \psi_m^T(k)P(k-1)\psi_m(k)\}} \right\} \quad (5.43)$$

vii) Incrementar o tempo para $k = k + 1$ e retornar ao passo ii.

O algoritmo descrito anteriormente, apesar de estar sendo apresentado tomando-se por base as equações do MQR relativas aos sistemas MIMO (foco principal deste trabalho), é também aplicável aos sistemas SISO, alterando-se apenas as respectivas equações do MQR.

Neste trabalho um dos objetivos é a determinação de modelos paramétricos para projeto de controladores adaptativos, logo devem ser lineares, paramétricos e estimados em tempo real, conforme recomenda ISERMANN (1980).

Capítulo 6

6- CONTROLADOR ADAPTATIVO

6.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os controladores adaptativos mais usuais e uma maior ênfase será dada ao controlador GMV auto-ajustável, por se tratar do controlador utilizado no controle da bancada experimental em estudo.

A construção de um controlador adaptativo contempla a característica da resposta em malha fechada para o sistema (Fig. 6.1), uma lei de controle com parâmetros ajustáveis, um mecanismo para o ajuste destes parâmetros e finalmente a implementação da lei de controle (ASTRÖM e WITTENMARK, 1995).

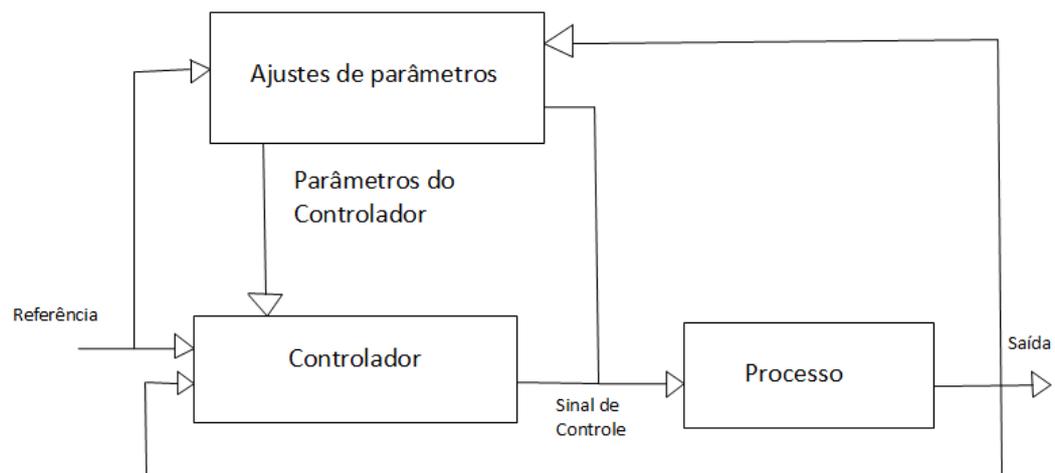


Figura 6.1 - Diagrama de blocos do controlador adaptativo

6.2 Tipos de Controladores

Diferentes enfoques para o controle adaptativo foram propostos na literatura, três esquemas são os mais utilizados: Escalonamento de Ganho (Gain Schedule – GS), Controle Adaptativo por Modelo de Referência (Model – Reference Adaptive Control - MRAC) e Regulador Auto – Sintonizável (Self – Tuning Regulador – STR).

6.2.1 Escalonamento de ganho

Escalonamento de ganho é o enfoque mais antigo e mais intuitivo para controle adaptativo. A idéia consiste em utilizar alguma variável auxiliar, que seja correlacionada com as alterações na dinâmica da planta, em função da qual os parâmetros do controlador são ajustados, como mostra a figura 6.3 (ASTRÖM e WITTENMARK, 1989). Tipicamente os parâmetros do controlador são variados de forma discreta dentro de um conjunto pré-definido. Ou seja, são projetados controladores fixos para diversas regiões de operação da planta e o algoritmo de controle adaptativo consiste em selecionar, em função das variáveis auxiliares, qual destes controladores é o mais adequado em um dado instante de tempo.

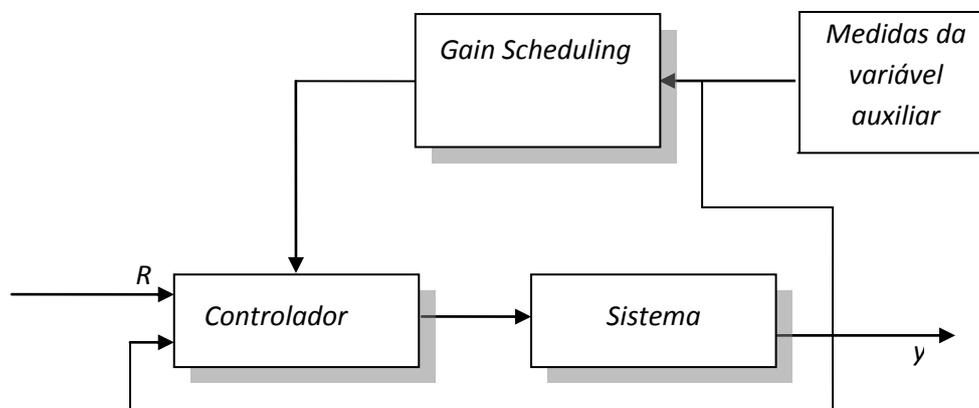


Figura 6.2 – Sistema de Controle Adaptativo por Escalonamento de Ganhos - GS

O GS é um método conveniente apenas se a dinâmica da planta varia de forma bem conhecida em função de poucas variáveis facilmente medidas. No entanto, apesar de ser um método bastante utilizado na prática, o escalonamento de ganho tem a desvantagem de ser um mecanismo de adaptação em malha aberta. Adicionalmente, se o número de regiões de operação da planta for elevado, o esforço computacional necessário pode ser muito grande, pois é necessário projetar-se um controlador para cada uma destas regiões. Outra dificuldade inerente a este método é a prova de estabilidade do controlador resultante, mesmo que se possa provar a estabilidade para todos os controladores associados a cada uma das regiões de operação, não há garantias de que, ao se chavear entre eles, o sistema resultante continuará estável.

6.2.2 Controle adaptativo por modelo de referência

No MRAC a idéia básica é fazer com que o sistema sob controle comporte-se como um dado modelo de referência, como mostra a figura 6.3. O modelo de referência representa a

dinâmica desejada para planta, e o objetivo do controle adaptativo neste caso é fazer com que a saída da planta convirja assintoticamente para a saída do modelo de referência.

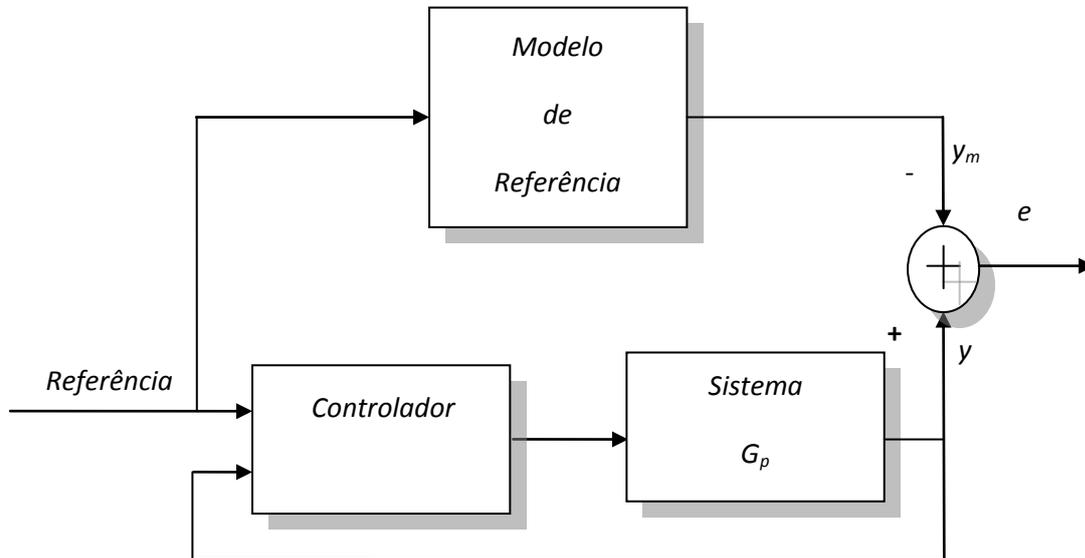


Figura 6.3 – Controle adaptativo por modelo de referência - MRAC

A escolha do modelo de referência é parte do projeto do MRAC e deve por um lado refletir as especificações de desempenho do sistema de controle, como tempo de subida, tempo de acomodação, overshoot, etc. e por outro lado, deve ser tal que exiba um comportamento possível de ser atingido pelo sistema de controle. Assim, a escolha do modelo de referência está sujeita a restrições em sua estrutura, como ordem, que dependem da estrutura do modelo de planta.

O controlador é parametrizado em função de um conjunto de parâmetros ajustáveis a serem determinados pelo mecanismo de adaptação e deve possuir a capacidade de rastreamento perfeito. Ou seja, se os parâmetros da planta forem conhecidos exatamente, os parâmetros correspondentes do controlador devem ser tais que fazem a saída da planta convergir para a saída do modelo de referência. Usualmente, para que se possa obter provas de estabilidade e convergência, os métodos de controle adaptativo exigem que o controlador possa ser parametrizado linearmente, ou seja, que a lei de controle seja linear com relação aos seus parâmetros.

O problema principal no projeto de um MRAC é obter um mecanismo de ajuste dos parâmetros do controlador que faça com que o erro de saída $e = y - y_m$ convirja para zero. Nas primeiras versões do MRAC, era utilizado um mecanismo de adaptação baseado no

gradiente. Supondo que seja Ψ o vetor de parâmetros do controlador, a idéia é reduzir $e^2(\Psi)$ através do ajuste de Ψ de forma a causar a sua maior redução, ou seja

$$\frac{d\Psi}{dt} = -K \frac{\partial}{\partial \Psi} (e^2(\Psi)) = -2Ke(\Psi) \frac{\partial}{\partial \Psi} (e(\Psi)) \quad (6.1)$$

Onde:

K - é uma constante positiva denominada ganho de adaptação.

A variável $e(\Psi)$ é o erro de saída obtido supondo-se que os parâmetros do controlador são Ψ . Como o gradiente de $e(\Psi)$ é igual ao gradiente de $y(\Psi)$, já que y_m é independente de Ψ , pode-se escrever:

$$\frac{d\Psi}{dt} = -2Ke(\Psi) \frac{\partial}{\partial \Psi} (y(\Psi)) \quad (6.2)$$

A função de sensibilidade $\frac{\partial y(\Psi)}{\partial \psi}$ usualmente depende dos parâmetros da planta, que são desconhecidos. Para resolver este problema foi proposta a chamada regra do M.I.T – regra desenvolvida nos laboratórios do *Massachusetts Institute of Technology* (primeiro modelo de sistema adaptativo baseado em modelo de referência proposto por Whitaker, Yamron e Kezer, 1968), que consiste em utilizar ao invés dos parâmetros desconhecidos as suas estimativas no instante t . Infelizmente, para os esquemas baseados na regra do M.I.T. não é possível, em geral, obter-se os zeros (SASTRY E BODSON, 1989). No entanto quando o ganho de adaptação e a amplitude da entrada referência são pequenos, o esquema apresenta desempenho, o que foi comprovado analiticamente por ANDERSON, BITMEAD, BODSON e SASTRY (1986).

A substituição da função de sensibilidade $\frac{\partial y(\Psi)}{\partial \psi}$ por outras funções permite que se obtenha a prova de estabilidade e propriedades de convergência através da teoria de LYAPUNOV (NARENDRA, LIN e VALAVANI, 1980; MORSE, 1980).

6.2.3 Controle adaptativo auto sintonizado

O princípio básico do funcionamento do auto sintonizado é que os parâmetros do controlador se alteram a cada mudança dos parâmetros da planta (ASTRÖM e

WITTENMARK, 1989). O controlador, cujo diagrama de blocos é mostrado na Figura 6.4, pode ser dividido em duas etapas: **estimação dos parâmetros** e **projeto do controlador**.

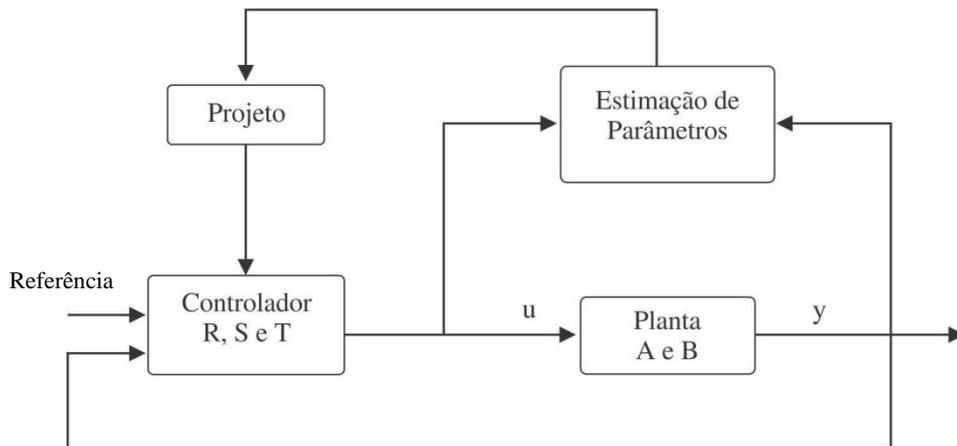


Figura 6.4 - Diagrama de blocos do controlador adaptativo GMV auto-justável

Estimação de parâmetros: é a etapa onde é feita a identificação da planta, obtendo sua função de transferência, que posteriormente é usado no projeto do controlador. A estimação de parâmetros é feita em tempo real usando métodos de estimação recursivos. Isto é a cada recursão os parâmetros são atualizados com base na última medição e nos valores anteriores. Há vários métodos, tais como: aproximação estocástica, mínimos quadrados, mínimos quadrados estendido generalizados, variáveis instrumentais e máxima verossimilhança. Neste trabalho o método utilizado é o de mínimos quadrados recursivo (MQR) para estimar on-line os parâmetros do controlador, sendo estes parâmetros atualizados e ajustados a cada período de amostragem para obter-se o controle desejado do sistema. Dessa forma, o algoritmo de controle resultante é muito mais simples e os cálculos exigidos são reduzidos.

Projeto do controlador: é a etapa onde são calculados os parâmetros do controlador, em função de um modelo de referência, que garantam um bom desempenho sem erro estacionário. O projeto também é feito em tempo real e a solução apresentada refere-se ao sistema cujos parâmetros foram estimados na etapa anterior. Existem vários métodos numéricos para o projeto do controlador, tais como: mínimo variância, linear quadrática, alocação de polos, modelo de referência e auto sintonizável, sendo que o método utilizado neste trabalho é o auto sintonizável.

Em controladores convencionais (não adaptativos), os parâmetros do controlador são computados a partir dos parâmetros da planta. Se os parâmetros da planta não são conhecidos, é intuitivo substituí-los pelas suas estimativas determinadas por algum estimador (on-line) de parâmetros. O controlador obtido desta forma, isto é, combinando-se um esquema de identificação on-line de parâmetros com um controlador convencional, é denominado STR e foi proposto originalmente por KALMAN (1958) e posteriormente analisado por ASTRÖM e WITTENMARK (1973).

Os controladores STR são tipicamente desenvolvidos em tempo discreto. A cada instante de amostragem os parâmetros da planta (θ) são identificados com base nas entradas (u) e saídas (y) passadas, os parâmetros do controlador (Ψ) são determinados e o sinal de controle (u) é gerado.

Nota-se que no STR os parâmetros do controlador são determinados de forma a ajustar-se aos dados de entrada e saída da planta, enquanto no MRAC os parâmetros são ajustados de forma a fazer o erro de trajetória convergir para zero. Pode ser mostrado (ASTRÖM e WITTENMARK, 1989), que a abordagem MRAC é um caso particular do STR com uma parametrização adequada.

O STR baseia-se na variação dos parâmetros do controlador de forma a otimizar algum índice de desempenho. Pode-se mostrar que um estimador de parâmetros da planta tipo Mínimos Quadrados combinado com um controlador de variância mínima é uma técnica “ótima”.

A estabilidade e a convergência de um controlador STR são geralmente mais difíceis de garantir do que no controlador MRAC, que geralmente exige suposição sobre as propriedades dos sinais envolvidos, de forma a garantir a convergência dos parâmetros estimados para os seus valores reais.

Controladores STR são obtidos combinando-se uma técnica de estimação de parâmetros com uma técnica de controle. As técnicas de controle mais utilizadas são Variância Mínima (MV), Variância Mínima Generalizada (GMV), Controle Preditivo Generalizado (GPC), Alocação de pólos (PP) e controle Linear Quadrático Gaussiano (LQG). Para possibilitar a implementação do controlador em tempo real, utilizam-se técnicas de estimação dos parâmetros recursivas, principalmente Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) e Mínimos Quadrados Estendido (MQE). Em AGUIRRE (2004) e no capítulo 3 dessa tese,

encontra-se uma abordagem detalhada destes métodos de identificação de forma que aqui serão abordados apenas os métodos de controle.

6.3 Projeto do controlador auto sintonizável

O controlador auto-ajustável (STR) é classificado como sendo um controlador adaptativo indireto, pois o projeto do controlador, segundo uma determinada lei de controle, é feito a partir de parâmetros estimados da planta (ASTRÖM, 1995). Essa estimação é feita através do método dos mínimos quadrados recursivos (MQR), em tempo-real, ou seja, a cada período de amostragem, os parâmetros dos sistemas são estimados e atualizados.

6.3.1 Mínimos Quadrados Recursivos

O primeiro passo no desenvolvimento de um sistema de controle é o estabelecimento de um modelo matemático para o processo a ser controlado. O algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (MQR) não é o único algoritmo para a estimação dos parâmetros da planta, mas é bastante citado na literatura (AGUIRRE, 2000), (HEMERLY, 2000), (ASTRÖM, 1995).

O sistema de controle adaptativo utilizado é do tipo Variância Mínima Generalizado (GMV) auto ajustável, onde parâmetros são estimados em tempo real pelo método dos mínimos quadrados recursivo em função de entradas impostas ao conversor e as válvulas do sistema experimental de distribuição de água.

O estimador dos mínimos quadrados utiliza as medidas de entrada/saída por meio de um algoritmo recursivo. O estimador dos mínimos quadrados considera a priori que a ordem do modelo é conhecida e que as amostras entrada/saída estão disponíveis a cada período de amostragem, T_s , no universo da experimentação.

Diversos modelos de entrada/saída estão disponíveis na literatura. Adotou-se o modelo linear Auto-Regressivo com Entradas Exógena – ARX (*Auto Regressive with eXternal input*), porque este apresenta a vantagem de identificar um sistema MIMO (múltiplas entradas e saídas) tão facilmente como um sistema SISO (uma entrada e uma saída) (HUUSOMA *et al.*, 2012). Os modelos do tipo ARX são usados na implementação da estimação de parâmetros *on-line* do algoritmo de controle adaptativo, por meio do método de Mínimos Quadrados Recursivos.

O modelo ARX inclui em sua estrutura o erro. O “erro” é interpretado como ruído e engloba todos os efeitos, tais como não-linearidades, imprecisão de medições, incertezas presentes na planta, presenças de perturbações, entre outros. O modelo ARX é dotado de uma estrutura simples que permite o uso de métodos simples, porém, poderosos de estimação paramétrica (por meio de regressão linear) para fins de controle de sistemas dinâmicos (CARVALHO, 2009).

A estimação de parâmetros pelo método dos mínimos quadrados recursivos se baseia no princípio de que os parâmetros desconhecidos de um modelo matemático devem ser escolhidos de tal maneira, que a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os valores calculados, multiplicado por fatores que medem o grau de precisão, seja um mínimo (ASTRÖM e WITTENMARK, 1989).

6.3.2 Determinação da Ordem do Modelo ARX

No capítulo 4 foi apresentado as equações da estrutura ARX que foram utilizadas juntamente com o método MQR para a obtenção de um modelo satisfatório para a bancada experimental. Na literatura (AGUIRRE, 2000), (MONTENEGRO *et al.*, 2006) apresentam alguns critérios para, a partir de dados coletados diretamente do experimento, determinar a ordem do modelo.

Seja considerado o modelo do tipo ARX para um sistema SISO, apresentado na seção 4.3.2 e o sistema de controle mostrado na Figura (6.5).

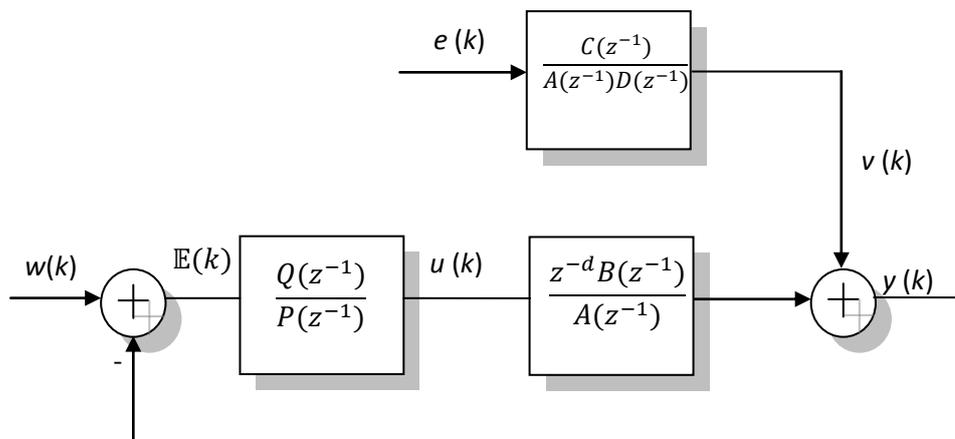


Figura 6.5 – Controle de variância mínima e sistema com distúrbio

Da Figura (6.5), tem-se:

$\frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}$: função de transferência do sistema;

$\frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})}$: função de transferência do filtro do ruído;

$\frac{Q(z^{-1})}{P(z^{-1})}$: função de transferência do controlador de variância mínima;

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_{ny}z^{-na};$$

$$B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + \dots + b_{nu}z^{-nb};$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1z^{-1} + \dots + c_{nc}z^{-nc};$$

$$D(z^{-1}) = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_{nd}z^{-nd};$$

$w(k)$, $u(k)$, $y(k)$: sinais de referência, variável de controle e saída do sistema, respectivamente;

$e(k)$: ruído branco Gaussiano, com média nula e variância σ^2 ;

$v(k)$: ruído (distúrbio) e será não branco filtrado quando $C(z^{-1}) = 1$ e $D(z^{-1}) = A(z^{-1})$;

d : atrasos de transporte do processo.

A função do controlador de variância mínima (MV) é compensar o distúrbio $v(k)$, mas devido ao atraso de transporte, a variável manipulada no instante de tempo k influencia na variável controlada no instante de tempo $k+d+1$, então para que haja compensação do distúrbio $v(k)$ é necessária uma predição no passo $d+1$. De acordo com ASTRÖM e WITTENMARK citados por ISERMANN e LACHMANN (1992), objetivando obter um preditor causal, o filtro do ruído deve ser separado em duas parcelas conforme mostrado a seguir:

$$\frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} = F(z^{-1}) + \frac{L(z^{-1})}{D(z^{-1})}z^{-(d+1)} \quad (6.3a)$$

Onde:

$$F(z^{-1}) = 1 + f_1z^{-1} + \dots + f_dz^{-d} \quad (6.3b)$$

$$L(z^{-1}) = l_0 + l_1z^{-1} + \dots + l_{na-1}z^{-(na-1)} \quad (6.3c)$$

Os polinômios (6.3b) e (6.3c) são determinados a partir da identidade (6.4), a qual é obtida a partir da Eq. (6.3a).

$$C(z^{-1}) = D(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) + L(z^{-1})z^{-(d+1)} \quad (6.4)$$

E, a previsão do distúrbio no passo de tempo $k+d+1$ pode agora ser escrito na forma da Eq. (6.5).

$$v(k+d+1) = \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} \cdot e(k+d+1) = \frac{L(z^{-1})}{D(z^{-1})} \cdot e(k) + F(z^{-1}) \cdot e(k+d+1) \quad (6.5)$$

O primeiro termo na Eq. (6.5) é completamente conhecido no instante de tempo k , desde que $v(k)$ possa ser calculado dos valores passados das variáveis controladas e manipuladas, então:

$$e(k) = \frac{D(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot v(k) = \frac{D(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot \left[y(k) - \frac{B(z^{-1}) \cdot z^{-d}}{A(z^{-1})} \cdot u(k) \right] \quad (6.6)$$

Substituindo a Eq. (6.6) na Eq. (6.5), será obtida a Eq. (6.7).

$$v(k+d+1) = \frac{L(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot \left[y(k) - \frac{B(z^{-1}) \cdot z^{-d}}{A(z^{-1})} \cdot u(k) \right] + F(z^{-1}) \cdot e(k+d+1) \quad (6.7)$$

A predição da saída do processo é obtida utilizando-se a Eq. (6.8).

$$y(k+d+1) = y_u(k+d+1) + v(k+d+1) \quad (6.8)$$

Onde:

y_u : é a saída do processo devida à entrada $u(k)$.

Como Aplicação da definição da função de transferência na Eq. (6.8), a expressão para a saída predita é obtida e dada pela Eq. (6.9).

$$y(k+d+1) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \cdot z \cdot u(k) + \frac{L(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot \left[y(k) - \frac{B(z^{-1}) \cdot z^{-d}}{A(z^{-1})} \cdot u(k) \right] + F(z^{-1}) \cdot e(k+d+1) \quad (6.9)$$

A Equação (6.9) pode ser reescrita utilizando-se a identidade (6.4) o que resultará na Eq. (6.10).

$$y(k + d + 1) = \frac{L(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot y(k) + \frac{D(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot z \cdot B(z^{-1})}{A(z^{-1}) \cdot C(z^{-1})} \cdot u(k) + F(z^{-1}) \cdot e(k + d + 1) \quad (6.10)$$

O último termo das Eq. (6.5), (6.7) e (6.10) é completamente aleatório, tem média nula e é não correlacionado com os sinais sem ruídos. Os dois primeiros termos da Eq. (6.10) são previsíveis e denotados por $y(k+d+1/k)$, assim:

$$y(k + d + 1) = y(k + d + 1/k) + F(z^{-1}) \cdot e(k + d + 1) \quad (6.11)$$

Ou ainda:

$$y(k + d + 1/k) = \frac{L(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot y(k) + \frac{D(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot z \cdot B(z^{-1})}{A(z^{-1}) \cdot C(z^{-1})} \cdot u(k) \quad (6.12)$$

O projeto do controlador de variância mínima deverá minimizar a função custo representada pela Eq. (6.13) (ISERMANN e LACHMANN, 1992).

$$J_2 = E\{[y(k + d + 1) - w(k + d + 1)]^2 + ru^2(k)\} \quad (6.13)$$

Usando a Eq. (6.12), a função custo (6.13), pode ser reescrita na forma da Eq. (6.14).

$$J_2 = E\left\{\left[y\left(k + d + \frac{1}{k}\right) - w(k + d + 1)\right]^2 + ru^2(k)\right\} + \dots \\ \dots + E\{[F(z^{-1}) \cdot e(k + d + 1)]^2\} \quad (6.14)$$

A Equação (6.14) apresenta seu ponto de mínimo quando $\frac{\partial J_2}{\partial u(k)} = 0$, que é dado pela Eq. (6.15).

$$\frac{\partial J_2}{\partial u(k)} = 2 \cdot [y(k + d + 1/k) - w(k + d + 1)] \cdot \frac{\partial y(k+d+1)}{\partial u(k)} + 2 \cdot r \cdot u(k) = 0 \quad (6.15)$$

Considerando a Eq. (6.12), sendo os polinômios $A(z^{-1})$, $C(z^{-1})$, $D(z^{-1})$ e $F(z^{-1})$ mônicos e que $\frac{\partial y(k+d+1/k)}{\partial u(k)} = b_1$, a Eq. (6.15) pode ser transformada resultando na Eq. (6.16).

$$\left[\frac{L(z^{-1})}{C(z^{-1})} \cdot y(k) + \frac{D(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot z \cdot B(z^{-1})}{A(z^{-1}) \cdot C(z^{-1})} \cdot u(k) - w(k+d+1) \right] \dots$$

$$\dots \cdot b_1 + r \cdot u(k) = 0 \quad (6.16)$$

Finalmente, a lei de controle é obtida e representada pela Eq. (6.17).

$$u(k) = \frac{A(z^{-1}) \cdot C(z^{-1}) \cdot w(k+d+1) - L(z^{-1}) \cdot A(z^{-1}) \cdot y(k)}{D(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot z \cdot B(z^{-1}) + \frac{r}{b_1} \cdot C(z^{-1}) \cdot A(z^{-1})} = \frac{Q(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (6.17)$$

Onde:

r : fator de ponderação da ação de controle;

$w(k+d+1)$: referência predita $d+1$ passos à frente

b_1 : parâmetro relacionado com o primeiro atraso de tempo do polinômio $B(z^{-1})$.

A Equação (6.17) representa a lei de controle de variância mínima generalizada (GMV) de um controlador com realimentação.

Segundo QUILES *et al.* (2002), a Eq. (6.17) pode ser simplificada considerando-se que a função do pré-filtro do ruído é difícil de ser determinada e neste caso pode-se supor que o ruído segue a mesma dinâmica do sistema e se assim for, $D(z^{-1})=A(z^{-1})$. Além disso, supõe-se que a perturbação será diretamente aplicada ao sistema, logo pode ser considerado que $C(z^{-1})=1$. Dessa forma, a variável de controle do controlador de variância mínima generalizado na sua forma simplificada é dada pela Eq. (6.18).

$$u(k) = \frac{w(k+d+1) - L(z^{-1})y(k)}{z \cdot B(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) + \frac{r}{b_1}}$$

$$(6.18)$$

A Equação (6.17) minimiza a função custo dada pela Eq. (6.15), que apesar de incluir o sinal de referência e um fator de ponderação que penaliza ações excessivas de controle, apresenta limitações que impedem o projeto de controladores mais flexíveis quanto às suas especificações.

Uma limitação apresentada pela técnica de controle MV é que esta técnica de controle não garante o erro nulo em regime permanente quando o sistema apresenta uma referência não-nula. E, as principais características apresentadas por esta técnica são a

simplicidade do algoritmo de controle e as propriedades assintóticas de regulação, o que a torna adequada no controle de processos industriais, apesar de sua aplicação estar limitada a processos de fase mínima e àqueles com referência constante ou de variação lenta.

Em 1975, D. W. CLARKE e P. J. GAWTHROP apresentaram uma generalização do regulador de variância mínima (*Generalized Minimum Variance - GMV*) proposto por K. J. Åström e B. Wittenmark, com a introdução do conceito de *Sistemas Generalizados* onde a função custo a ser minimizada é sintetizada em função do processo e da dinâmica desejada para a malha de controle através de uma saída generalizada $\Phi(k)$, conforme é apresentado na Figura 6.6. O sinal de controle é otimizado de maneira a determinar através dos parâmetros de projeto, a dinâmica transitória, reduzindo a sobre-elevação e eliminando o erro em regime permanente. Neste caso, quando do desenvolvimento do controlador, o projetista possui a liberdade de incluir alguns parâmetros de forma a atender às especificações de projeto, conferindo com isso, uma maior flexibilidade à estrutura de controle projetada. Baseado neste conceito, a função custo dada pela Eq. (6.13) pode ser modificada de forma a possibilitar além da ponderação do sinal de controle $u(k)$, a ponderação dos sinais de referência $w(k)$ e de saída do sistema $y(k+d)$, respectivamente. Assim, para o projeto do sistema de controle GMV, o sistema generalizado assumirá a estrutura mostrada na Fig. (6.6), em diagrama de blocos. A equação que o rege é escrita de acordo com a Eq. (6.19) (MARCHI *et al.*, 1998; VAZ, 1999; RAMOS *et al.*, 2004).

$$\Phi(k+d) = P(z^{-1})y(k+d) - R(z^{-1})w(k) + Q(z^{-1})u(k) \quad (6.19)$$

onde:

P, Q, R : polinômios de ponderação sobre os respectivos sinais de saída, controle e referência, a serem ajustados de acordo com as premissas de projeto do controlador (critérios de desempenho estabelecidos);

$\Phi(k+d)$: sistema generalizado para o instante d passos à frente;

$y(k+d)$: saída do sistema original para o instante d passos à frente;

$u(k)$: saída de controle;

$w(k)$: referência para a saída do sistema original no instante de tempo k ;

$e(k)$: sequência de ruído branco.

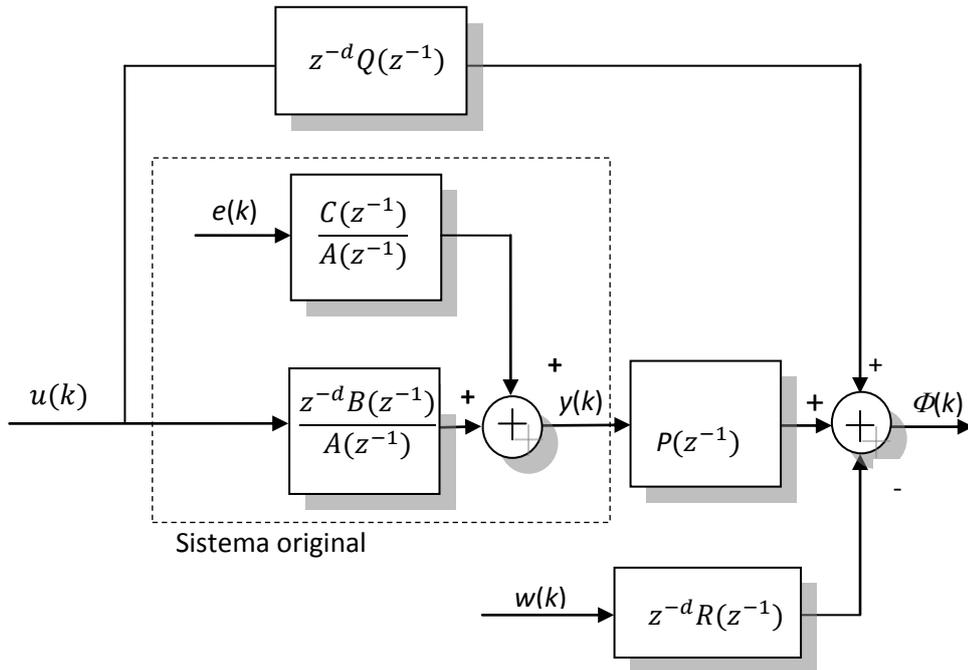


Figura 6.6 – Estrutura do sistema generalizado para o controlador GMV

Projetar este controlador consiste em minimizar a variância da saída do sistema generalizado de acordo com a função custo J_2 dada pela Eq. (6.20).

$$J_2 = E\{[P(z^{-1})y(k+d) - R(z^{-1})w(k)]^2 + Q(z^{-1})u^2(k)\} \quad (6.20)$$

Onde:

$E(\cdot)$: representa a esperança matemática ou média aritmética do sinal;

Considerando que o modelo do sistema seja o ARX referente a um sistema SISO, conforme apresentado na seção 4.3.2, ao realizar o produto de sua equação a diferenças (Eq. (4.1)) por z^d e isolando-se a saída do sistema, resulta na Eq. (6.21).

$$y(k+d) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \cdot u(k) + \frac{1}{A(z^{-1})} e(k+d) \quad (6.21)$$

Substituindo a Eq. (6.21) na Eq. (6.19), obtém-se a Eq. (6.22).

$$\begin{aligned} \Phi(k+d) = & \frac{P(z^{-1})B(z^{-1}) + A(z^{-1})Q(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \frac{P(z^{-1})}{A(z^{-1})} e(k+d) - \\ & - R(z^{-1})w(k) \end{aligned} \quad (6.22)$$

Observando a Eq. (6.22), verifica-se que esta é composta pelas informações disponíveis no instante k e pelas informações futuras referentes aos instantes $k+d$. Sendo assim, considere a identidade polinomial dada pela Eq. (6.23), conforme MARCHI *et al.* (1998) e VAZ (1999).

$$C(z^{-1})P(z^{-1}) = F(z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-d}G(z^{-1}) \quad (6.23)$$

Onde:

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1z^{-1} + \dots + c_{nc}z^{-nc}$$

$$F(z^{-1}) = 1 + f_1z^{-1} + \dots + f_{d-1}z^{-(d-1)}$$

$$G(z^{-1}) = g_0 + g_1z^{-1} + \dots + g_{ng}z^{-ng}$$

$$n_g = \max(n_a - 1; n_p - d)$$

O polinômio $C(z^{-1})$ assume neste caso, o valor igual à unidade por se tratar de um modelo ARX.

Realizando o produto da Eq. (6.21) por $F(z^{-1})$ resulta na expressão (6.24).

$$F(z^{-1})A(z^{-1})y(k+d) = B(z^{-1})F(z^{-1})u(k) + F(z^{-1})e(k+d) \quad (6.24)$$

Substituindo o valor de $F(z^{-1})A(z^{-1})$ obtido através da Eq. (6.23), é obtida a Eq. (6.25).

$$\left(P(z^{-1}) - z^{-d}G(z^{-1}) \right) y(k+d) = B(z^{-1})F(z^{-1})u(k) + F(z^{-1})e(k+d) \quad (6.25)$$

Adicionando-se $(Q(z^{-1})u(k) - R(z^{-1})w(k))$ a ambos os membros da Eq. (6.25) e manipulando-a matematicamente, a Eq. (6.26) é obtida.

$$\Phi(k+d) = \left[(B(z^{-1})F(z^{-1}) + Q(z^{-1}))u(k) + G(z^{-1})y(k) - R(z^{-1})w(k) \right] + F(z^{-1})e(k+d) \quad (6.26)$$

Observa-se que a Eq. (6.26) é composta por duas parcelas. A primeira (entre colchetes) é composta por informações disponíveis até o instante k e a segunda (termo $F(z^{-1})e(k+d)$), por informações futuras, no instante $k+d$ e, portanto, indisponíveis no

instante k , além de ser um sinal completamente aleatório e não é correlacionado com nenhum outro termo da Equação (6.26).

O mínimo da função custo representada pela Eq. (6.20), é obtido igualando o termo entre colchetes da Eq. (6.26) a zero, resultando na lei de controle de variância mínima generalizada dada pela Eq. (6.27).

$$u(k) = \frac{R(z^{-1})w(k) - G(z^{-1})y(k)}{B(z^{-1})F(z^{-1}) + Q(z^{-1})} \quad (6.27)$$

A Figura (6.7) mostra em diagrama de blocos o sistema em malha fechada com o controlador GMV cuja lei de controle é apresentada na Eq. (6.27). Observa-se na Eq. (6.27) que a variável de controle é função dos valores da entrada, saída e da referência a ser seguida, obtidos no instante k . Também pode ser observado que esta variável é dependente dos parâmetros do sistema original, os quais neste trabalho são identificados recursivamente, conforme já enfatizado e discutido nas seções precedentes.

A dinâmica do sistema em malha fechada mostrada na Fig. (6.7) é descrita pela Eq. (6.28).

$$y(k) = \left(\frac{z^{-d}B(z^{-1})R(z^{-1})}{B(z^{-1})P(z^{-1}) + Q(z^{-1})A(z^{-1})} \right) w(k) + \left(\frac{B(z^{-1})F(z^{-1}) + Q(z^{-1})}{B(z^{-1})P(z^{-1}) + Q(z^{-1})A(z^{-1})} \right) e(k) \quad (6.28)$$

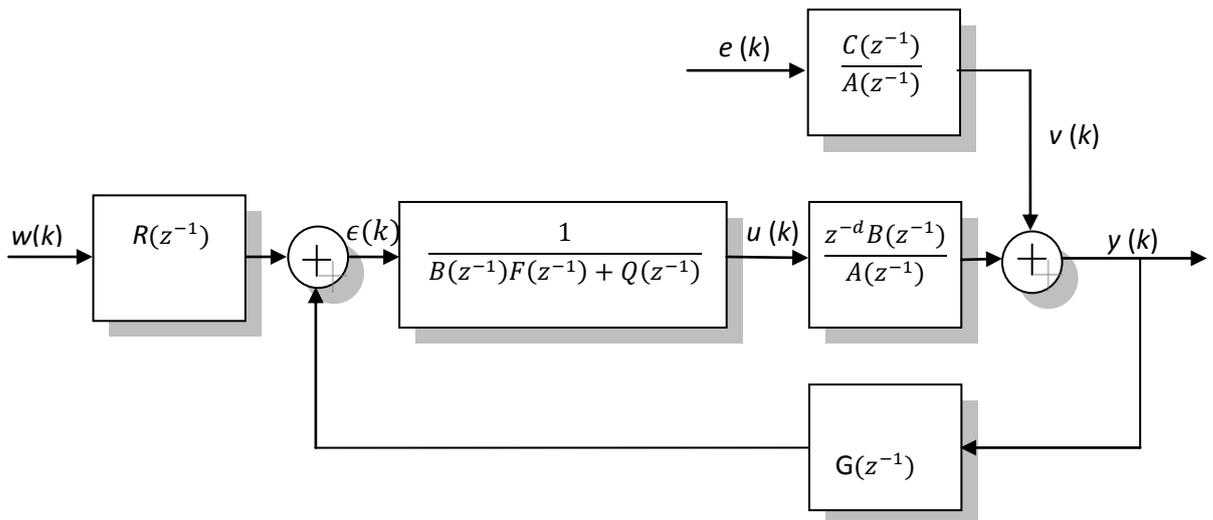


Figura 6.7 – Controle de variância mínima generalizado – GMV e planta com perturbação

Tratando-se dos polinômios de ponderação que compõem a Eq. (6.28), VAZ (1999) faz observações importantes e que devem ser levadas em consideração quando da parametrização do controlador GMV. São elas:

1. O polinômio $P(z^{-1})$ exerce uma influência preponderante no desempenho do sistema, por interferir no posicionamento dos pólos em malha fechada;
2. O polinômio $Q(z^{-1})$ age como ponderador do esforço de controle, impedindo o aumento indefinido desta variável. Além disso, exerce influência no comportamento do sistema, quando estabelecido o regime permanente e, a seleção adequada deste polinômio pode garantir a estabilidade no controle de sistemas instáveis em malha aberta e sistemas de fase não-mínima;
3. O polinômio $R(z^{-1})$, quando ajustado adequadamente em conjunto com o polinômio $P(z^{-1})$, exerce influência no comportamento transitório do sistema;
4. Se $Q(z^{-1}) = 0$, $P(z^{-1}) = 1$ e $w(k) = 0$, o sistema de controle assume as características do regulador de variância mínima;
5. Se $Q(z^{-1}) = 0$, ocorre o cancelamento de zeros de malha aberta do sistema, tornando-o sensível quando utilizado para o controle de sistemas de fase não-mínima;
6. A eficiência do controlador GMV está relacionada com a especificação do número de atraso de transporte e,
7. A condição necessária para garantir que o erro médio em estado estacionário seja nulo é dada pela Eq. (6.29).

$$\left(\frac{B(z^{-1})R(z^{-1})}{B(z^{-1})P(z^{-1})+Q(z^{-1})A(z^{-1})} \right) = 1, \text{ para } z = 1 \quad (6.29)$$

Capítulo 7

7-IDENTIFICAÇÃO DA BANCADA EXPERIMENTAL E PROJETO DOS CONTROLADORES ADAPTATIVOS GMV AUTO - AJUSTÁVEL

7.1 Definição da estrutura dos ramais

Para realizar a identificação dos parâmetros de uma planta, primeiro realiza-se a sua parametrização, ou seja, a separação dos sinais a serem tratados (entradas e saídas) dos componentes intrínsecos à planta. Esta parametrização deve ser tal que permita a identificação adequada para cada caso, isto é, dependendo do tipo de estimação desejada e das características da planta haverá uma parametrização a ser feita. O objetivo final de uma identificação é o projeto de estratégias de controle.

A identificação do sistema em tempo real foi realizada com ambos os ramais operando em malha aberta e de forma desacoplada. Para tanto, foram realizados inicialmente ensaios com o ramal 1 totalmente aberto e o ramal 2 totalmente fechado, fazendo as leituras no transdutor de pressão PT1 para as frequências de 30Hz, 40 Hz, 50Hz e 60Hz no conversor de frequências e aberturas das válvulas conforme o Quadro 7.1. Em seguida foi feita a identificação do ramal 2 estando totalmente aberto e o ramal 1 totalmente fechado, realizando as leituras no transdutor de pressão PT2 para as frequências de 30 Hz, 40 Hz, 50 Hz e 60 Hz no conversor de frequências. Foi adotado o valor inicial de 30Hz, porque na faixa de frequência 0 a 30Hz não existia nenhuma excitação de pressão nos transdutores de pressão (PT1 e PT2) e os outros valores foram escolhidos na faixa entre 30 e 60Hz. Nas válvulas (CVs e CVc) entre faixa de aberturas de 0° a $22,5^{\circ}$ o sistema se comportava com se as válvulas estivessem fechadas e de $67,5^{\circ}$ a 90° o sistema se comportava com se as válvulas estivessem abertas.

Quadro 7.1 – Ângulo de abertura das válvulas para identificação dos ramais do sistema

Abertura da válvula CVs	Abertura da válvula CVc		
22,5°	22,5°	45,0°	67,5°
45,0°	22,5°	45,0°	67,5°
67,5°	22,5°	45,0°	67,5°

Para a identificação, em tempo real, o MQR foi implementado através de uma rotina computacional no programa computacional Matlab[®], com o tempo de amostragem de 5 ms. Nas excitações impulsivas aplicadas aos dois pontos de medição (um em cada ramal do sistema experimental) foram adicionados sinais PRBS com amplitudes da ordem de 0,5% das respectivas excitações.

No Quadro 7.2, são apresentados os valores dos parâmetros de inicialização utilizados na rotina computacional *IdentifiMOTORINVERSOR*.

Quadro 7.2 – Parâmetros de inicialização da rotina computacional *identifiMOTORINVERSOR*

Parâmetros	Valores Iniciais
Vetor $\theta(0)$	0,0
Matriz $P(0)$	$10^6 * I$
F. de esquecimento	0,99

Nas Figuras 7.1 a 7.6 são apresentados o comportamento de soma do erro quadrático (S_n), calculado conforme a Eq. 4.6, seção 4.3.3, em função da ordem dos modelos para quatro valores do número de zeros, n_b , referentes aos ramais 1 e 2, respectivamente.

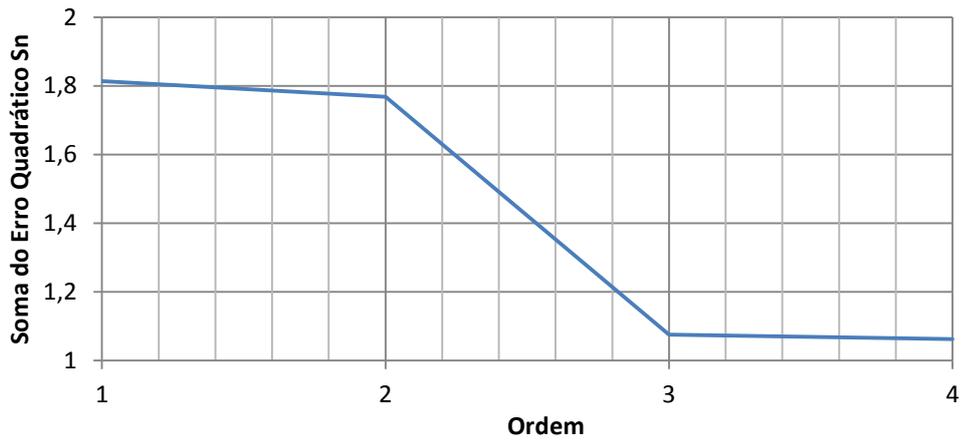


Figura 7.1 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=0$ - Ramal 1

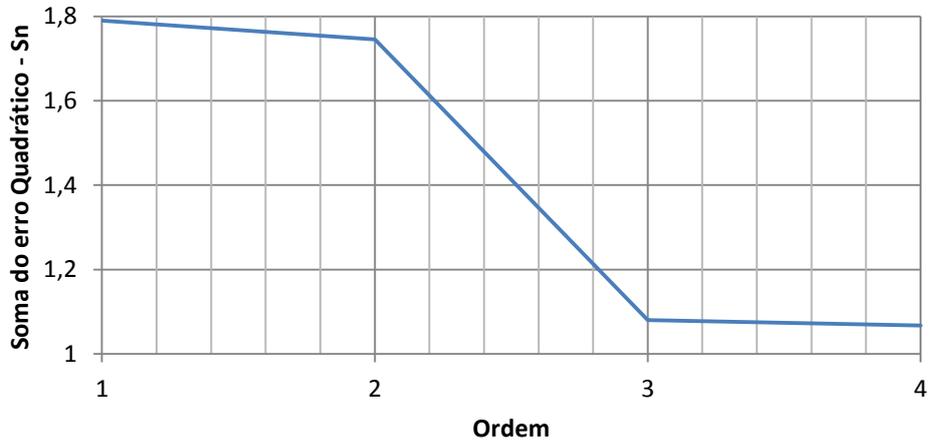


Figura 7.2 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=1$ - Ramal 1



Figura 7.3 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=2$ - Ramal 1

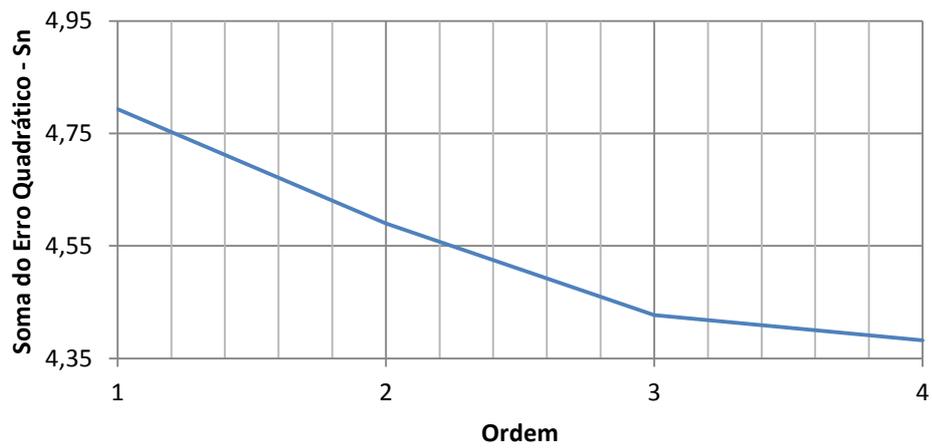


Figura 7.4 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=0$ - Ramal 2

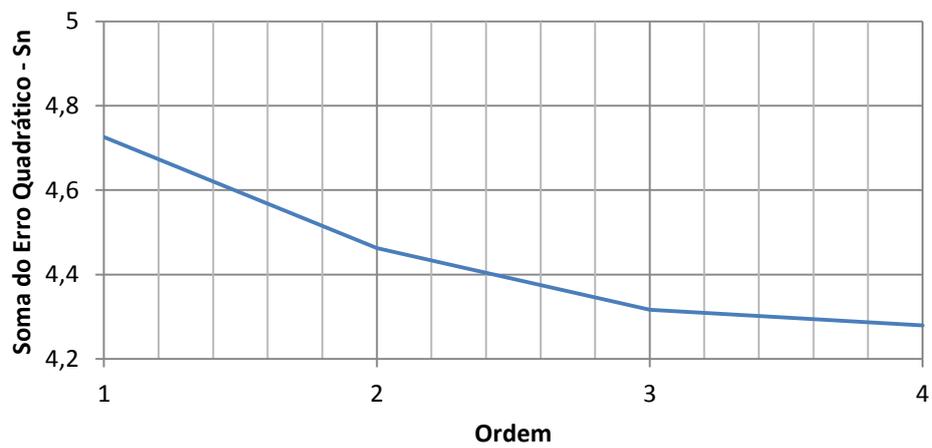


Figura 7.5 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=1$ - Ramal 2

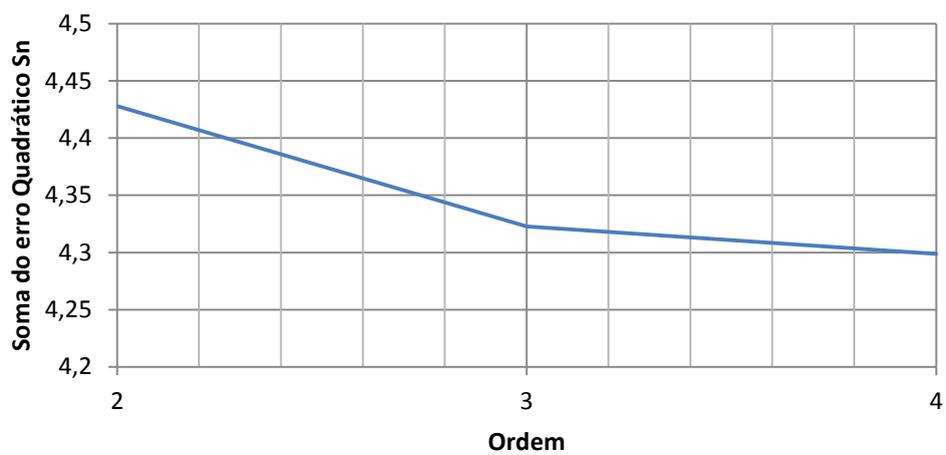


Figura 7.6 – Teste de detecção da ordem do sistema para $n_b=2$ - Ramal 2

Objetivando facilitar a análise e a obtenção de conclusões, quanto à ordem e influência do número de zeros sobre o valor S_n referentes aos modelos de cada ramal do sistema, as Tabelas 7.1 e 7.2 foram elaboradas de maneira que estão inclusas as informações sobre os valores mínimos de S_n e das inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$, para cada opção de n_b disponível.

Tabela 7.1 – Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$ referente ao ramal 1

Ordem n_a	Nº de Zeros	S_n	Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$		
			$\Delta S_n/\Delta n_{a(1 \rightarrow 2)}$	$\Delta S_n/\Delta n_{a(2 \rightarrow 3)}$	$\Delta S_n/\Delta n_{a(3 \rightarrow 4)}$
1	0	1,81403	0,0454	0,6933	0,0125
2		1,76867			
3		1,07537			
4		1,06284			
1	1	1,79006	0,0449	0,6651	0,0125
2		1,74514			
3		1,08007			
4		1,06759			
1*	2	*	-	0,6556	0,0124
2		1,74104			
3		1,08468			
4		1,07225			
1*	3	*	-	-	0,0125
2*		*			
3		0,88285			
4		0,87033			

* condição imprópria

Tabela 7.2 – Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$ referente ao ramal 2

Ordem n_a	Nº de Zeros	S_n	Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$		
			$\Delta S_n/\Delta n_{a(1 \rightarrow 2)}$	$\Delta S_n/\Delta n_{a(2 \rightarrow 3)}$	$\Delta S_n/\Delta n_{a(3 \rightarrow 4)}$
1	0	4,79299	0,2032	0,1094	0,0950
2		4,58976			
3		4,47735			
4		4,38234			
1	1	4,72539	0,2628	0,0864	0,0772
2		4,46259			
3		4,37623			
4		4,29904			
1*	2	*	-	0,0653	0,0638
2		4,42800			
3		4,36267			
4		4,29882			
1*	3	*	-	-	0,0345
2*		*			
3		3,9059			
4		3,8714			

* condição imprópria

Comparando os testes de detecção (Figuras 7.1 a 7.6), com os resultados mostrados nas Tabelas 7.1 e 7.2, conclui-se que:

- Inclinações $\Delta S_n/\Delta n_a$ dos modelos de 3^a ordem quando mudam para 4^a ordem são menores para os dois ramais.
- Como pode ser constatado nas Tabelas 7.1 e 7.2 e confirmados nos testes de detecção (Figuras 7.1, a 7.5), o modelo de 3^a ordem tem sua inclinação $\Delta S_n/\Delta n_a$ mais íngreme para $n_a < 3$ e tende a ser mais suave para $n_a > 3$. Através desta constatação ainda não se pode afirmar que o sistema da bancada experimental seja de 3^a ordem, mas esteja entre um sistema de 2^a e 3^a ordem.

A escolha dos modelos se deu levando-se em consideração o **Critério de Informação de Akaike** (AIC), conforme seção 4.3.3, dado pela Equação (7.1) (AGUIRRE *et al.*, 1998; CARVALHO, 2009).

$$AIC = N \ln[J_N] + 2n_p = N \ln[\sigma_{\text{erro}}^2(n_p)] + 2n_p \quad (7.1)$$

Após as realizações das simulações observou-se que os valores de AIC's foram negativos, ou seja, como pode ser visto por meio da Equação (7.1) ($N \ln[\sigma_{\text{erro}}^2(p)] + 2n_p$), (CARVALHO, 2009), à medida que o modelo descreve a dinâmica do sistema, o valor da variância do erro de modelagem $[\sigma_{\text{erro}}^2(n_p)]$ tende a zero.

A parcela $N \ln[\sigma_{\text{erro}}^2(n_p)]$ da Equação (7.1) terá um valor negativo grande, como pode ser visualizado nas Tabelas 7.3 e 7.4 em comparação com a parcela $2n_p$. Observando estas tabelas constata-se que a soma do erro quadrático e o AIC diminuíram em ambos os ramos.

No ramal 1, comparando o modelo 1 (modelo de 1ª ordem) com a estrutura de número 11 (modelo de 4ª ordem), houve uma redução no valor de S_n da ordem de 52,02% enquanto que o AIC foi de 5,72%. No ramal 2, a redução foi de 1,42% para S_n e de 9,02% para o AIC. Isso é explicado pelo aumento do número de parâmetros, ou seja, aumentando-se o número de parâmetros do modelo, aumenta a capacidade do modelo de se ajustar aos dados e, conseqüentemente, ele passa a descrever a dinâmica do sistema de forma mais exata (CARVALHO, 2009). Observou-se que em todas as estruturas estudadas os valores do coeficiente de correlação múltipla R^2 situam-se entre 0,9 e 1, o que garante a escolha adequada de qualquer um dos modelos.

Tabela 7.3 – Parâmetros R^2 , S_n , AIC e taxa de variação do AIC – Ramal 1

Modelo/ Ordem	R^2	S_n	AIC	Incremento da ordem		Taxa de variação do AIC
				de	para	
01 / 1ª	0,999161	1,81403	-161.128	1ª	2ª	676
04 / 2ª	0,999203	1,74514	-161.804	2ª	3ª	8.422
06 / 3ª	0,999496	1,08007	-170.226	3ª	4ª	113
11 / 4ª	0,999200	0,87033	-170.339	-	-	-

Tabela 7.4 – Parâmetros R^2 , S_n , AIC e taxa de variação do AIC– Ramal 2

Modelo/ Ordem	R^2	S_n	AIC	Incremento da ordem		Taxa de variação do AIC
				de	para	
01 / 1 ^a	0,999739	4,72539	-261.933	1 ^a	2 ^a	2212
04 / 2 ^a	0,999750	4,46259	-264.145	2 ^a	3 ^a	742
06 / 3 ^a	0,999757	4,37623	-264.887	3 ^a	4 ^a	765
11 / 4 ^a	0,999763	4,29904	-265.652	-	-	-

Observando as Tabelas 7.3 e 7.4, constata-se que os valores do coeficiente de correlação múltipla R^2 referentes aos modelos de 2^a ordem para ambos os ramais são superiores aos verificados para os modelos de 1^a ordem, mostrando que o modelo de 2^a ordem se ajusta melhor aos dados experimentais de entrada/saída da bancada experimental em estudo e descrevendo assim com uma maior exatidão a dinâmica da mesma.

Os valores de S_n e AIC só confirmam que os modelos de 2^a ordens de cada ramal, quando comparados com os de 1^a ordem, se ajustam melhor aos dados experimentais da bancada experimental. Comparando os valores da soma do erro quadrático (S_n) referentes a estes modelos, vê-se que os valores apresentados por este parâmetro são menores, para os modelos de 2^a ordem. Considerando-se os valores do AIC, pode ser observado que o modelo de 2^a ordem é o modelo que permite obter-se o maior mínimo para ambos os ramais.

Os coeficientes de correlação múltipla R^2 referentes aos modelos de 3^a e 4^a ordens têm a mesma ordem de grandeza que os valores de R^2 referentes aos modelos de 2^a ordem, para ambos os ramais estudados. Isso representa que uma estrutura mais simples (estrutura de 2^a ordem) pode representar a bancada experimental estudada. Ajustando-se a curva de saída do modelo aos dados reais de entrada/saídas colhidos do sistema, um modelo de 2^a ordem representaria o sistema tão bem quanto modelos mais complexos (por exemplo, modelos de 3^a e 4^a ordens).

Pelos resultados obtidos e considerando as observações expostas anteriormente, foram escolhidos os modelos de 2^a ordem (definidos por $n_a=2$, $n_b=1$ e $d=1$) para representar os ramais 1 e 2, quando do projeto dos controladores adaptativos.

7.2 Identificação em tempo real da bancada experimental

A identificação em tempo real da bancada experimental em estudo foi realizada através do programa computacional IdentMOTORINVERSOR que foi executado considerando os seguintes parâmetros:

O tempo de amostragem de 5 ms, os parâmetros de inicialização $\theta(0) = 0$ e $P(0) = 10^6 I$ (I-matriz identidade com dimensões 8x8), o fator de esquecimento, $\lambda = 0,99$.

Nas Figuras (7.7) à (7.10) são apresentadas para cada ramal e para a abertura das válvulas em 45° e frequência em 45Hz, as curvas das respostas experimentais e estimadas, além dos erros de previsão ocorridos durante o processo estimativo.

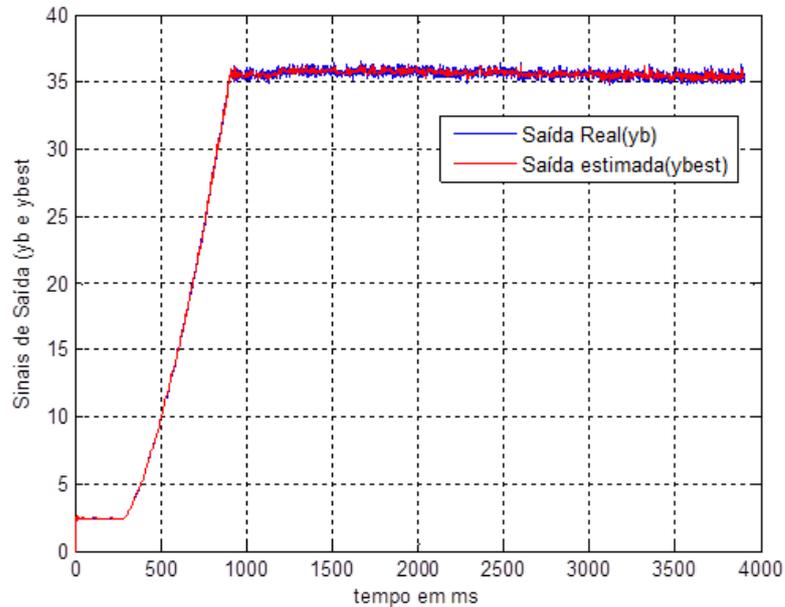


Figura 7.7 - Respostas experimental e estimada referentes do ramal 1 com aberturas das Válvulas CV1 e CV2 com 45°

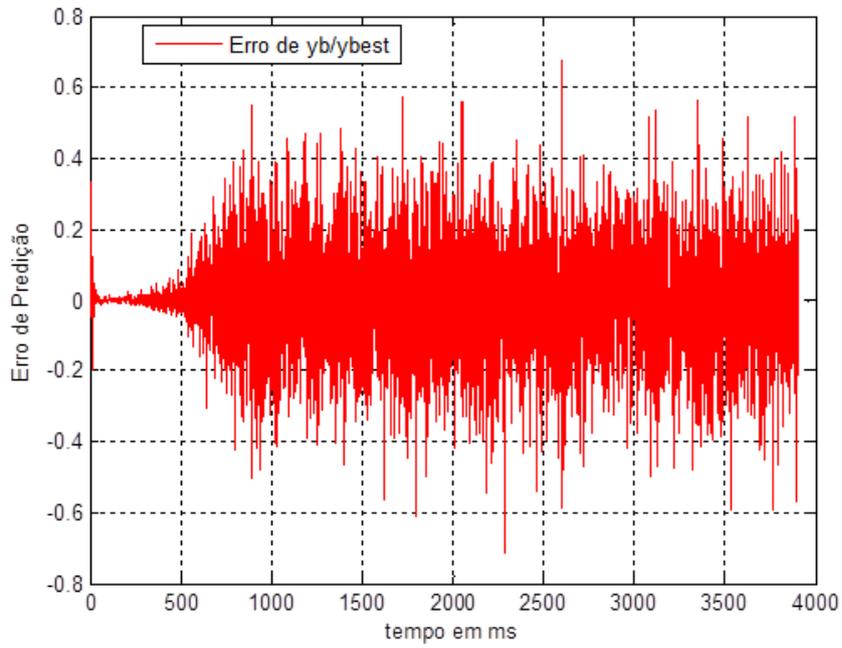


Figura 7.8 – Erro de previsão referente ao ramal 1

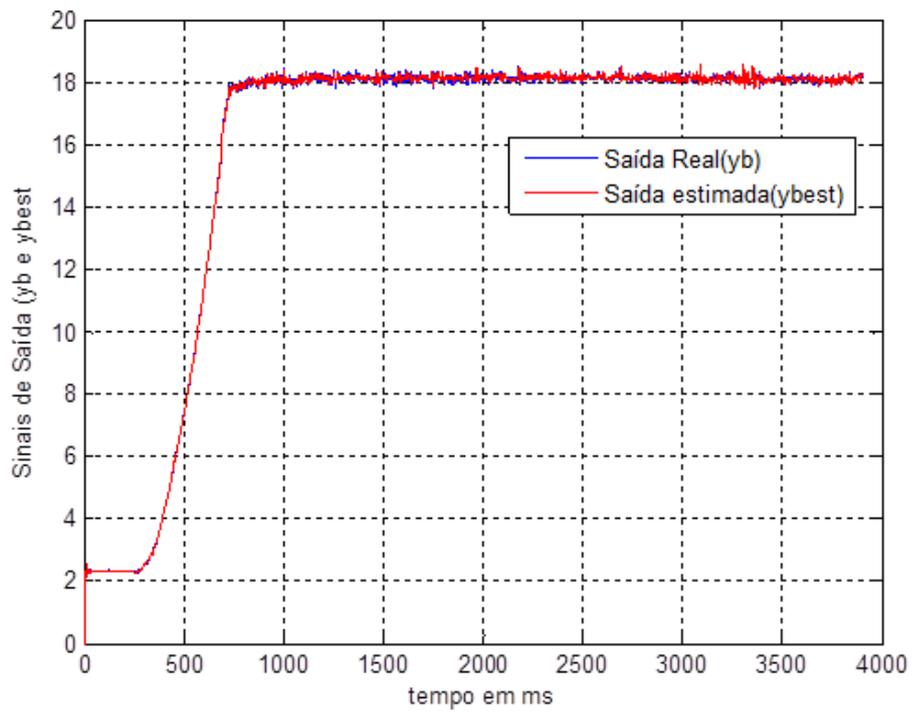


Figura 7.9 - Respostas experimental e estimada referentes ao ramal 2 com a frequência de 45Hz

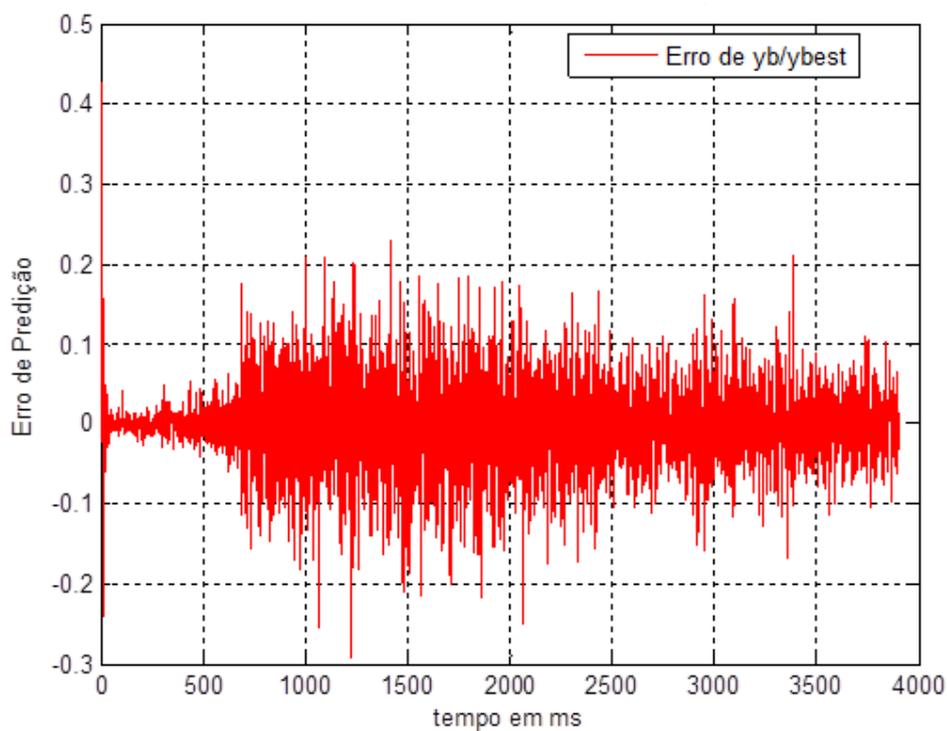


Figura 7.10 – Erro de previsão referente ao ramal 2

7.3 Validação dos modelos estimados para a bancada experimental

A fase de validação é necessária para se determinar a importância e a adequação do modelo para a aplicação. O desempenho do modelo pode ser medido em termos do erro quadrático médio entre a saída real e a estimada.

A validação dos modelos estimados, que se constitui na última etapa de um processo de identificação (AGUIRRE, 2004) e particularmente na mais importante delas, não é uma tarefa trivial.

Através das Figuras (7.7) e (7.9) vê-se que o desempenho dos modelos é satisfatório para cada ramal, pois produzem respostas estimadas praticamente iguais às saídas medidas do sistema, o que é confirmado através das Figuras (7.8) e (7.10), de erros de previsão, que oscilam em torno da média nula durante todo o tempo da identificação e pelos coeficientes de correlação múltipla calculados para cada um dos ajustes por meio da Eq. (7.2).

$$R_{R(n)}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^N [y_i(k) - \hat{y}_i(k)]^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^N [y_i(k) - \bar{y}_i(k)]^2} \quad (7.2)$$

Onde:

i : índice correspondente à i -ésima saída do processo, n : número de saídas do processo,

\bar{y}_i : média das N medidas para a saída $y_i(k)$ do sistema sob ensaio e,

$R_{R(n)}^2$: coeficiente de correlação múltipla referente aos sistemas MIMO.

Dessa forma, para o modelo referente ao ramal 1 tem-se $R_{R1}^2 = 0,999203$, enquanto para o ramal 2, foi obtido $R_{R2}^2 = 0,999750$.

O coeficiente de correlação múltipla pode variar entre $0 \leq R^2 \leq 1$. Para o valor de R^2 igual à 0 (zero), representa um “péssimo” ajuste, e para o valor 1(um), significa que o modelo estimado descreve exatamente a saída do sistema real com base em uma dada entrada. Em situações práticas, valores do R^2 estão entre 0,9 a 1 são suficientes para muitas aplicações práticas em identificação, por exemplo, os sistemas de controle (SCHAIBLE *et al.*, 1997; COELHO e COELHO, 2004; COELHO, 2000).

Conclui-se, tomando-se por base os resultados obtidos no processo de validação, que o modelo determinado pode ser utilizado em aplicações práticas tais como no projeto de controladores adaptativos para a bancada experimental em estudo.

7.4 Projeto do controlador adaptativo GMV auto-ajustável para a bancada experimental com os ramais operando de forma desacoplada

Considerando o sistema operando de modo desacoplado, serão previstos dois controladores distintos (um para cada ramal). Para o projeto dos controladores, os ramais foram considerados como dois sistemas SISO. Dessa forma, supondo que o acoplamento dinâmico entre os ramais seja desprezível, o modelo da bancada experimental de forma desacoplada é dado pela Eq. (7.3).

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} &= - \begin{bmatrix} a_1 & 0 \\ 0 & a_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a_2 & 0 \\ 0 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k-2) \\ y_2(k-2) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k-1) \\ u_2(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_2 & 0 \\ 0 & b_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k-2) \\ u_2(k-2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7.3)$$

Realizando as devidas operações matemáticas, a Eq. (7.3) assume a forma das Eq. (7.3a) e (7.3b). Estas equações a diferenças regem a dinâmica da bancada experimental.

$$y_1(k) = -a_1 y_1(k-1) - a_2 y_1(k-2) + b_1 u_1(k-1) + b_2 u_1(k-2) + e_1(k) \quad (7.3a)$$

$$y_2(k) = -a_3 y_2(k-1) - a_4 y_2(k-2) + b_3 u_2(k-1) + b_4 u_2(k-2) + e_2(k) \quad (7.3b)$$

As Equações (7.3a) e (7.3b) representam o modelo auto regressivo ARX desacoplado da bancada. Os parâmetros a_i e b_j , $i,j=1..4$, serão estimados recursivamente em tempo real e utilizados nos projetos dos controladores dos ramais.

Considerando os ramais cujos modelos são representados pelas Eq. (7.3a) e (7.3b), com estrutura: $n_a = 2$, $n_b = 1$ e $d = 1$, os polinômios $F(z^{-1})$ e $G(z^{-1})$ são representados pelas equações (7.4) e (7.5) abaixo.

$$F(z^{-1}) = 1 + f_{0i} \quad (7.4)$$

$$G(z^{-1}) = g_{0i} + g_{1i} z^{-1} \quad (7.5)$$

Os polinômios $P(z^{-1})$, $Q(z^{-1})$ e $R(z^{-1})$ são denominados de polinômios de custo e são utilizados para alterar o desempenho do sistema de controle (RAMOS *et al.*, 2004). Seus graus e ajustes devem ser selecionados pelo projetista de maneira a garantir adequados comportamentos transitórios e em regime permanente ao sistema em malha fechada. WALLSTEAD e ZARROP (1991), MARCHI *et al.* (1998) e VAZ (1999), aconselham que se escolham os polinômios de forma que $R(z^{-1}) = P(1)$ e que o polinômio $Q(z^{-1})$ assuma uma estrutura incremental, para que se tenha um erro de regime permanente nulo. A forma mais simplificada a ser utilizada para a estrutura do polinômio $Q(z^{-1})$ é $Q(z^{-1}) = q_0(1 - z^{-1})$. A

correta sintonia dos polinômios $P(z^{-1})$ e $Q(z^{-1})$, pode promover a redução do sobre-sinal da resposta transitória do sistema.

Dessa forma, nesse trabalho o polinômio $P(z^{-1})$ é dado por:

$$P(z^{-1}) = p_{0_i} + p_{1_i}z^{-1} \quad (7.6)$$

Das Equações (6.23), (7.4), (7.5) e (7.6), obtém-se a Eq. (7.7):

$$p_{0_i} + p_{1_i}z^{-1} = (1 + f_{0_i})(1 + a_mz^{-1} + a_nz^{-2}) + z^{-1}(g_{0_i} + g_{1_i}z^{-1}) \quad (7.7)$$

Realizando as devidas manipulações na Eq. (7.7) e considerando os parâmetros a_i e b_j estimados para este modelo, obtém-se as Eq. (7.8).

$$f_{0_i} = p_{0_i} - 1; \quad (7.8a)$$

$$g_{0_i} = p_{1_i} - a_m p_{0_i}; \quad (7.8b)$$

$$g_{1_i} = -a_n p_{0_i}; \quad (7.8c)$$

Onde:

$m = 1$ e $n = 2$ – ramal 1;

$m = 3$ e $n = 4$ – ramal 2.

Considerando os polinômios $Q(z^{-1})$ e $R(z^{-1})$ como abaixo:

$$Q(z^{-1}) = q_{0_i} + q_{1_i}z^{-1} \quad (7.9)$$

$$R(z^{-1}) = p_{0_i} + p_{1_i} = r \quad (7.10)$$

Substituindo (7.4), (7.5), (7.9), e (7.10) na equação (6.27) e realizando às devidas operações matemáticas, chega-se nas variáveis de controle dadas pelas Eq. (7.11a) (7.11b).

$$u_1(k) = \left[\frac{r_1 w_1(k) - g_{0_1} y_1(k) - g_{1_1} y_1(k-1) - (b_2 + b_2 f_{0_1} + q_{1_1}) u_1(k-1)}{(b_1 + b_1 f_{0_1} + q_{0_1})} \right] \quad (7.11a)$$

$$u_2(k) = \left[\frac{r_2 w_2(k) - g_{0_2} y_2(k) - g_{1_2} y_2(k-1) - (b_4 + b_4 f_{0_2} + q_{1_2}) u_2(k-1)}{(b_3 + b_3 f_{0_2} + q_{0_2})} \right] \quad (7.11b)$$

Onde:

$$y_1(k) = w_1(k) - e_1(k);$$

$$y_2(k) = w_2(k) - e_2(k);$$

$w_1(k), w_2(k)$: referências pré-estabelecidas para os ramais,

$e_1(k), e_2(k)$: sinais de erros de posicionamento referentes aos ramais.

De posse das equações acima apresentadas, os controladores GMV auto ajustáveis foram implementados de forma experimental. Para tanto, foi elaborado um programa computacional *controladorbancadadescGMV*, escrito em linguagem MATLAB[®] e implementado no ambiente LabVIEW. Este programa estima em tempo real os parâmetros dos modelos por meio do algoritmo MQR e utiliza-os a cada período de amostragem nos projetos e implementações dos controladores de variância mínima generalizado.

A seguir será mostrado o algoritmo empregado para elaboração do programa *controladorbancadadescGMV*:

- 1 – Inicialmente o programa realiza a leitura dos dados de entradas e saídas do sistema e assim compõe o vetor de medidas $\psi_m(k)$;
- 2 – Por meio do algoritmo MQR estima os parâmetros dos modelos paramétricos referentes aos ramais (Eq. (7.3a) e (7.3b));
- 3 – Estimados os parâmetros, resolve as Equações (7.4) e (7.5) e calcula os valores de f_0, g_0 e g_1 (Eq. (7.8a), (7.8b) e (7.8c)) para ambos os ramais;
- 4 – De posse dos valores das variáveis calculadas anteriormente, dos parâmetros estimados, parâmetros referentes aos polinômios $P(z^{-1}), Q(z^{-1})$ e $R(z^{-1})$ e das referências $w_1(k)$ e $w_2(k)$, além do valor lido nos transdutores de pressão $y_1(k)$ e

$y_2(k)$, determina-se as variáveis de controle $u_1(k)$ e $u_2(k)$, por meio das Eq. (7.11a) e (7.11b);

5 – Na medida em que as variáveis de controle são calculadas, a informação dos seus respectivos valores é repassada simultaneamente para o sistema e estimador que por sua vez, em conjunto com os valores das novas pressões captadas dos transdutores, compõem o novo vetor de medidas $\psi_m(k+1)$ e assim o ciclo se repete até que a condição de parada especificada pelo usuário seja atendida.

7.5 Projeto do controlador GMV auto ajustável para a bancada experimental com os ramais operando de forma acoplada

Considere o sistema operando de modo acoplado, isto é, os dois ramais encontram-se em operação. Os procedimentos de projeto dos controladores GMV auto ajustáveis aplicados para o controle da pressão nos ramais da bancada experimental em estudo, serão analisados.

As estruturas de modelos utilizadas para os ramais são $n_a = 2$, $n_b = 1$ e $d = 1$. Serão previstos dois controladores distintos (um para cada ramal), os quais operam de forma descentralizada. Para o projeto dos controladores a bancada experimental é tratada como um sistema MIMO, com acoplamento dinâmico entre seus ramais. Dessa forma, o modelo matemático que descreve a dinâmica da bancada experimental em estudo é dado pela Eq. (7.12).

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} = & - \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_5 & a_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a_3 & a_4 \\ a_7 & a_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(k-2) \\ y_2(k-2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ b_5 & b_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k-1) \\ u_2(k-1) \end{bmatrix} + \\ & + \begin{bmatrix} b_3 & b_4 \\ b_7 & b_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k-2) \\ u_2(k-2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1(k) \\ e_2(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7.12)$$

Realizando as devidas operações matemáticas, a Eq. (7.12) assume a forma das Eq. (7.13a) e (7.13b). Estas equações a diferenças regem a dinâmica da bancada experimental.

$$y_1(k) = -a_1 y_1(k-1) - a_2 y_2(k-1) - a_3 y_1(k-2) - a_4 y_2(k-2) + b_1 u_1(k-1) + b_2 u_2(k-1) + b_3 u_1(k-2) + b_4 u_2(k-2) + e_1(k) \quad (7.13a)$$

$$y_2(k) = -a_5 y_1(k-1) - a_6 y_2(k-1) - a_7 y_1(k-2) - a_8 y_2(k-2) + b_5 u_1(k-1) + b_6 u_2(k-1) + b_7 u_1(k-2) + b_8 u_2(k-2) + e_2(k) \quad (7.13b)$$

As Equações (7.13a) e (7.13b) representam o modelo auto-regressivo ARX acoplado da bancada experimental. Os parâmetros a_i e b_j , $i,j=1...8$ referentes a cada ramal, serão estimados recursivamente em tempo real e utilizados nos projetos dos controladores dos ramais PT₁ e PT₂, respectivamente.

Como os controladores são descentralizados, as leis de controle, considerando o sistema acoplado, são semelhantes às descritas pelas Eq. (7.11a) e (7.11b). A adequação dessas leis se faz com as definições dos polinômios $A(z^{-1})$ e $B(z^{-1})$ dados abaixo, que consideram nulos os parâmetros dos acoplamentos, para os projetos dos controladores.

$$A_1(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_3z^{-2} \quad (7.14a)$$

$$A_2(z^{-1}) = 1 + a_6z^{-1} + a_8z^{-2} \quad (7.14b)$$

$$B_1(z^{-1}) = 1 + b_1z^{-1} + b_3z^{-2} \quad (7.14c)$$

$$B_2(z^{-1}) = 1 + b_6z^{-1} + b_8z^{-2} \quad (7.14d)$$

Portanto, usando os polinômios dados por (7.14a), (7.14b), (7.14c) e (7.14d) e seguindo o projeto dos controladores realizado anteriormente através das equações (7.3) à (7.6), e considerando em (7.5) $m = 1$ e $n = 3$, para o ramal PT₁ e $m = 6$ e $n = 8$, para o ramal PT₂; $i = 1$ para o ramal PT₁ e $i = 2$ para o ramal PT₂, nas equações (7.4), (7.5), (7.6), (7.7), (7.8), (7.9) e (7.10), chega-se as equações (7.14a) e (7.14b).

$$u_1(k) = \left[\frac{r_1w_1(k) - g_{01}y_1(k) - g_{11}y_1(k-1) - (b_3 + b_3f_{01} + q_{11})u_1(k-1)}{(b_1 + b_1f_{01} + q_{01})} \right] \quad (7.14a)$$

$$u_2(k) = \left[\frac{r_2w_2(k) - g_{02}y_2(k) - g_{12}y_2(k-1) - (b_8 + b_8f_{02} + q_{12})u_2(k-1)}{(b_6 + b_6f_{02} + q_{02})} \right] \quad (7.14b)$$

Onde:

$$y_1(k) = w_1(k) - e_1(k);$$

$$y_2(k) = w_2(k) - e(k);$$

$w_1(k), w_2(k)$: referências pré-estabelecidas para os ramais PT₁ e PT₂, respectivamente;

$e_1(k), e_2(k)$: sinais de erro referentes aos ramais de PT_1 e PT_2 , respectivamente.

De posse das Eq. (7.14), os controladores GMV auto ajustáveis foram implementados experimentalmente, considerando o sistema acoplado. Para isso, foi elaborado um programa computacional *IdentACOPLOADOGMV2*, escrito em linguagem MATLAB[®] e implementado no ambiente LabVIEW, que inclui em sua estrutura o modelo acoplado do bancada experimental em estudo e a estrutura do controle representada pelas Eq. (7.14). Este programa estima em tempo real os parâmetros dos modelos por meio do algoritmo MQR e utiliza-os a cada período de amostragem nos projetos e implementações dos controladores de variância mínima generalizado.

O algoritmo empregado para elaboração do programa *IdentACOPLADOGMV2* é praticamente o mesmo já apresentado anteriormente quando se tratou sobre o programa *controladorbancadadescGMV* para a condição desacoplada, na seção 7.4.

Capítulo 8

8- DISCUSSÃO E RESULTADOS

Neste capítulo é mostrada a aplicação de controladores adaptativos em um sistema de abastecimento d'água, conforme apresentado no Capítulo 3, para atestar sua eficiência e o seu impacto na melhoria do consumo de energia elétrica.

8.1 Resultados com o sistema desacoplado

Foram realizados quatro experimentos com o sistema desacoplado. São eles:

- ✓ Experimento 1 – Realização de dois ensaios com pressões de referência de 15 mca e 20 mca, e controlador adaptativo atuando no conversor de frequência (ramal 2). O ramal 1 foi fechado e o ramal 2 aberto.
- ✓ Experimento 2 – Realização de dois ensaios com pressões de referência de 15 mca e 20 mca, e controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C. O Ramal 2 foi fechado e ramal 1 aberto.
- ✓ Experimento 3 – Com o ramal 1 fechado e o ramal 2 aberto, foi provocado um distúrbio no sistema através do fechamento rápido de um registro tipo gaveta à jusante do transdutor de pressão PT₂ para observar o comportamento do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência.
- ✓ Experimento 4 – Com o ramal 1 totalmente aberto e ramal 2 fechado, foi provocado um distúrbio no sistema através do fechamento rápido de um registro tipo gaveta à jusante do transdutor de pressão PT₁ para observar o comportamento do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C.

8.1.1 Experimento 1

O objetivo do Experimento 1 é verificar a eficiência do controlador adaptativo, atuando no conversor de frequência, para diferentes valores de referência. Foram realizados

dois ensaios, primeiramente para a pressão de referência de 15 mca e depois para a pressão de referência de 20 mca. O conjunto motor-bomba partiu da frequência igual a 30 Hz e o ramal 1 ficou fechado enquanto o ramal 2 ficou aberto.

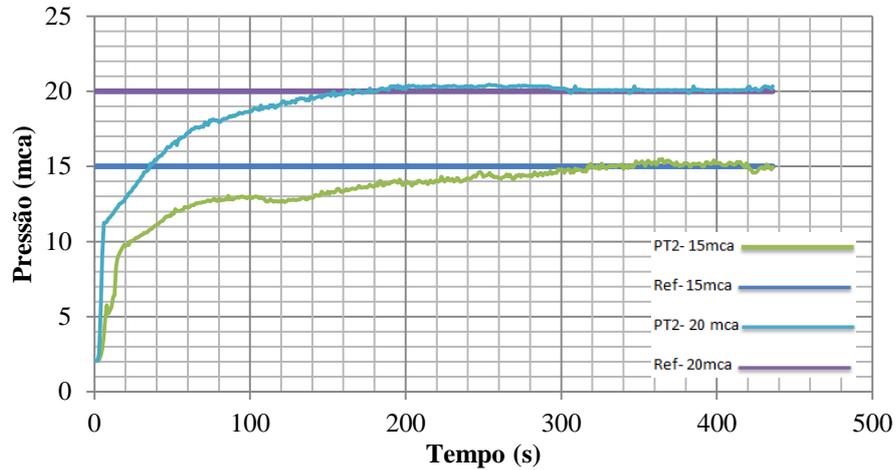


Figura 8.1 - Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 1 para o transdutor de pressão P_{t_2} – Ensaio 1 e 2

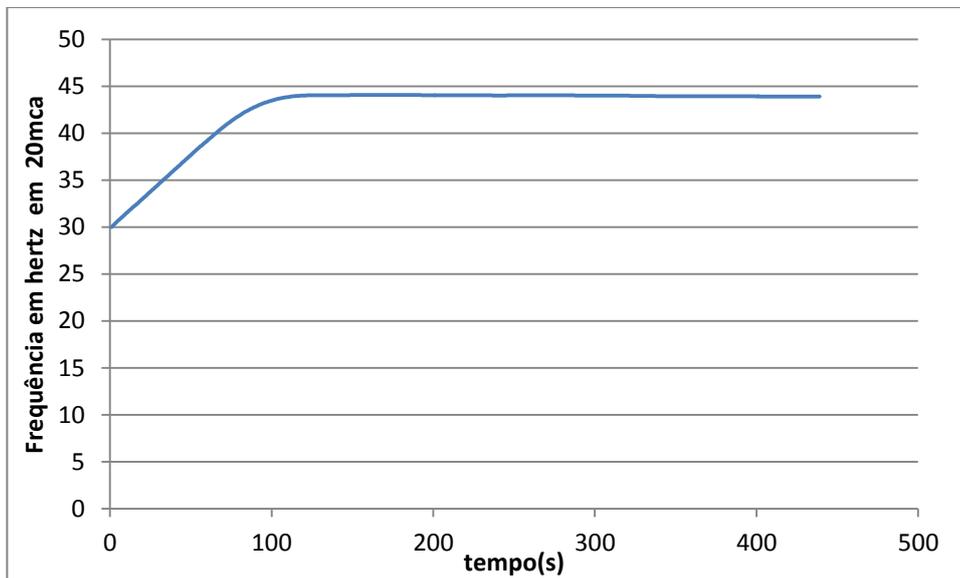


Figura 8.2 - Curva de resposta da frequência do Experimento 1 para 20mca

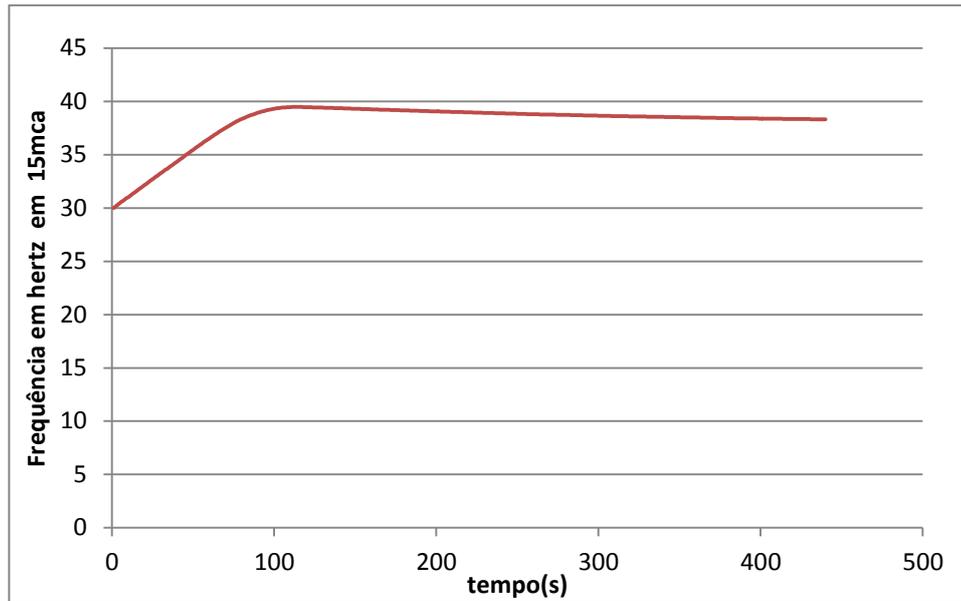


Figura 8.3 - Curva de resposta da frequência do Experimento 1 para 15 mca

Como se pode observar na Figura 8.1, enquanto as pressões do sistema são inferiores as pressões de referência, o controlador atua aumentando a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba até que as pressões no ramal atinjam os valores das referências. O tempo de assentamento para a pressão de 20 mca foi de 300 segundos e um sobressinal de 0,5 mca, e para a pressão de 15 mca foi de 300 segundos e um sobressinal de 0,47 mca.

8.1.2 Experimento 2

Com o conjunto motor-bomba partindo de 30 Hz, a válvula de controle CV_C fechada e a CV_S com 45° de abertura e pressões de referência de 15 mca (Ensaio 3) e 20 mca (Ensaio 4), respectivamente, foi observado a atuação do controlador adaptativo sobre o conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C , conforme apresentado na Figura 8.4.

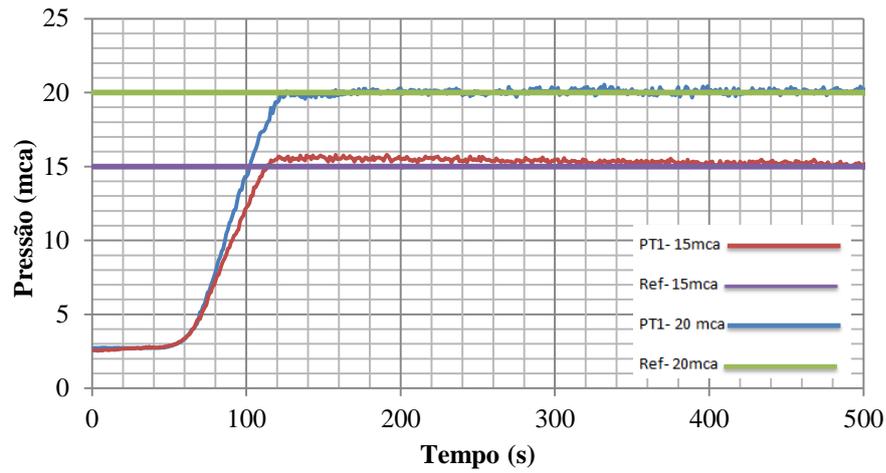


Figura 8.4 – Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 2 para o transdutor de pressão Pt₁ – Ensaios 3 e 4

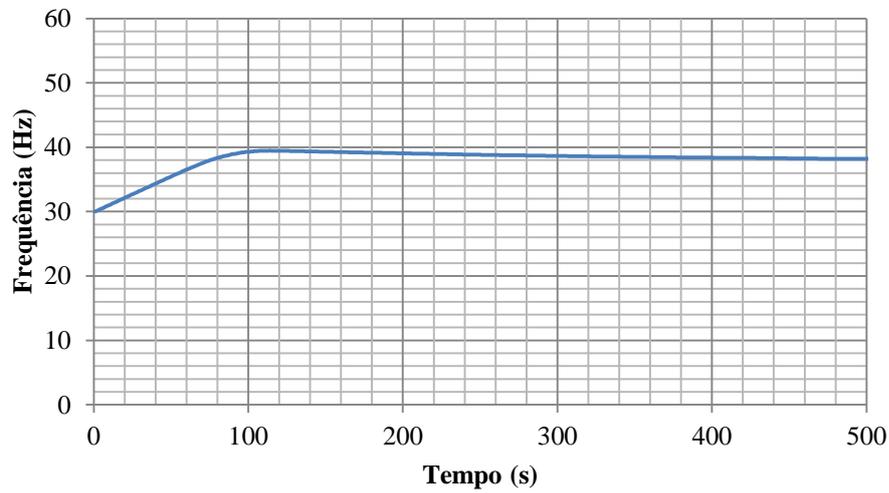


Figura 8.5 – Curva de frequência do motor do Experimento 2 – Ensaio 3 (15 mca)

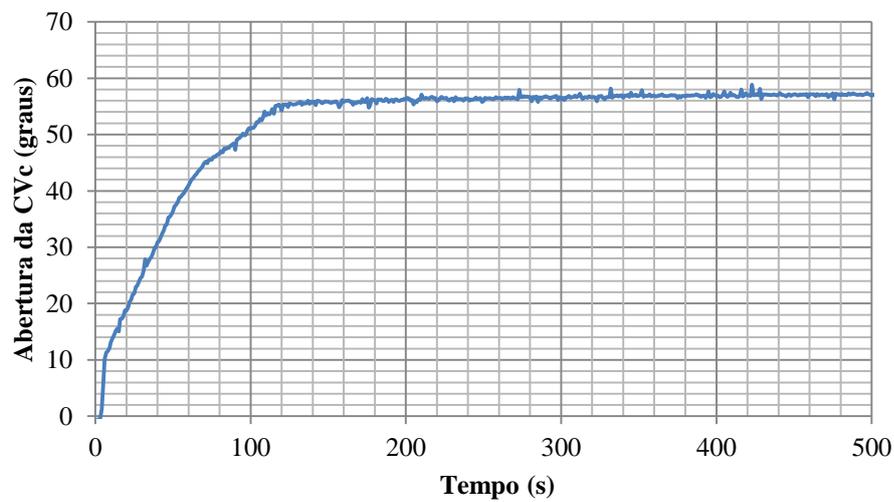


Figura 8.6 – Curva de abertura da Cvc do Experimento 2 – Ensaio 3 (15 mca)

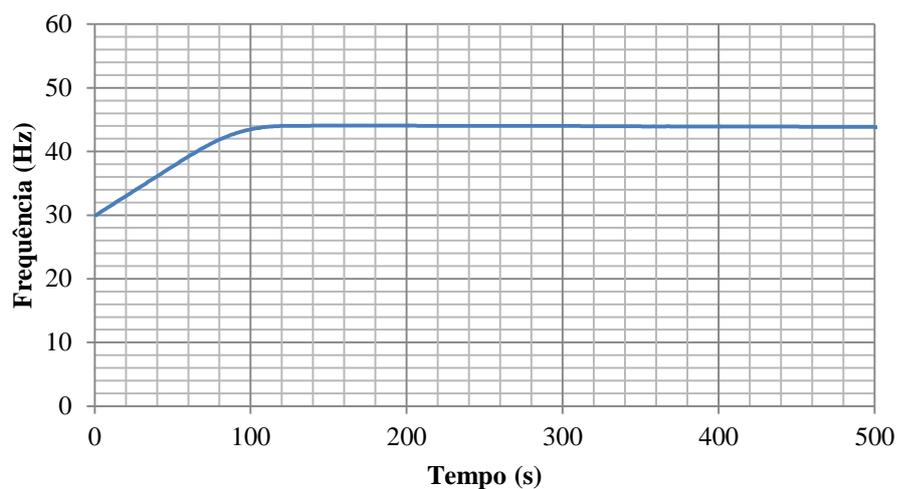


Figura 8.7 – Curva de frequência do motor do Experimento 2 – Ensaio 4 (20 mca)

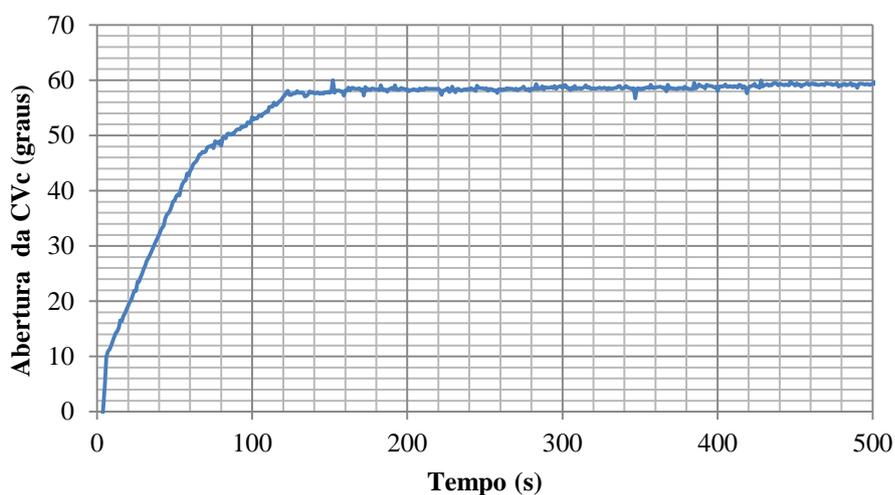


Figura 8.8 – Curva de abertura da CVc do Experimento 2 – Ensaio 4 (20 mca)

O tempo de assentamento para a pressão de 15 mca foi de 130 segundos, enquanto para a pressão de 20 mca foi de 120 segundos. Observa-se que enquanto as pressões do sistema são inferiores as referências, o controlador atua aumentando a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba, e a válvula CV_C vai abrindo. Quando próximo dos valores de referência o controlador atua em CV_C para reduzir o erro de pressão no ponto de medição, mantendo a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba quase constante, conforme apresentado na Figura 8.8.

8.1.3 Experimento 3

O objetivo deste experimento foi verificar a eficiência do controlador adaptativo no conversor de frequência após um distúrbio no sistema com o motor-bomba partindo da frequência igual a 30 Hz. Observa-se que o controlador atua na velocidade de rotação da bomba, acelerando até o valor de referência (20 mca), conforme apresentado na Figura 8.9. Após a estabilização da pressão do sistema, foi provocado o fechamento e abertura brusca do registro tipo gaveta à jusante de PT2, a fim de averiguar a resposta do controlador a um distúrbio. Observou-se que o controlador atuou no conversor de frequência diminuindo a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba, (Figura 8.10), para fazer a pressão retornar ao valor da referência.

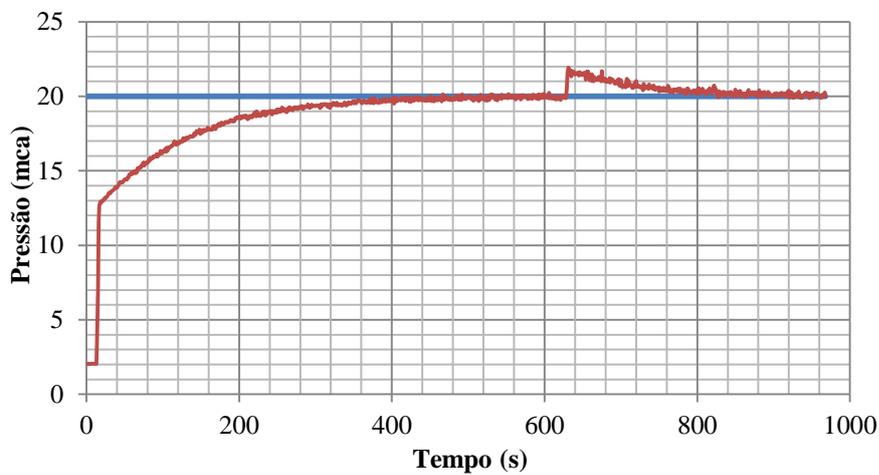


Figura 8.9 - Curva de resposta de pressão em PT2 com distúrbio

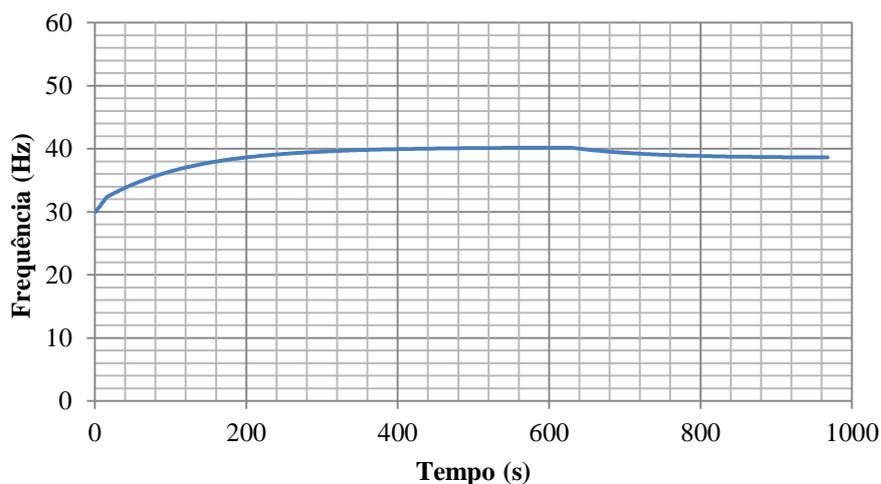


Figura 8.10 - Curva de resposta em frequência para o distúrbio em PT2

8.1.4. Experimento 4

O objetivo deste experimento foi verificar a eficiência do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle CV_C após um distúrbio no sistema com o conjunto motor-bomba partindo da frequência igual a 30 Hz. Observou-se que enquanto a pressão do sistema é inferior à referência, o controlador atuou aumentando a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba (Figura 8.12), e na abertura da válvula de controle (Figura 8.13) – CV_C concomitantemente, até o valor de referência (20 mca), conforme apresentado na Figura 8.11. Após a estabilização da pressão do sistema, fechou-se e abriu-se o registro tipo gaveta à jusante de PT_1 , bruscamente, a fim de averiguar a resposta do controlador adaptativo a um distúrbio. Observa-se que o controlador atua no conversor de frequência diminuindo a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba (Figura 8.12), e fechando a válvula CV_C para que a pressão retorne ao valor da referência (Figura 8.13).

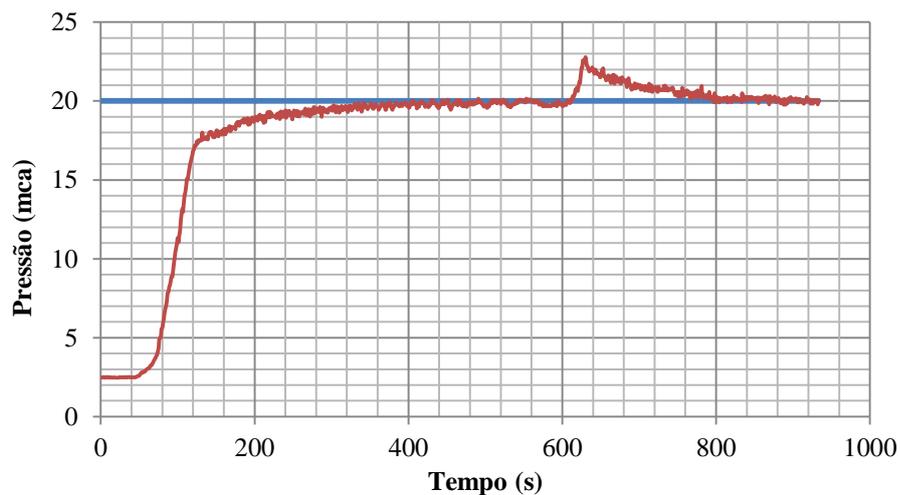


Figura 8.11 - Curva de resposta da pressão em PT_1 com distúrbio

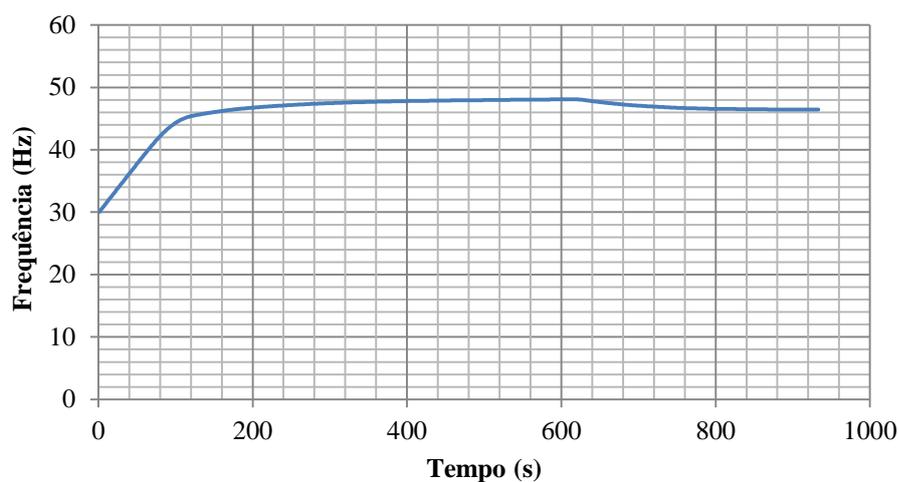


Figura 8.12 – Curva de resposta da frequência para o distúrbio em PT1

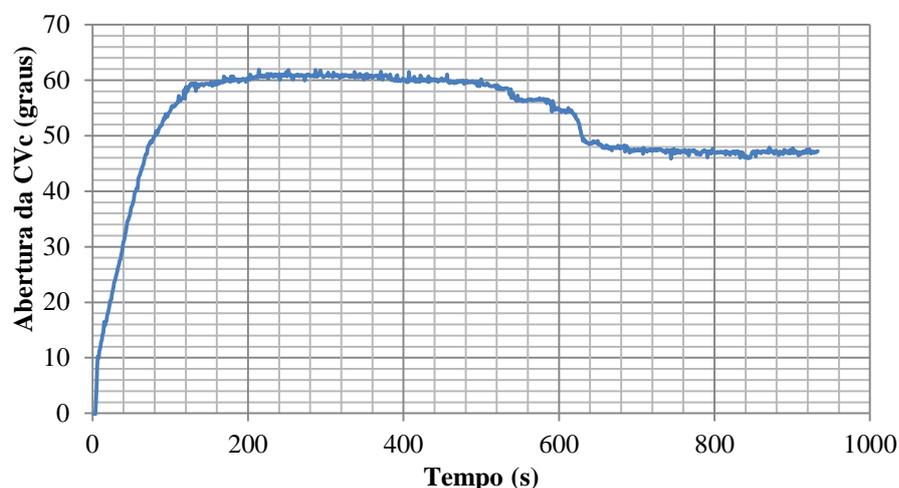


Figura 8.13 – Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C com distúrbio

8.2 Resultados com o sistema acoplado

São apresentados os resultados dos experimentos realizados com o controlador adaptativo, para o controle da velocidade de rotação do conjunto motor-bomba e a abertura da válvula CV_C , projetado para o controle da pressão, cuja referência é 20 mca para os dois pontos de medição (um em cada ramal) do sistema experimental de distribuição de água. São eles:

- ✓ Experimento 5 – Conjunto motor-bomba partindo da frequência de 30 Hz e a válvula de controle, CV_C , inicialmente fechada.

- ✓ Experimento 6 – Resposta do sistema a um distúrbio provocado pelo fechamento rápido de um registro tipo gaveta à jusante do transdutor de pressão PT1, de modo a observar o desempenho do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C . Ramal 1 com a CV_C totalmente fechada e CV_S na posição de 45° e o ramal 2 aberto.
- ✓ Experimento 7 – Resposta do sistema a um distúrbio provocado pelo fechamento rápido de um registro tipo gaveta à jusante do transdutor de pressão PT2, de modo a observar o desempenho do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C . Ramal 1 com a CV_C totalmente fechada e CV_S na posição de 45° e o ramal 2 aberto.
- ✓ Experimento 8 – Resposta do sistema a uma entrada tipo degrau igual a 20 mca para os dois pontos de medição de pressão, em malha aberta e fechada, com diferentes aberturas da CV_C . ($22,5^\circ$, $45,0^\circ$ e $67,5^\circ$) e a válvula CV_C iniciando sempre fechada, de modo a observar o desempenho do controlador adaptativo atuando no conversor de frequência e na válvula de controle – CV_C .

8.2.1 Experimento 5

Observa-se na Figura 8.14 que enquanto as pressões do sistema são inferiores à pressão de referência, o controlador atua aumentando a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba (Figura 8.15), e na abertura da válvula CV_C (Figura 8.16), até que a pressão nos ramais atinjam o valor da referência (20 mca).

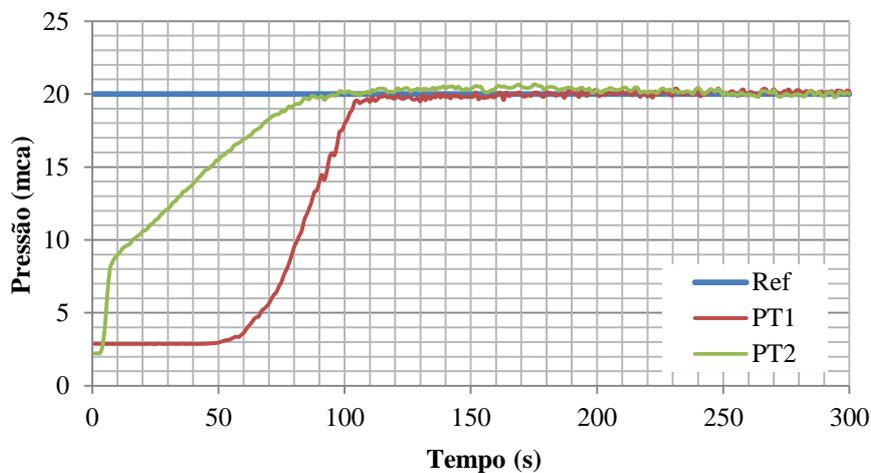


Figura 8.14 - Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 5

O sistema de controle apresentou uma resposta satisfatória, para um critério de erro de 2% com um tempo de assentamento de 104 segundos. O sobressinal foi de 3,3% (0,66 mca) e o erro médio no regime permanente foi de 0,05% e 1,07% para os pontos de medição 1 e 2, respectivamente. As Figuras 8.15 e 8.16 correspondem, respectivamente, as curvas de resposta da válvula de controle (CVc) e do conversor de frequência. A Figura 8.17 mostra o comportamento do erro nos pontos de medição.

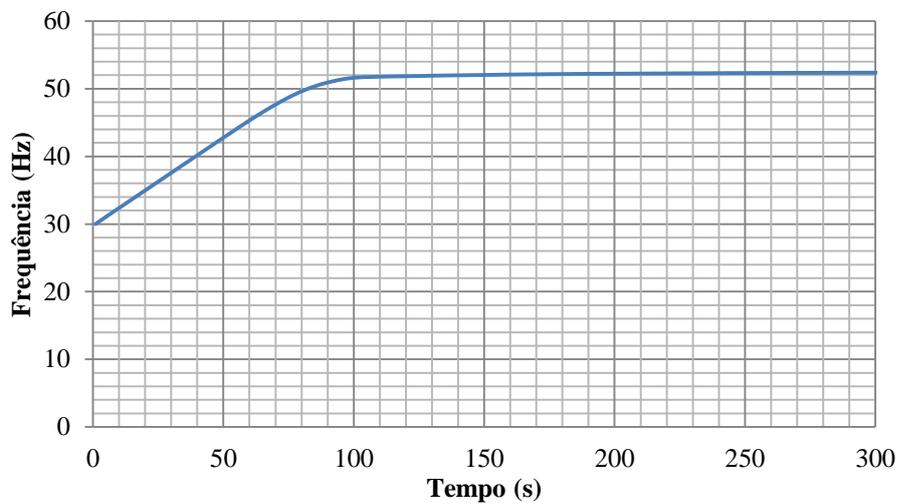


Figura 8.15 - Curva de resposta da frequência de alimentação do motor – Experimento 5

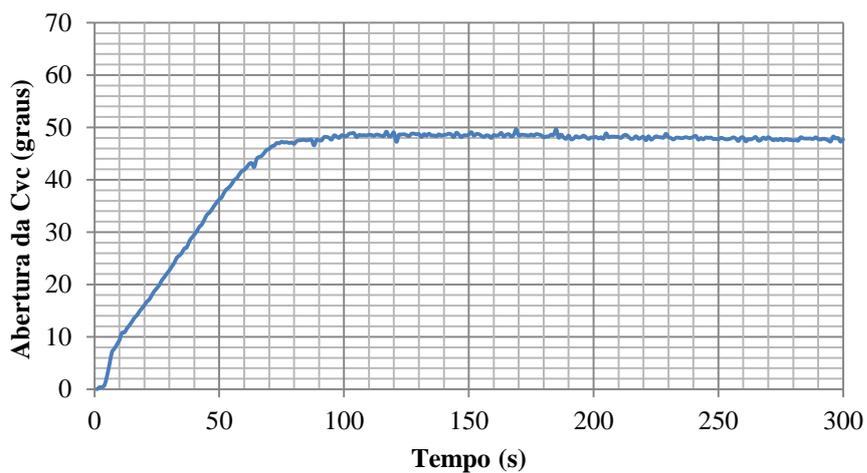


Figura 8.16 – Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CVc – Experimento 5

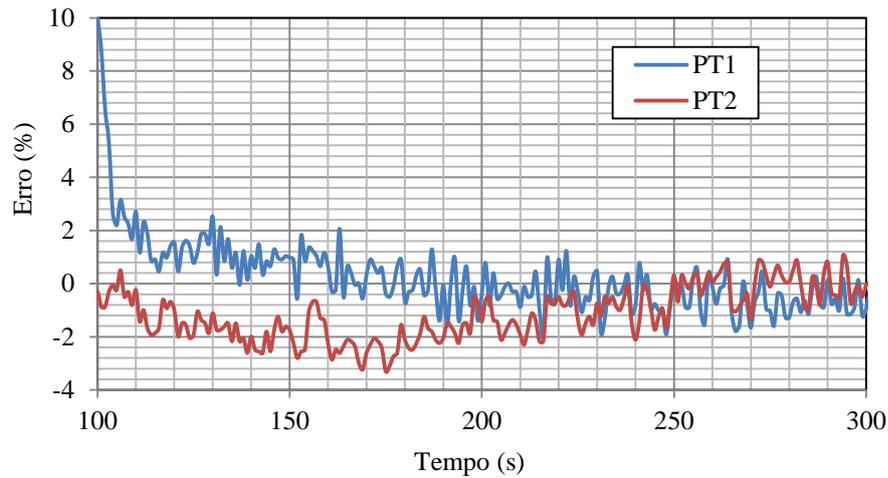


Figura 8.17 – Comportamento do erro – Experimento 5

8.2.2 Experimento 6

O objetivo deste experimento foi verificar o desempenho do controlador adaptativo quando da ocorrência de um distúrbio no ramal 1, ver Figura 8.18. O distúrbio foi provocado fechando e abrindo, bruscamente, o registro tipo gaveta à jusante de PT1. Observou-se que o controlador atuou no conversor de frequência diminuindo a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba (Figura 8.18) e fechando a válvula de controle (Figura 8.19) para diminuir esse aumento de pressão. Depois o controlador atuou aumentando a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba e abrindo a válvula de controle até manter o sistema novamente estável.

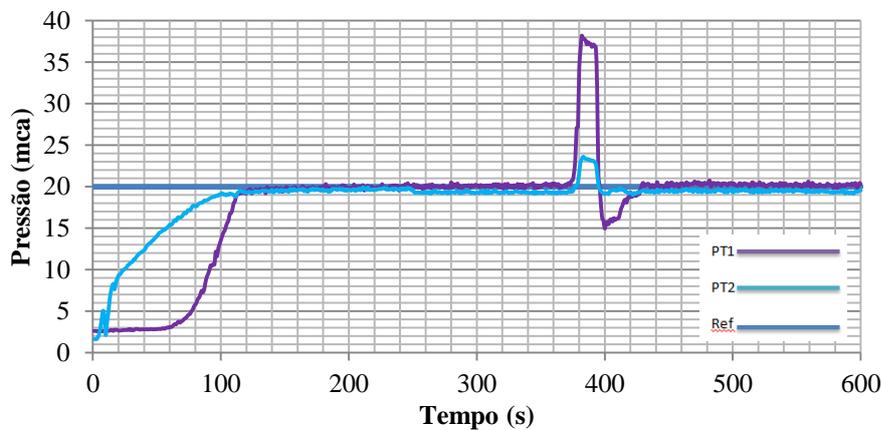


Figura 8.18 - Curvas de respostas das pressões com distúrbio no ramal 1.

Constata-se que no instante da ocorrência do distúrbio no ramal 1, há um sobressinal de aproximadamente de 17 mca no ramal 1 e de 3 mca no ramal 2. Logo após a atuação do controlador adaptativo o sistema volta à estabilidade em torno de 50 segundos (Figura 8.18).

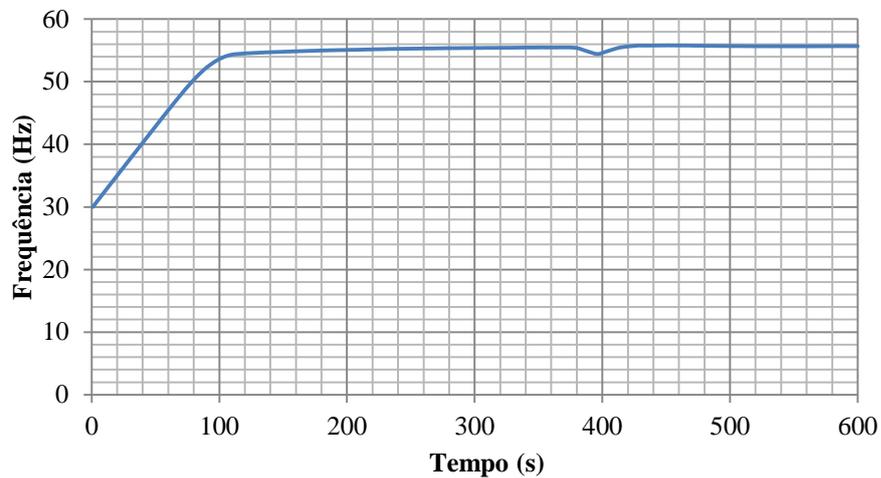


Figura 8.19 – Curva de resposta da frequência de acionamento do motor para um distúrbio no ramal 1 – Experimento 6

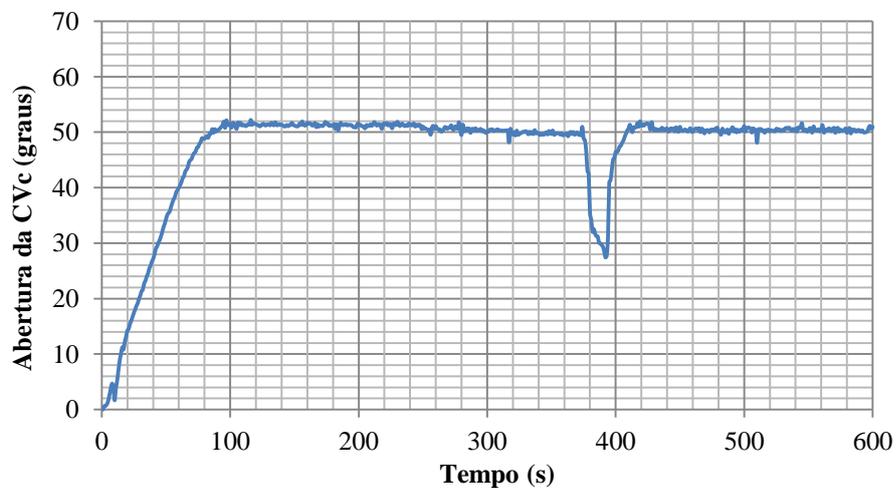


Figura 8.20 – Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C para um distúrbio no ramal 1 – Experimento 6

8.2.3 Experimento 7

O objetivo deste experimento-foi verificar o desempenho do controlador adaptativo desenvolvido quando da ocorrência de um distúrbio no ramal 2 (Figura 8.21). O distúrbio foi provocado fechando-se e abrindo-se, bruscamente, do registro tipo gaveta à jusante de PT2.

Observou-se que o controlador atuou no conversor de frequência diminuindo a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba, (Figura 8.22), e abrindo a válvula de controle (figura 8.23), para diminuir o excesso de pressão no ramal 1. Depois o controlador manteve a velocidade de rotação do conjunto motor-bomba e fechando a válvula de controle até manter o sistema novamente estável.

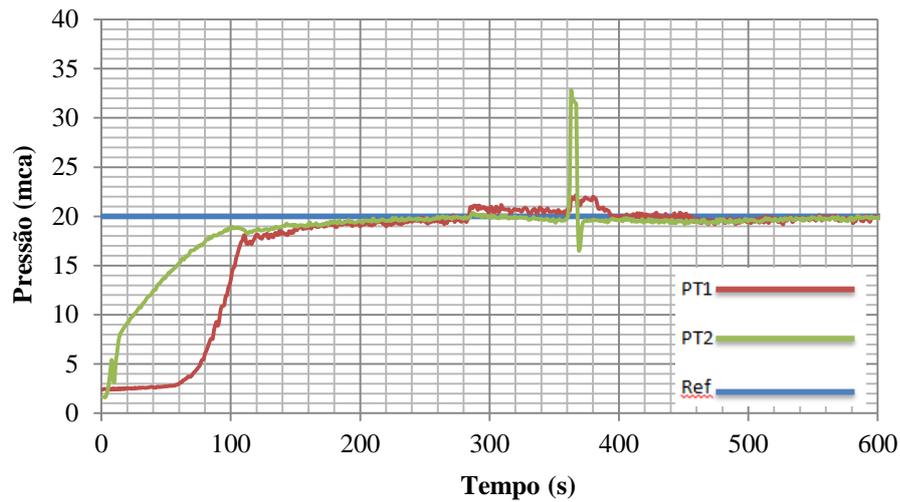


Figura 8.21 – Curva de resposta das pressões para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7

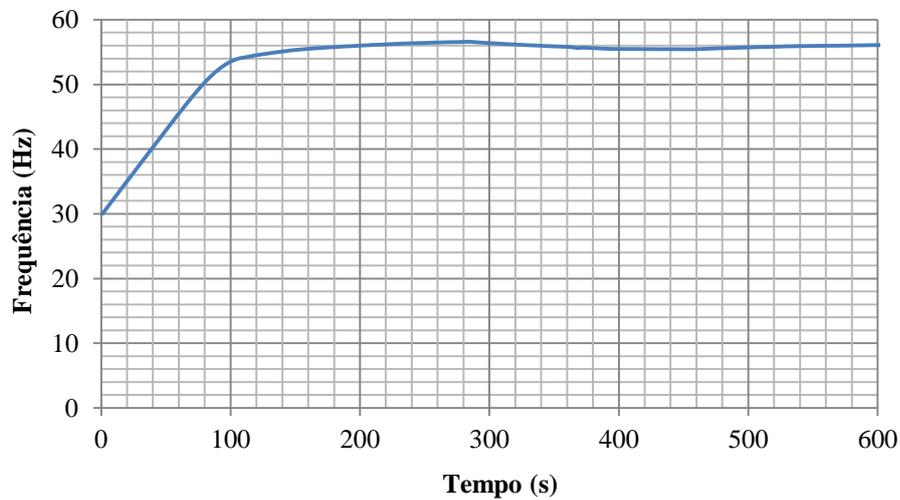


Figura 8.22 – Curva de resposta da frequência de acionamento do motor para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7

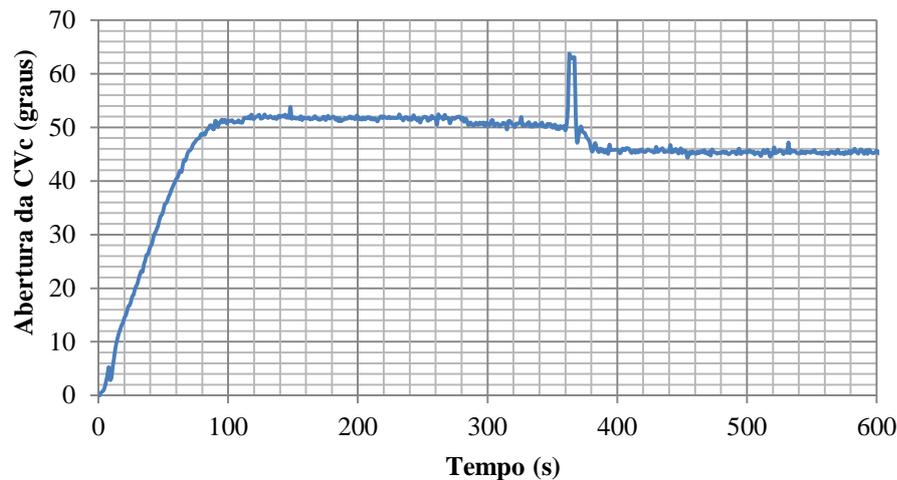


Figura 8.23 – Curva de resposta do ângulo de abertura de válvula CV_C para um distúrbio no ramal 2 – Experimento 7

Vê-se no instante da ocorrência do distúrbio no ramal 2, há sobressinal de, aproximadamente, de 13 mca no ramal 2 e de 0,5 mca no ramal 1. Logo, após a atuação do controlador adaptativo desenvolvido o sistema volta, satisfatoriamente, a estabilidade em aproximadamente 40 segundos.

8.2.4 Experimento 8

Testes foram realizados para observar a eficácia do controlador adaptativo desenvolvido. Os experimentos apresentados foram realizados com o sistema em malha aberta e fechada, com uma entrada tipo degrau igual a 20 mca para os dois pontos de medição de pressão.

O conversor de frequência, atuando de maneira isolada, não tem capacidade de otimizar a pressão em mais de um ponto de um sistema de distribuição de água. O equipamento é responsável por manter a pressão no ponto de monitoramento mais desfavorável (menor excesso ou maior déficit de pressão) no valor desejado, enquanto a válvula de controle elimina o excesso a sua jusante.

Observa-se nas Figuras 8.24, 8.25 e 8.26 que enquanto as pressões do sistema são inferiores à pressão de referência, o controlador atua aumentando a rotação do conjunto motor-bomba e a abertura da válvula CV_C , até que a pressão nos ramais atinjam o valor da referência (20 mca).

Os experimentos apresentados diferem entre si pela abertura da CVs. a CVs, localizada à jusante do PT1, tem a função de alterar as condições de operação do sistema, emulando a variação da vazão demandada. As posições da CVs foram $22,5^\circ$, $45,0^\circ$ e $67,5^\circ$. Os ensaios foram iniciados com a frequência da tensão de alimentação do motor em 30 Hz e a CVc totalmente fechada. O comportamento do experimento 8 é representado nas Figuras 8.24, 8.25 e 8.26, respectivamente.

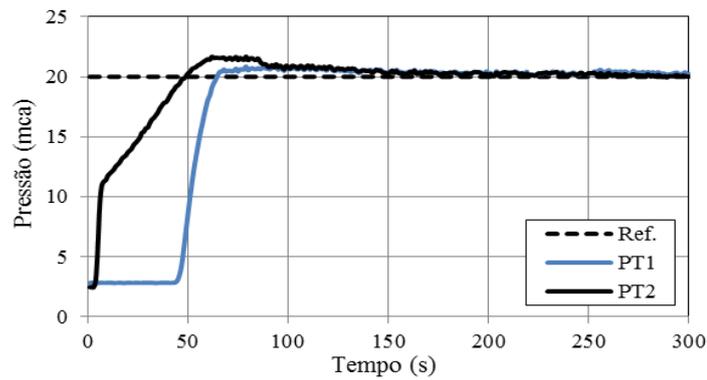


Figura 8.24 – Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 22,5^\circ$)

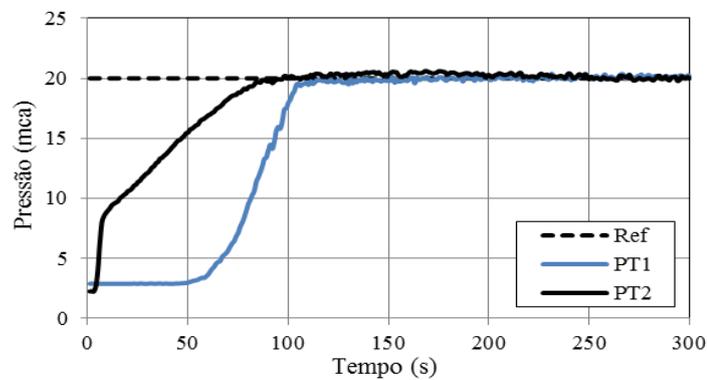


Figura 8.25 – Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 45^\circ$)

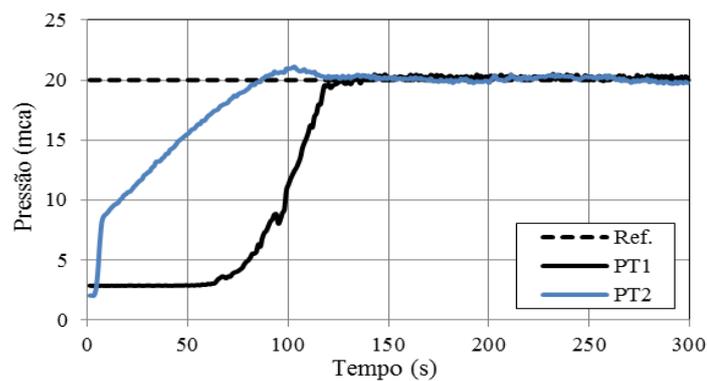


Figura 8.26 – Curvas de resposta das pressões resultantes do Experimento 8 ($CVs = 67,5^\circ$)

A Tabela 8.1 apresenta a sinopse dos resultados dos três ensaios realizados. Os valores dos parâmetros demonstram a aplicabilidade do controlador adaptativo GMV auto ajustável projetado em sistemas de distribuição de água. Na prática, variações de pressão inferiores a 2 mca são plenamente aceitas na operação de redes hidráulicas. As Figuras 8.27 e 8.28 correspondem, respectivamente, as curvas de resposta da válvula de controle (CVc) e do conversor de frequência. Nas Figuras 8.29, 8.30 e 8.31 é mostrado o comportamento do erro nos pontos de medição dos experimentos. O erro máximo no regime estacionário dos ensaios foi 2,12%, que equivale a 0,42 mca.

Quadro 8.1 – Sinopse dos resultados do experimento 8

	Experimento 8		
Posição da CVs	22,5°	45,0°	67,5°
Tempo de assentamento	134 segundos	107 segundos	122 segundos
Sobressinal máximo	8,44% (1,69 mca)	2,99% (0,60 mca)	5,60% (1,12 mca)
Erro médio – PT1	1,72% (0,34 mca)	0,82% (0,16 mca)	2,12% (0,42 mca)
Erro médio – PT2	1,24% (0,25 mca)	1,30% (0,26 mca)	1,00% (0,20 mca)

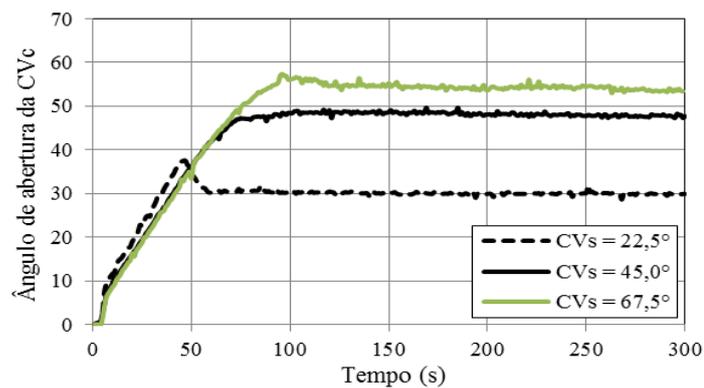


Figura 8.27 – Comportamento da válvula de controle nos experimentos 8

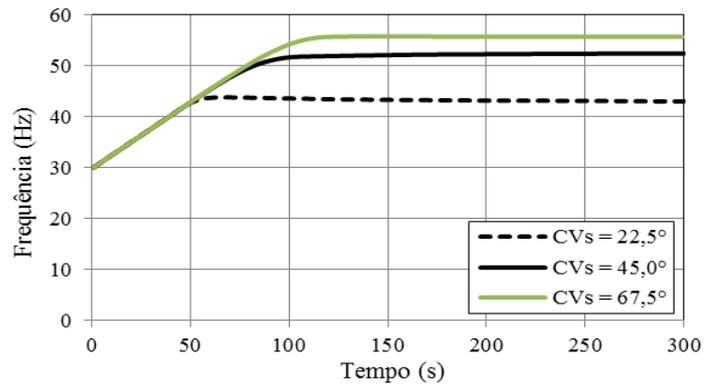


Figura 8.28 – Comportamento da frequência de acionamento do motor nos experimentos 8

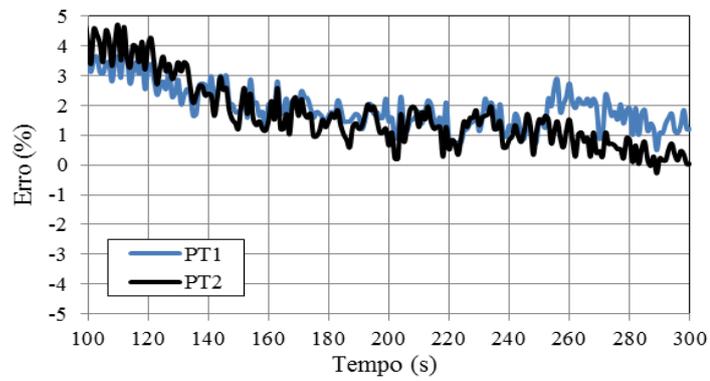


Figura 8.29 – Comportamento do erro: Experimento 8

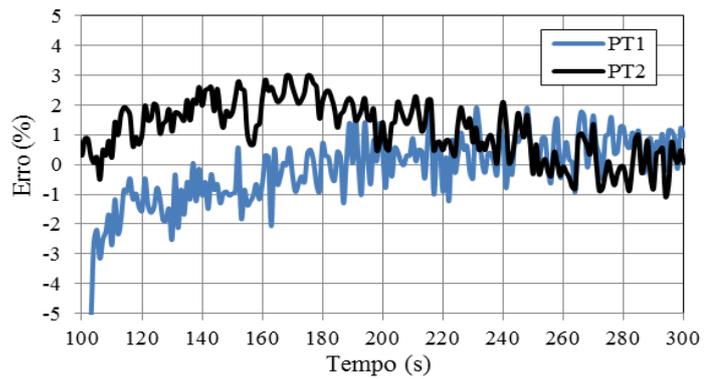


Figura 8.30 – Comportamento do erro: Experimento 8

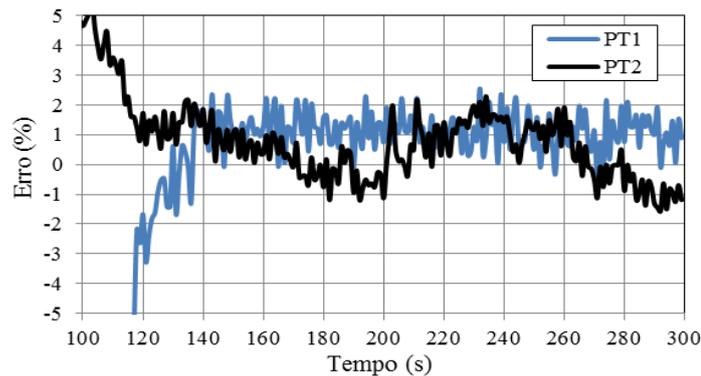


Figura 8.31 – Comportamento do erro: Experimento 8

8.3 Análise das grandezas elétricas

Após a verificação da aplicabilidade do sistema de controle, analisou-se o comportamento das grandezas elétricas (potência e corrente) para diversas condições de operação apresentadas no Experimento 8.

As Figuras 8.32 e 8.33 apresentam o comportamento da potência exigida e da corrente elétrica, respectivamente, do motor para a CVs (válvula responsável pelas alterações no sistema) nas posições 0° , $22,5^\circ$, 45° , $67,5^\circ$ e 90° . À medida que a CVs é fechada, a vazão no setor diminui e, conseqüentemente, há uma exigência menor da bomba. Como o sistema de controle atuou diminuindo a velocidade de rotação da bomba, o resultado foi a diminuição significativa do consumo de energia elétrica à medida que o ângulo de abertura da CVs diminuía. Os dados elétricos foram medidos através de um analisador de energia trifásico ligado ao motor elétrico.

Para a condição de malha aberta ou partida direta, o sistema de controle foi desativado da bancada experimental e o conversor de frequência foi desconectado, com o motor sendo acionado diretamente da rede elétrica. As válvulas (CV_S e CV_C) foram abertas totalmente e o sistema acionada para medições dos parâmetros desejados através do analisador de energia.

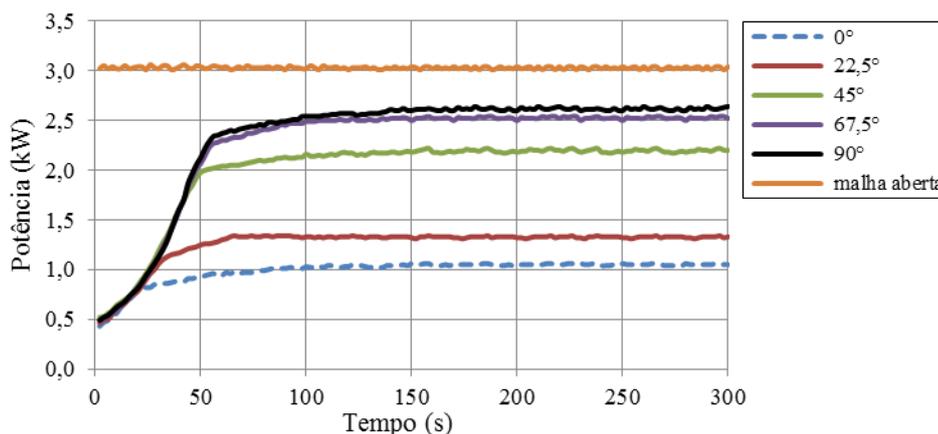


Figura 8.32 – Curvas de potência consumida por fase pelo motor-bomba com o sistema em malha aberta e malha fechada.

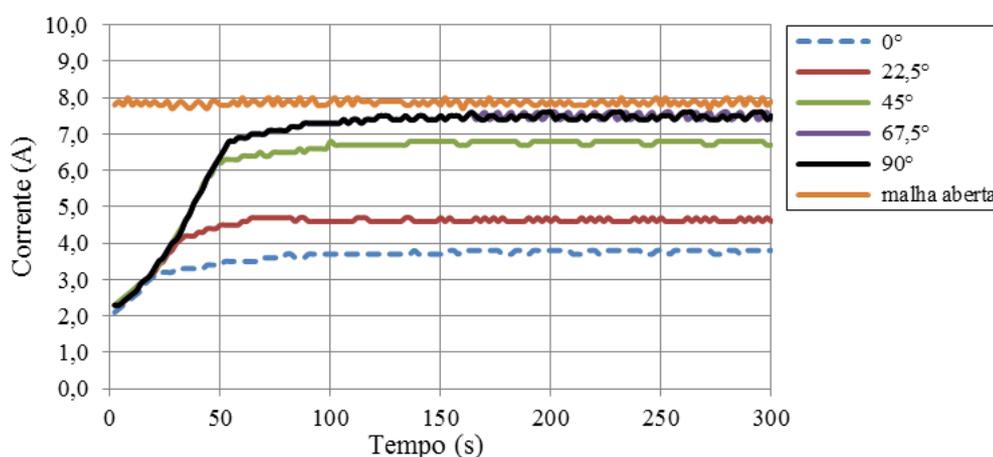


Figura 8.33 – Curva de resposta média da corrente elétrica (por fase)

Comparando a energia consumida do sistema experimental operando com vazão máxima (ângulo de abertura da válvula igual a 90°), tem-se uma redução do consumo de 19,23% quando comparado com o sistema sem controle. As vazões médias máximas foram de 8,57 l/s e 8,3 l/s para o sistema em malha aberta e controlado, respectivamente. O resultado foi à diminuição de 16,7% do consumo específico de energia elétrica (kWh/m³). Ressalta-se que esta é a condição menos impactante no uso do controlador, à medida que a vazão diminui há um aumento no ganho com a economia de energia elétrica.

O uso de sistemas de controle de pressão também é impactante na diminuição do consumo e perdas de água em sistemas de distribuição de água. Se tomamos como base o estudo realizado por Bezerra *et al.* (2012) nesta bancada, tem-se que o controle de pressão, proporcionaria uma redução, extrapolando os resultados da bancada experimental para uma rede hidráulica real com vazamentos, superior a 56% do volume de vazamentos quando comparado com o sistema sem nenhum controle de pressão.

Capítulo 9

9- CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

9.1 Conclusões

Esta pesquisa trata da aplicabilidade de um sistema de controle adaptativo em sistemas de distribuição de água. A aplicação adotada teve como objetivo específico o controle de pressão em dois ramais de um sistema experimental. O controlador projetado apresentou bons resultados tanto para a análise dos pontos com o sistema desacoplado quanto com o sistema acoplado.

O tempo médio de assentamento dos ensaios, para o sistema acoplado e erro de 3%, foi de 121 segundos, o sobressinal máximo de 1,69 (percentual) mca e o erro médio no regime permanente foi 1,55% e 1,18% nos pontos de medição - para o conjunto motor-bomba partindo da frequência de 30 Hz e as válvulas de controle inicialmente fechadas. Os valores de tempo de assentamento e sobressinal são considerados baixos para a operação de sistemas de bombeamento, que tradicionalmente é lento.

O sistema de controle manteve a pressão satisfatoriamente após a imposição de perturbações bruscas aos ramais 1 e 2. A ocorrência do distúrbio no ramal 1 provocou um aumento de 17 mca no ramal 1 e de 3 mca no ramal 2, enquanto o distúrbio no ramal 2 provocou um aumento de 13 mca no ramal 2 e de 0,5 mca no ramal 1. Logo após os distúrbios, a atuação do controlador adaptativo possibilita o retorno à pressão de 20 mca nos pontos de medição em, aproximadamente, 50 e 40 segundos nos ramais 1 e 2, respectivamente, mantendo a estabilidade.

Os resultados experimentais permitiram concluir que o controlador adaptativo GMV auto ajustável projetado apresentou um bom desempenho no controle da pressão nos ramais e uma redução satisfatória no consumo de energia elétrica na operação da bancada experimental apresentada. Obteve-se uma redução de 19,2% na energia consumida e 16,7% no consumo

específico de energia elétrica para o sistema atuando na condição mais desfavorável de ganho de energia (vazão máxima). Extrapolando a aplicação para sistemas reais e considerando que uma das principais ações de controle de perdas reais de água é o controle de pressão, a manutenção da pressão próxima a valores pré-definidos em redes reais resultaria, também, em uma economia significativa de água.

O controlador adaptativo GMV auto ajustável desenvolvido é especialmente adequado para aplicações em redes hidráulicas, devido à possibilidade de se adaptar satisfatoriamente as diversas condições de operação, atuando em quaisquer valores de referência de pressão. O algoritmo desenvolvido é numericamente estável e robusto. Espera-se que o controlador possa ser aplicado a sistemas semelhantes e atue com quaisquer valores de referência de pressão.

9.2 Recomendações para Trabalhos Futuros

Em complemento a pesquisa, sugere-se a realização dos seguintes estudos:

- ✓ Aplicar o indicador de desempenho consumo específico de energia elétrica e o rendimento do motor como variáveis no controle de sistemas de distribuição de água com vários setores.
- ✓ Estudar a possibilidade do desenvolvimento de outras técnicas de controle adaptativos (GPC, MRAC etc.) em sistemas de distribuição de água.
- ✓ Analisar o controle com um transdutor de pressão colocado a uma longa distância para verificar a eficiência do sistema de controle.

Capítulo 10

10- REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABKENAR *et al.*, 2013, *Optimizing pumping system for sustainable water distribution network by using genetic algorithm*, Dept. of Civil & Environ. Eng. (CEE), Detroit, MI, USA.

ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 12218: Projeto de rede de distribuição de água para abastecimento público, Rio de Janeiro, 1994.

AGUIRRE, L. A. 2000. *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*, 2ª ed. Belo Horizonte, MG. UFMG.

AGUIRRE, L. A., RODRIGUES, G. G., JÁCOME, C. R. F., 1998, Identificação de Sistemas Não-Lineares Utilizando Modelos Narmax Polinomiais - Uma Revisão e Novos Resultados, *SBA Controle & Automação*, v.9, n.2, Mai., Jun., e Ago., pp. 90-106,

AGUIRRE, L. A., SILVA, A. P. A., CAMPOS, M. F. M., AMARAL, W. C. A., 2007, *Enciclopédia de Automática*, 1ª ed. Vols. 1, 2 e 3. São Paulo: Ed. Blucher.

AKAIKE, H. 1994, A New Look at the Statistical Model Identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v.19, pp. 716-723.

ALLIANCE - Aliança para Conservação de Energia. *Água e energia: Aproveitando as oportunidades de efficientização de água e energia não exploradas nos sistemas de água municipais*. PROCEL/ELETRONBRAS. Rio de Janeiro, 2002.

ALLIDINA, A. Y. and HUGHES, F. M. 1980, Generalized Self-tuning Controller with Pole Assignment, *IEE Proceedings Part D*, vol. 127, n. 1, pp. 13-18.

ALMEIDA, O. M. 2002, *Controle PID Auto-ajustável, Inteligente e Preditivo*, Tese D.Sc., UFSC, Florianópolis, SC, Brasil.

ALONSO, J.M., FERNANDO, A., GUERRERO, D. 2000, *et al.* Parallel computing in water network analysis and leakage minimization. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v. 126, n. 4, pp. 251-260..

APAYDIN. 2013, *Automated Caibration onf Water*, Tese, Middle East Technical University, Ankara, Turquia.

ARTSTEIN, Z. 1977, Limiting equations and stability of nonautonomous systems. *Journal of XX Equations*, 25, 184-202.

ASADA, H., SLOTINE, J. J. E., 1986, *Robot Analysis and Control*, John Willey and Sons, New York, USA.

ASSIS, A. J., 1996, *Projeto de Controladores Adaptativos Auto-Ajustáveis*. Dissertação de mestrado. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, São Paulo, Brasil.

ÅSTRÖM, K. J., 1980, Self-Tuning Control of a Fixed-Bed Chemical Reactor System, *International Journal of Control*, v. 32, pp. 221-256.

ASTROM, K. J., 1983, Theory and Applications of Adaptive Control - A Survey. *Automatica* 19(5), pp. 471-486.

ASTROM, K. J., and B. WITTENMARK, 1989, *Adaptive Control*, , Massachusetts, Reading.

ÅSTRÖM, K. J., CANUDAS, 1997, C. Adaptive Friction in DC-Motor Drive, *IEEE Journal of Robotics and Automation*, v. RA-3, n. 6, Dec.

ÅSTRÖM, K. J., HÄGLUND, 2001, T. The Future of PID Control, *Control Engineering Practice*, v. 9, pp. 1163-1175.

ÅSTRÖM, K. J., WITTENMARK, B., 1973, On Self-Tuning Regualtors, *Automática*, v. 9, pp. 185.

ÅSTRÖM, K. J., WITTENMARK, B., 1984, *Computer Controlled Systems*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1984.

ÅSTRÖM, K. J., WITTENMARK, B.1, 1989, *Adaptative Control*, New York, Ed. Addison Wesley Publishing.

ÅSTRÖM, K. J., WITTENMARK, B.1, 1995, *Adaptive Control*, 2^a ed., New York: Ed. Addison Wesley Publishing Company, Inc.

ÅSTRÖM, K.J.; WITTENMARK, B., 1973, On self-tuning regulators. *Automatica*, v. 9, n. 2, p. 185-199.

ÅSTRÖM, K.J.; WITTENMARK, B.1, 1995, A survey of adaptive control applications. In: *Proceedings of the 34th IEEE Conference on Decision and Control*. v. 1, p. 649-654.

BAKKOURY e OUAZAR et al., 2013, *Genetic Algorithm Optimization for Water Supply Systems Planning*, In: Ecole Mohammadia d'Ingénieurs, Mohamed V University, Agdal, Rabat, Marrocos.

BARKANA, 2014, I simple adaptative control- a stable direct model reference adaptive control methodology – brief survey, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, v. 28, n. 7-8, p. 567-603

BAYRAK, 2013, Robust adaptive control of nonlinear systems with unknown state delay.

BEHAR, A. A., IRANZO, M. M., 2003, *Identificación y Control Adaptativo*, 1^a ed., Madrid, Ed: Prentice Hall.

BEN, BALANÇO ENERGÉTICO NACIONAL – MME – Brasil, 2013.

BEZERRA, S. T. M.; SILVA, S. A. da ; GOMES, H. P., 2012, Operational optimisation of water supply networks using a fuzzy system. *Water SA (Online)*, v. 38, p. 565-572.

BEZERRA, S.T.M., 2009, *Sistema Fuzzy para Controle Piezométrico de Sistemas de Distribuição de Água Visando à Economia de Água e Energia*. Tese de doutorado, PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil.

BILLINGS, S. A., VOON, W. F., 1986, Correlation Based Model Validity Tests for Non-Linear Models, *Int. J. Control*, 44(1): 235-244.

BLONDEL, V., GEVERS, M., BITMEAD, 1997, R. R. When is Model Good for Control Design?, *Proceedings of The 36th IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, California, pp. 1283-1288.

BOBÁL, V., BÖHM, J., FESSL, J., MACHÁČEK, J., 2005, *Digital Self-Tuning Controllers*, 1^a ed., Germany, Springer-Verlag London Limited.

BOBROW, J. E., MCDONELL, B. W., 1998, Modelling, Identification, and Control of a Pneumatically Actuated, Force Controllable Robot, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v. 14, n. 5, Outubro.

Broussard J., and P. Berry, 1978, *Command Generator Tracking - The Continuous Time Case*, TASC, Tech. Rep, TIM-612-1. Massachusetts, Reading.

BURKAN, R., UZMAY, 2005, IA model of Parameter Adaptive Law with Time Varying Function for Robot Control, *Applied Mathematical Modelling*, v. 29, pp. 361-371.

BURT, C.M., PIAO, X., GAUDI F., *et al.*, 2008, Electric motor efficiency under variable frequencies and loads. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, v. 134, n. 2, pp. 129-136.

BYRNES, C. I., e J. C., 1984 Willems Adaptive Stabilization of Multivariable Linear Systems. Proc. *23rd IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 1547-1577.

CALLAI, T. C., COELHO, A. A. R., COELHO, L. S., 2007, Controle Nebuloso Adaptativo por Modelo de Referência: Projeto e Aplicação em Sistemas Não-Lineares, *Revista Controle & Automação*, v. 18, n. 4, Outubro, Novembro e Dezembro.

CAMBOIM, W.L.M., 2008, *Aplicações de Técnicas de Controle Fuzzy para Sistemas de Abastecimento de Água*. Dissertação de M.Sc., PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil.

CAMBOIM, W.L.M., 2012, *Aplicações de Técnicas de Controle Fuzzy em Sistemas de Abastecimento de Água Visando Melhoria no Rendimento Energético e Hidráulico*, tese de doutorado, PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil.

CANUDAS, W. C., SICILIANO, B., BASTIN, G., 1996, *Theory of Robot Control*, New York, USA, ed Springer-Verlag.

CANUDAS, W., C., OLSSON, H., ÄSTROM, K. J., LISCHINSKY, P., 1995, A New Model for Control Systems with Friction, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 40, n. 3, pp. 419-425, Março.

CAROLINO, 2013, *Regulador Automático de Tensão Robusto Utilizando Técnicas de Controle Adaptativo*, Dissertação de Mestrado, UFRN, Natal, Rio Grande do Norte, Brasil.

CARVALHO, J. A., MELLO, C. R., BRAGA JÚNIOR, R. A., *et al.*, 2000, Utilização do inversor de frequência em sistemas de irrigação para controle de vazão. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 4, n. 1, pp. 51-56.

CARVALHO, J.S.F., 2009, *Controle Adaptativo Aplicado em um Robô Manipulador de Dois Graus de Liberdade Planar*, tese de doutorado, PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil.

CARVALHO, P.S., 2012, *O Controle para bombeamento distribuído com vistas à minimização dos custos energéticos aplicado a sistemas de abastecimento de água*, tese de doutorado, PPGEM/UFPB, João Pessoa, PB, Brasil, 2012.

Cauer, 1958, W. *Synthesis of Linear Communication Networks*, McGraw-Hill, New York, 1958.

CHEN B. S., CHANG Y. C., LEE T. C., 1997, Adaptive Control in Robotic Systems with H^∞ Tracking Performance, *Automática*, v. 33, n. 2, pp. 227-234.

CHEN e KHALIL, 1990, Adaptive control of nonlinear systems using neural networks, *International Journal of Control*, v. 55, n. 6, p. 1299-1317.

CHEN, B. C., CHANG, Y. C., LEE, T. C., 1997, Adaptive Control in Robotic Systems with H^∞ Tracking Performance, *Automática*, v. 33, n. 2, pp. 227-234.

CHENG, S. J., MALIK, O. P., HOPE, G. S., 1988, Damping of Multi-Modal Oscillations In Power Systems Using a Dual-Rate Adaptive Stabilizer, *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 3, pp. 101-108.

CHRISTODOULOU, Symeon et al., 2013, Entropy-Based Sensor Placement Optimization for Waterloss Detection in Water Distribution Networks, *Water resources management*, v. 27, n. 13, p. 4443-4468.

CHUN-YI SU e STEPANENKO, 1994, “Adaptive control of a class of nonlinear systems with *fuzzy logic*”, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*.

- CLARKE, D.W.; PHIL, D.; GAWTHROP, P.J., 1975, *Self-Tuning Controller*, In: Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, v. 122, n. 9, p. 929-934,
- COELHO, A. A. R., COELHO, L. S., 2004, *Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares*, 1ª ed., Florianópolis: Ed. Universidade Federal de Santa Catarina.
- COELHO, L. S., 2000, *Identificação e Controle de Processos Multivariáveis Via Metodologias Avançadas e Inteligência Computacional*, Tese D.Sc., UFSC, Florianópolis, SC, Brasil.
- CORRÊA, M. V., AGUIRRE, L. A., 2004, Identificação Não-Linear Caixa-Cinza: Uma Revisão e Novos Resultados. *Revista Controle & Automação*, v.15, n.2, Abr., Mai. e Jun., pp. 109-126.
- CRUZ, J. J., HENRIQUES, R. V. B., 1998, Um novo Método de Controle de Posição de Robôs Manipuladores, *Proceedings of XII Brazilian Automatic Control Conference*, XXII CBA, v. III, pp. 1095-1100, September, 14 – 18, – Uberlândia, MG, Brazil,
- CZAJKOWSKA e TANYIMBOH, 2013, *Water distribution network optimization using maximum entropy under multiple loading patterns*, Department of Civil Engineering, University of Strathclyde, Glasgow, Escócia.
- DORF, R. C., BISHOP, R. H., 2001, *Sistemas de Controle Moderno*, 8ª Ed., Rio de Janeiro, RJ, Ed. LTC.
- EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE., 2013, *Balanco Energético Nacional 2012: Ano base 2012*. Rio de Janeiro, Brasil.
- EUROPUMP, HYDRAULIC INSTITUTE, 2004, *Variable Speed Pumping - A Guide to Successful Applications*. 1º ed, Bodmin, Cornwall, , ed. Elsevier.
- FAVIER, G., HASSANI, M., 1982, *Multi-Variable Self-Tuning Controllers Based on Generalised Minimum Variance Strategy*, CDC, Orlando, USA.
- FEUER, A., and A.S. MORSE, 1978, Adaptive Control of Single-Input, Single-Output Linear Systems. *IEEE Trans. Automatic Control* AC-23, 557-569.
- FONSECA, D.J., KNAPP, G.M., 2000, An expert system for reliability centered maintenance

in the chemical industry. *Expert Systems with Applications*, v. 19, n. 1 (Jul), pp. 45-57.

FONTENOT, E., INGEDULD, P., WOOD, D., 2003, Real time analysis of water supply and water distribution systems. In: *Proceedings of World Water Congress*. Philadelphia, Pennsylvania, USA.

FRADKOV, A. L., 1976, Quadratic Lyapunov Function in the Adaptive Stabilization Problem of a Linear Dynamic Plant. *Siberian Mathematical Journal* 2, 341-348.

FRANCO, J. S., FLEXA, J. R. V., 2005, Introdução a la Identificación de Sistemas, *Técnica Industria* 256l.

FRANKLIN, G. F., POWELL, J. D., EMANI-NAENI, A., 1994, *Feedback Control of Dynamic Systems*, Massachusetts – USA, Addison-Wesley Reading.

FURUTA, K.; KOSUGE, K. and KOBAYASHI, K., 1989, VSS-Type Self-Tuning Control of Direct-Drive Motor, *Proceedings of IECON'89*, pp. 281-286.

GARCIA, A.G.P., 2003, *Impacto da Lei de Eficiência Energética para Motores Elétricos no Potencial de Conservação de Energia na Indústria*. Dissertação de M.Sc., Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

GARNIER, H.; GILSON, M.; CERVELLIN, O., 2006, *Latest developments for the Matlab CONTSID toolbox*. In: 14th IFAC Symposium on System Identification (SYSID 2006), Newcastle, Australia.

GOMES, H.P., 2005, *Eficiência Hidráulica e Energética em Saneamento: Análise Econômica de Projetos*. 1ª ed, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, Editora da ABES Nacional.

GOMES, H.P., BEZERRA, S.T.M., CARVALHO, P.S.O. *et al.*, 2008, *Automação e controle do sistema piloto de distribuição de água do LENHS UFPB*. VIII Seminário Ibero-Americano – 8 SEREA, sobre “Alterações Climáticas e Gestão da ÁGUA e ENERGIA em Sistemas de Abastecimento e Drenagem”, Lisboa, Portugal.

GOODWIN, G. C., and K. Sin. *Adaptive Filtering, Prediction and Control*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1984.

- GOODWIN, G. C., P.J. Ramadge and P.E. Caines., 1980, Discrete Time Multivariable Adaptive Control. *IEEE Trans. Automatic Control AC-25*, pp. 449-456.
- GURGEL, B.B.F.A., TSUTIYA, M.T., 2007, Proposição de uma metodologia para avaliação de inversores de frequência em estações elevatórias de água. In: *Anais do 24º Congresso Brasileiro de Engenharia Sanitária e Ambiental*, XI-054, Belo Horizonte, Brasil.
- HAHN, W., 1967, *Stability of Motion*, , New York, Springer-Verlag
- HERMELY, E. M., 1992, Ambiente Integrado para Controle Adaptativo de Processos Industriais, *SBA Controle & Automação*, v. 3, n. 3, Ago. e Setembro.
- HERMELY, E. M., 1996, *Controle Por Computador de Sistemas Dinâmicos*, 1ª ed. São Paulo: Ed. Edgard Blucher LTADA.
- HEYMAN, M., J. H. Lewis and G. Meyer., 1985, Remarks on the Adaptive Control of Linear Plants with Unknown High Frequency Gain. *Systems and Control Letters* 5, 357-362.
- HUUSOMA, J.K.; POULSEN, N.K.; JØRGENSEN, S.B.; JØRGENSEN, J.B., 2012, Tuning SISO offset-free Model Predictive Control based on ARX models. *Journal of Process Control*, v. 22, n. 10, pp. 1997-2007.
- ILCHMAN, A., D. Owens and D. Pratzel-Wolters., 1985, Remarks on the Adaptive Control of Linear Plants with Unknown High Frequency Gain. *Systems and Control Letters* 8, v. 5, n. 6, pp. 357-362
- IOANNOU, P. A., and G. TAO., 1987, Frequency domain conditions for strictly positive real functions. *IEEE Transactions on Automatic Control* 32, pp. 53-54.
- IOANNOU, P. and P. KOKOTOVIC, 1983, *Adaptive Systems with Reduced Models*, , Springer-Verlag, Berlin, Alemanha.
- ISERMANN, R., 1980, Practical Aspects of Process Identification, *Automática*, Great Britain: v. 16, pp. 575-587.
- ISERMANN, R., 1989, *Digital Control Systems, 2ª ed., Vol. 2: Stochastic Control, Multivariable Control, Adaptive Control, Applications*, , New York, Ed. Springer-Verlag.

ISERMANN, R., 1989, *Digital Control Systems Vol. 1: Fundamentals, Deterministic Control*, 2^a ed., New York, Ed. Springer-Verlag

ISERMANN, R., LACHMANN, K. H., MATKO, D., 1992, *Adaptive Control Systems*, , New York, ed. Prentice Hall.

JAMES *et al.*, 2002, *Água e energia: Energia usada em sistemas de água: Alliance To Save Energy*, X. Ahmedabad, Índia.

JIANG *et al.*, 2013, The Hydraulic Stability of Heating Network with Remote Measurement and Control System, *Applied Mechanics and Material*, v. 385.

JOHNSTON, 2011, *Minimizing Energy Consumption in a Water Distribution System: A Systems Modeling Approach*, A&M University, Texas, USA.

JUDITSKY, A., HJALMARSSON, H., BENVENISTE, A., DELYON, B., LJUNG, L., SJÖBERG, J. & ZHANG, Q., 1995, Nonlinear Black-Box Modeling in System Identification: Mathematical Foundations, *Automática*, v. 31, n. 12, pp. 1725-1750.

KALMAN RE, 1958 Design of a self-optimizing control system. *Trans. ASME* 80, pp. 468–478.

KALMAN, R., 1964, When is a Linear System Optimal? Transactions of ASME, *Journal of Basic Engineering, Serries D* 86, pp.81-90.

KANG *et al.*, 2013, *Adaptive controller design for upper limb rehabilitation robot*, In: Control and Decision Conference (CCDC), 2013 25th Chinese IEEE.

KANG, H.-S.; Kim, Y.-S., 2006, *A sensor less speed control of an interior permanent magnet synchronous motor based on an instantaneous reactive power and a fuzzy logic controller*. In: 37th IEEE Power Electronics Specialists Conference - PESC '06. pp. 1-7.

KAUFMAN, H., M. Balas, I. Bar-Kana, and L. Rao., 1981, *Model Reference Adaptive Control of Large Scale Systems*, Proceedings 20th IEEE Conference on Decision and Control, San Diego, California, pp. 984-989.

- KOIVO, A. J., GUO, T., 1983, Adaptive Linear Controller for Robotic Manipulator, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. AC-28, pp. 162-171.
- KOIVO, H. N., 1980, A Multivariable Self-Tuning Controller. *Automatica*, v. 16, pp. 351
- KOUGIAS e THEODOSSIOU, 2013, Multiobjective Pump Scheduling Optimization Using Harmony Search Algorithm (HSA) and Polyphonic HAS, *Water resources management*, v. 27 pp. 1249-1261.
- KREISELMAYER, G., and B. ANDERSON, 1986, *Robust Model Reference Adaptive Control*. IEEE Transactions on Automatic Control AC-31(2), pp. 127-133..
- KRSTIC, M., I. KANELLAKOPOULOS and P. KOKOTOVIC., 1995, *Nonlinear and Adaptive Control Design*, New York, ed. John Wiley.
- KUBALCÍK, M., BOBÁL, V., 2002, Adaptive Control of Coupled drives apparatus based on polynomial approach, *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 594-599.
- KUBALCÍK, M., BOBÁL, V., 2002, Adaptive Control of Coupled drives apparatus based on polynomial approach, *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*, pp. 594-599.
- KUCERA, V., 1984, On deadbeat Controllers, *IEEE Transactions Automatic Control*, AC-29, pp. 719-722.
- KUNUSCH, C. Identificação de Sistemas Dinâmicos, *Universidade Nacional de La Plata*, Facultad de Ingeniería-Depto. De Eletrotecnia, Cátedra de Control y Servomecanismos, Disponível em:<<http://www.google.es>>, Acesso em 13 de Jun. 2008, 2003.
- LANDAU, I. D., 1979, *Adaptive Control – The Model Reference Approach*, New York, ed. Marcel Dekker.
- LANDAU, I. D., 1990, *System Identification and Control Design*, New Jersey, Ed. Prentice-Hall, Inc.
- LANDAU, I. D., 1994, A Survey of Model Reference Adaptive Techniques: Theory and Applications. *Automatica* 10, pp. 353-379.

- LASALLE, J., 1981, Stability of non-autonomous systems. *Nonlinear Analysis Theory Methods and Applications* 1(1), pp. 83-90.
- LI et al., 2013, The Application Research of Pumps Operation Optimal Control Arithmetic for Saving Energy in SZWG, *In: Applied Mechanics and Materials*. 2013. pp. 1627-1630.
- LIM, C. M., 1990, Experimental Evaluation of a Self-Tuning Controller, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 37, n. 3, pp. 193-194
- LIUZZO, S., TOMEI, P., 2008, A global Adaptive Learning Control for Robotic Manipulators, *Automática*, v. 44, pp. 1379-1384
- LIUZZO, S.; TOMEI, P.A., 2008, A global adaptive learning control for robotic manipulators. *Automatica*, v. 44, n. 5, p. 1379-1384
- LJUNG, L., 1994, From Data to Model: A guided Tour, *IEEE Control'94 Conference*, v. 1, pp. 422-430.
- LJUNG, L., 1999, *System Identification: Theory for the User*, Upper Saddle River, New Jersey, USA, ed. Prentice-Hall
- LJUNG, L., 2010, Perspectives on System Identification, *Annual Reviews in Control*, v. 34, n. 1, p. 1-12
- LJUNG, L., 1996, Development of System Identification, 13th *IFAC World Congress*, pp. 141-146, San Francisco, USA.
- LOIRE et al., 2013, Performance Study of an Adaptive Controller in the Presence of Uncertainty, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 21, n. 3, p. 1039-1043
- LOURO, A. C., OLIVEIRA, V. A., 1994, *Identificação paramétrica de processos Estacionários e não Estacionários com filtragem e fator de esquecimento variável*. In: X Congresso Brasileiro de Automática, pp. 975-977, Rio de Janeiro RJ.
- MALIK, O. P., HOPE, G. S., CHENG, S. J., 1991, Some Issues on the Practical Use of Recursive Least Squares Identification in Self-Tuning Control, *Int. Journal Control*, v.53, n.5, pp. 1021-1033

- MARCHI, P.A.; ROCHA C.R.; VENTURO, C.J.; BOUZON, G.; SIMAS, H.; COELHO, A. A.R., 1998, *Aspectos em identificação, projeto e experimentação de algoritmos de controle adaptativo e predito indireto e direto*. In: Anais do XII Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2012 – XII CBA, pp. 567-572, Uberlândia, Minas Gerais Brasil
- MASCHERONI, J.M., LICHTBLAU, M., GERARDI, D, 2005, *Guia de Aplicação de Inversores de Frequência.*, 3ª edição. Jaraguá do Sul, SC., Brasil, ed. WEG
- MATIAS, L., 2004, *Acionamento de Motor de Indução a Longa Distância usando Inversores: Modelagem do Sistema e Estudo de Técnicas de Modulação*. Tese D.Sc., Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação/UNICAMP, Campinas, SP, Brasil
- MCDONNELL, B. W., BOBROW, J. E., 1993, Adaptive Tracking Control of an Air Powered Robot Actuator, *Transaction of ASME, Journal of Dynamics Measurement and Control*, v. 115, pp. Pp. 427-433
- MEJÍA, R. I. G., 2003, *Controle Preditivo Multivariável: Aspectos de Projeto e Simulação*. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina: Florianópolis, Santa Catarina, Brasil..
- MOIR, T., and M. GRIMBLE, 1984, Optimal Self-Tuning Filtering, Prediction, and Smoothing for Discrete Multivariable Processes. *IEEE Transactions on Automatic Control* 29(2), pp. 128-137
- MONOPOLI, R. V., 1974, .Model Reference Adaptive Control with an Augmented Error Signal. *IEEE Transactions on Automatic Control* AC-19(5), pp. 474-484
- MONTEIRO, L. H., 2002, *Sistemas Dinâmicos*. São Paulo: Ed. Livraria da Física
- MONTENEGRO, P. H. M., 2007, *Controle de Temperatura de Ar em um Túnel Psicrométrico Por Meio de Técnicas Adaptativas*, Tese D.Sc., UFPB, João Pessoa, PB, Brasil
- MORSE, A. S., 1984. New directions in Parameter Adaptive Control Systems. *Proc. 23rd IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 1566-1568
- MORSE, A.S., 1980, Global Stability of Parameter Adaptive Control Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* AC-25, pp. 433-439

- NARENDRA, K. S. and A. ANNASWAMI., 2012, *Stable Adaptive Systems*, ed. Courier Corporation.
- NARENDRA, K. S. and L.S. VALAVANI, 1979, Direct and Indirect Model Reference Adaptive Control. *Automatica* 15, pp. 653-664
- NARENDRA, K. S., and L.S. VALAVANI., 1978, Adaptive Controller Design - Direct Control. *IEEE Transactions on Automatic Control* AC-23, pp.570-583
- NARENDRA, K. S., Y.H. Lin, and L.S. VALAVANI. 1980, Stable Adaptive Controller Design - Part II: Proof of Stability. *IEEE Transactions on Automatic Control* AC-25, pp.440-448.
- NASIRIAN, 2013, Leakage Detection in Water Distribution Network Based on a New Heuristic Genetic Algorithm Model, *Journal of Water Resource and Protection*, v. 5, n. 03, p. 294
- NUSSBAUM, R. O., 1983, Some Remarks on a Conjecture in Parameter Adaptive Control. *Systems and Control Letters* 3, pp. 243-246
- OGATA, K., 2003, *Engenharia de Controle Moderno*, 4^a ed., São Paulo: Ed. Prentice Hall
- ORSINI, L. Q., 1985, *Introdução aos Sistemas Dinâmicos*, Rio de Janeiro, RJ: Ed. Guanabara Dois
- ORTEGA, R., and T. Yu., 1987, *Theoretical Results on Robustness of Direct Adaptive Controllers*. Proc. IFAC Triennial World Conference 10, pp. 1-15
- OSBORN, P. V., H. P, Whitaker and A. Kezer, 1961, *New developments in the design of Model reference Adaptive Control Systems*. Inst. Aeronautical Sciences, pp. 61-39,
- PATETE, A., FURUTA, K., TOMIZUKA, M., 2008, Self-Tuning Control Based on Generalized Minimum Variance Criterion for Auto-Regressive Models, *Automatica*, v. 44, n. 8, pp. 1970-1975
- PELLI, T.; HITZ, H.U., 2000, Energy indicators and savings in water supply. *Journal AWWA*, v. 92, n. 6, pp. 55-62

- POPOV, V. M., 1962, Absolute Stability of Non-linear Control Systems of Automatic Control. *Automation and Remote Control* 22, p. 961-979
- POULIN, E., PORMERLEAU A., DESBIENS A., HODOUIN D., 1996, Development and Evaluation of an Auto-Tuning and Adaptive PID Controller, *Automática*, v. 32, n. 1, pp. 71-82
- PURWAR, S., KAR, I. N., JHA, A. N., 2008, Adaptive Output Feedback Tracking Control of Robot Manipulators Using Position Measurements Only, *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 34, pp. 2789-2798
- QIAN, Bing Yun, 2013, Mine Pump Control System Based on KJD30Z Industrial Control Computer, *Applied Mechanics and Materials*, v. 313, p. 374-377
- RAFIZADEH, H., PEREZ, R., 1995, Comparison of Adaptive Controllers Applied to the Robotic Manipulators, *Journal of the Franklin Institute/Elsevier*, v. 332B, n. 4, pp. 403-417
- RAMOS, H., COVAS, D., ARAÚJO, L., 2004, *Válvulas redutoras de pressão e produção de energia*, In: Anais do 7º Congresso da Água. LNEC, Lisboa, Portugal.
- RAMOS, H.M., COVAS, D.I.C, GONÇALVES, F.V., SOARES, A.K. (eds.), 2008, *Geração de energia sustentável em sistemas de abastecimento de água – análise econômica e proposta de otimização*. VIII Seminário Ibero-Americano – 8 SEREA, sobre “Alterações Climáticas e Gestão da ÁGUA e ENERGIA em Sistemas de Abastecimento e Drenagem”, Lisboa, Portugal.
- RAMOS, M.A.P.; MÁRQUEZ, E.Q.M.; JIMÉNEZ, J.T., 2004, *Automatic intelligent initialization a modified generalized minimum variance controller*. In: 5th Asian Control Conference, v. 2, pp. 1232-1239
- RÚBIO, F. R., SÁNCHEZ, M. J. L., 1996, *Control Adaptativo y Robusto*, 1ª ed. Sevilla, Espanha, Ed. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla
- SAAJ, C. M., BANDYOPADHYAY, B., 2002, Output Feedback Sliding Mode Control for MIMO discrete Time Systems, *Proceedings of The 15th IFAC World Congress*, Barcelona, Espanha.

SANTOS, J. E. S., 1998, *Critérios de Desempenho e Aspectos de Robustez na Síntese de Controladores Preditivos Adaptativos*, Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Catarina: Florianópolis/SC, Brasil.

SASTRI, S., and M. BODSON., 1989, *Adaptive Control: Stability, Convergence and Robustness*, Upper Saddle River, New Jersey, USA, ed. Prentice Hall..

SETO et al., 1994, Adaptive control of nonlinear systems with a triangular structure, *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 39, n. 7, p. 1411-1428

SHAHINI et al., 2013, Automated Sequential Pushing of Micro Objects By Using Adaptive Controller, *IAES International Journal of Robotics and Automation (IJRA)*, v. 2, n. 4, p. 163-173

SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÕES SOBRE SANEAMENTO (SNIS). Diagnóstico dos serviços de água e esgotos Ano de referência 2009 . 616 p. Ministério das Cidades - Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental, Brasília/DF, Brasil - 2013.

SOBEL, K., H. KAUFMAN and L. MABUS., 1982, Adaptive Control for a Class of MIMO Systems. *IEEE Transactions on Aerospace* 18, pp.576-590

SPOONER e PASSINO, 1999, Decentralized adaptive control of nonlinear systems using radial basis neural networks, *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 44, n. 11, p. 2050-2057

TSUTIYA, M.T., 2004, *Abastecimento de Água*. Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, SP, Brasil

VAN AMERONGEN, J.; A. U. TEN CATE., 1975, Model Reference Adaptive Controller for Ships. *Automatica* 11, pp. 441-449

VAZ, G. L. F., 1999, *Controladores Adaptativos de Variância Mínima e Dahlin: Uma Revisão e Novas Concepções de Projeto*, Dissertação M.Sc., UFSC, Florianópolis, SC, Brasil

VÉLEZ, C. M. Identificación en Línea y Simulación de Sistemas Dinámicos, *Línea de Investigación en Sistemas de Control Digital*. Universidad Católica de Oriente, Colombia. Disponível em: <http://www.control-systems.net/resources/material/paper_aca97.pdf>, Acesso em 20 de Nov. 2008

WELLSTEAD, P. E., ZARROP, M. B., 1991, *Self-Tuning Systems: Control and Signal Processing*, ed. John Willey & Sons, Inc,

WEN, J. T., 1988, Time-domain and frequency domain conditions for strictly positive realness. *IEEE Transactions on Automatic Control* 33, 988-992

WEN, J., and M. Balas., 1989, Finite-dimensional direct adaptive control for discrete-time in finite-dimensional Hilbert space. *Journal of Mathematical Analysis & Applications* 143, pp. 1-26

WHITAKER, H. P., 1959, *An Adaptive Performance of Aircraft and Spacecraft*. Inst. Aeronautical Sciences, pp. 59-100

XIE et al., 2013, *The Application Research on Remote Monitoring and Controlling System in Irrigation Pumping Station*, In: Applied Mechanics and Materials. 2013. p. 1658-1663

XING et al., 2013, The Design of Constant Pressure Water Supply Control System Based on S7-200 PLC, *Advanced Materials Research*, v. 753, p. 1665-1669

XU e QIN, 2013, Integrating Decision Analysis with Fuzzy Programming: Application in Urban Water Distribution System Operation , *Journal of Water Resources Planning and Management*, v. 140, n. 5, p. 638-648

YANG E REN Intelligent Control Technology for Frequency Conversion Pump in Air Conditioning Systems http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-31656-2_90, acesso em 2013.

YANG, CHI CHENG CHENG, 2013, Robust Adaptive Controller Design for a Quadrotor Helicopter, *Applied Mechanics and Materials* , Volumes 284 – 287, pp. 2296-2300

YAO e TOMIZUKA, 1997, Adaptive robust control of SISO nonlinear systems in a semi-strict feedback form, *Elsevier Science*, pp. 893-900

YPSILANTIS et al. Disponível em: http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=6584471&url=http%3A%2F%2Fieeexplore.ieee.org%2Fxppls%2Fabs_all.jsp%3Farnumber%3D6584471, Acesso em 20 de Ago. 2014, 2013.

ZHAO et al. Disponível em: <http://www.scientific.net/AMM.336-338.1292>. 2013. Acesso em 20 de Ago. 2014.

ANEXO

A.1 - Código do programa para estimação dos parâmetros do sistema

PROGRAMA QUE UTILIZA O MQR PARA ESTIMAR OS PARÂMETROS DO SISTEMA DO ESTUDO

```
% ALUNO: Magno José

% PROGRAMA PRINCIPAL
clear all
close all
clc
format long e

load cv2225ecv1225e30hz.dat %

t = cv2225ecv1225e30hz(:,1);
u2 =cv2225ecv1225e30hz(:,2);%ENTRADA INVERSOR.
y2 =cv2225ecv1225e30hz(:,3);%SAÍDA NO PT2.

%y2=y2-min(y2);

np2=2;

%% DEFININDO O NÚMERO DE AMOSTRAS "N":
N=length(u2);

% DEFININDO AS CONDIÇÕES INICIAIS:
lamb=0.99;
p2=10000*eye(2,2);

teta2=[0;0];

for t=1:1:2;
erro2(t)=0.0;
y2(t)=0.0;
y2est(t)=0.0;
ERROq2(t)=0.0;
ERROqm2(t)=0.0;

% INICIALIZAÇÃO DO VETOR DE PARÂMETROS (VETOR TETA) :

a3(t)=teta2(1);b2(t)=teta2(2);
end

for t=3:1:N;

y=[y2(t)];

% MONTANDO A MATRIZ FI:
fi2=[-y2(t-1);u2(t-1)];
```

```

%% CÁLCULO DO ERRO DE ESTIMATIVA:
erro2(t)=y2(t)-teta2'*fi2;

y2est(t)=teta2'*fi2;

%% CÁLCULO DO GANHO DO ESTIMADOR:
k2=p2*fi2/(lamb+fi2'*p2*fi2);

%% CÁLCULO DO VETOR DE PARÂMETROS:
teta2=teta2+k2*erro2(t);

%% CÁLCULO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA:
p2=1/lamb*(p2-k2*fi2'*p2);

%% ATUALIZAÇÃO DO VETOR DE PARÂMETROS:
a3(t)=teta2(1);b2(t)=teta2(2);

%*****
%% CÁLCULO DO ERRO DE PREVISÃO E QUADRÁTICO
ybarra2=mean(y2);
ERROq2(t)=ERROq2(t-1)+(y2(t)-y2est(t)).^2;
ERROqm2(t)=ERROqm2(t-1)+(y2(t)-ybarra2).^2;

end

R22=(1-(ERROq2/ERROqm2));

%% CÁLCULO DA SOMA DOS QUADRADOS DO ERRO DE PREVISÃO (Sn):
Sn2=ERROq2;

%% CÁLCULO DOS CRITÉRIOS DE INFORMAÇÃO:

% CÁLCULO DA FUNÇÃO CUSTO BÁSICA DOS MQ:
Jn2=(1/N)*Sn2;

% CRITÉRIO DE Akaike:
AIC2=N*log(Jn2)+2*np2;

% ERRO DE PREDIÇÃO FINAL:
FPE2=N*log(Jn2)+N*log((N+np2)/(N-np2));

% CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO BAYESIANA:
BIC2=N*log(Jn2)+np2*log(N);

CRITERIOS2=[R22 Sn2 AIC2 FPE2 BIC2];

% PARAMETROS ESTIMADOS NO ÚLTIMO PASSO DE TEMPO DISCRETO:
A3=teta2(1);
B2=teta2(2);

% PLOTANDO AS SAÍDAS DO SISTEMA EM ESTUDO(COLETADAS E ESTIMADAS):

t=1:1:N;
figure(1)
plot(t,y2(t),'b',t,y2est(t),'r'),grid;

```

```

    title('Saída y2 do Sistema Válvula (Modelo de Seg. Ordem c/
na=2;nb=1;d=0) ')
    xlabel('Amostragem')
    ylabel('Sinais de Saída (y2 e y2est)')
    legend('Saída coletada(y2)', 'Saída estimada(y2est)', 0)

    figure(4)
    plot(t,ERROq2(t), 'b'), grid;
    title('Erro de Predição do Sistema Válvula (Modelo de Seg. Ordem c/
na=2;nb=0;d=0) ')
    xlabel('Amostragem')
    ylabel('Erro de Estimativa')

    %%%%%%% % GERANDO UM VETOR DE ARMAZENAMENTO DOS DADOS DOS
CRITÉRIOS:

    RESULTADO3=[R22 Sn2(N) AIC2(N) A3 B2 ];

    % PRODUZINDO ARQUIVO DE DADOS
    %save ORD1ZER0_d0.dat saidas -ascii -double -tabs;
    save C:\ResultadosMQR\PT1ORD1ZER01_d0.dat RESULTADO3 -ascii -double
-tabs;

```

A.2 - Código do programa Identificação da Bancada Experimental

```
load 60hz.txt

t=X60hz(:,1);
u=X60hz(:,2);
y=X60hz(:,3);

for i=1:length(u)
    if (u(i)>0)
        u2(i)=u(i);
        y2(i)=y(i);
        t2(i)=t(i);
    else
        break;
    end
end

figure(1)
plot(t,u,t,y)
%figure(2)
%plot(t2,u2,t2,y2)

[nd,dd]=th2tf(amx310)
printsys(nd,dd)

ident
```