

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

MARCUS EDUARDO BERGEL

**ESTUDO DE ALTERNATIVAS PARA O AJUSTE
DE CONTROLADORES PID UTILIZANDO
MÉTODOS BASEADOS EM DADOS**

Porto Alegre

2009

MARCUS EDUARDO BERGEL

**ESTUDO DE ALTERNATIVAS PARA O AJUSTE
DE CONTROLADORES PID UTILIZANDO
MÉTODOS BASEADOS EM DADOS**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação

ORIENTADOR: Alexandre Sanfelice Bazanella

Porto Alegre

2009

MARCUS EDUARDO BERGEL

**ESTUDO DE ALTERNATIVAS PAR AO AJUSTE
DE CONTROLADORES PID UTILIZANDO
MÉTODOS BASEADOS EM DADOS**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Alexandre Sanfelice Bazanella, UFRGS

Doutor pela UFSC – Florianópolis, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Julio Elias Normey Rico, UFSC

Doutor pela Universidad de Sevilla – Sevilla, Espanha

Prof. Dr. Walter Fetter Lages, UFRGS

Doutor pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica – São José dos Campos, Brasil

Prof. Dr. Luís Fernando Alves Pereira, UFRGS

Doutor pelo Instituto Tecnológico de Aeronáutica – São José dos Campos, Brasil

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. Arturo Suman Bretas

Porto Alegre, Dezembro de 2009.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, irmãos, amigos, colegas de trabalho e em especial à Patrícia, pela dedicação e apoio em todos os momentos difíceis.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, PPGEE, pela oportunidade de realização de trabalhos em minha área de pesquisa.

Aos colegas do PPGEE pelo seu auxílio nas tarefas desenvolvidas durante o curso e apoio na revisão deste trabalho.

À empresa Novus Produtos Eletrônicos pelo apoio e motivação.

RESUMO

Controladores PID são amplamente utilizados no controle de processos industriais. Estes controladores precisam necessariamente ser ajustados adequadamente a fim de garantir a correta operação do processo controlado. A fim de suprir esta necessidade surgiram os chamados métodos de ajuste para controladores PID, inicialmente propostos por John Ziegler e Nathaniel B. Nichols em 1942. Desde então muitos outros métodos de ajuste baseados nas idéias de Ziegler e Nichols foram propostos, surgindo assim uma família de métodos afins. Em vista da simplicidade de implementação e do conseqüente baixo custo computacional envolvido, estes métodos mostraram-se adequados para serem incorporados ao *firmware* de controladores PID industriais de baixo custo. Estes métodos acabaram por gerar um legado tal que sua utilização persiste intensamente até os dias de hoje. No entanto, frente à crescente oferta de microcontroladores de baixo custo e alto desempenho, o custo computacional de um método de ajuste vem perdendo relevância. Isso abre margem para explorar outros métodos que proporcionem melhor desempenho e robustez, mas, por ventura, demandem mais recursos computacionais. Dessa forma, este trabalho propõe-se a avaliar métodos alternativos que sejam compatíveis com os recursos computacionais atuais. Métodos com maior custo computacional, como o Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT), Iterative Feedback Tuning (IFT) e Iterative Correlation-based Tuning (ICbT), são apresentados como candidatos para serem incorporados ao *firmware* de controladores PID industriais. Tratam-se de métodos diretos de ajuste baseado em dados onde os parâmetros do controlador são determinados de forma que o comportamento do sistema em malha fechada seja tal que minimize um critério de desempenho definido *a priori*. Através deste critério de desempenho pode-se definir o comportamento desejado para o sistema em malha fechada. Neste trabalho são analisadas as principais características destes métodos, resultados obtidos e custo computacional. Com base nos resultados desta análise é mostrado que os métodos VRFT, IFT e ICbT podem ser utilizados como alternativa para o ajuste (incorporado ao *firmware*) de controladores PID industriais.

Palavras-chaves: Engenharia Elétrica. Controle. Controlador PID. Métodos de ajuste baseado em dados.

ABSTRACT

PID controllers are widely used in industrial process control. These controllers must necessarily be properly tuned to ensure the correct operation of the controlled process. In order to meet this need, the so-called tuning methods for PID controllers have emerged, initially proposed by John Ziegler and Nathaniel B. Nichols in 1942. Since then many other controller design methods based on the ideas of Ziegler and Nichols have been proposed, giving rise to a family of related methods. Given the simplicity of implementation and the low computational effort involved, these methods are suitable to be incorporated into the firmware of low cost industrial PID controllers. These methods have generated such a legacy that its use remains intense until the present day. However, with the growing offer of low cost and high performance microcontrollers, the computational effort of a tuning method is becoming less important. This opens up scope for exploring other methods that provide better performance and robustness, possibly at the cost of demanding more computational resources. This study aims to evaluate alternative methods that are compatible with current computational resources. Methods with higher computational effort, such as Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT), Iterative Feedback Tuning (IFT) and Iterative Correlation based Tuning (ICbT) are presented as candidates to be incorporated into the firmware of industrial PID controllers. These are direct data-based methods for the adjustment of controllers where the parameters are determined such that the behavior of the closed-loop system is such as to minimize a performance criterion defined *a priori*. Through this performance criterion one can specify the desired behavior for the closed-loop system. This work analyzes the main characteristics of these methods, results and computational effort. Based on the results of this analysis it is shown that the methods VRFT, IFT and ICbT can be used as an alternative to the adjustment (build into the firmware) of industrial PID controllers.

Keywords: Electrical Engineering. Control. PID Controller. Data-based control design

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	16
2.1	DEFINIÇÕES GERAIS	16
2.2	CRITÉRIO DE DESEMPENHO	17
2.3	CLASSE DO DISTÚRBO	18
2.4	CLASSE DE CONTROLADORES E PARÂMETROS.....	18
2.4.1	<i>Controlador Ideal</i>	20
2.5	CLASSE DE PROCESSOS.....	22
2.6	CLASSE DO MODELO DE REFERÊNCIA.....	22
2.7	DESCRIÇÃO DOS MÉTODOS DE AJUSTE.....	24
2.7.1	<i>Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT)</i>	24
2.7.2	<i>Iterative Feedback Tuning (IFT)</i>	26
2.7.3	<i>Iterative Correlation based Tuning (ICbT)</i>	28
2.8	PASSO DE EVOLUÇÃO DE ρ	29
2.9	PERÍODO DE AMOSTRAGEM	30
2.10	IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO	32
3	IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS DE AJUSTE.....	34
3.1	VIRTUAL REFERENCE FEEDBACK TUNING (VRFT).....	34
3.2	ITERATIVE FEEDBACK TUNING (IFT)	35
3.3	ITERATIVE CORRELATION BASED TUNING (ICbT).....	36
3.4	SINAIS DE EXCITAÇÃO	38
4	RESULTADOS OBTIDOS EM SIMULAÇÕES.....	40
4.1	DEFINIÇÃO DO PROCESSO	40
4.2	SIMULAÇÕES UTILIZANDO VRFT	42
4.2.1	<i>Simulação VRFT I</i>	42
4.2.2	<i>Simulação VRFT II</i>	43
4.3	SIMULAÇÕES UTILIZANDO IFT	45
4.3.1	<i>Simulação IFT I</i>	46
4.3.2	<i>Simulação IFT II</i>	47
4.4	SIMULAÇÕES UTILIZANDO ICbT	48
4.4.1	<i>Simulação ICbT I</i>	49
4.4.2	<i>Simulação ICbT II</i>	50
4.4.3	<i>Simulação ICbT III</i>	51
4.4.4	<i>Simulação ICbT IV</i>	53
4.5	AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS	54
4.5.1	<i>Resultados obtidos com VRFT</i>	55
4.5.2	<i>Resultados obtidos com IFT</i>	56
4.5.3	<i>Resultados obtidos com ICbT</i>	56

5	RESULTADOS EXPERIMENTAIS.....	58
5.1	PROCESSO.....	58
5.1.1	<i>Determinação do período de amostragem.....</i>	59
5.1.2	<i>Validação da identificação do processo.....</i>	60
5.2	ENSAIOS COM VRFT.....	61
5.2.1	<i>Ensaio VRFT I.....</i>	61
5.2.2	<i>Ensaio VRFT II.....</i>	63
5.2.3	<i>Ensaio VRFT III.....</i>	64
5.3	ENSAIOS COM IFT.....	66
5.3.1	<i>Ensaio IFT I.....</i>	67
5.3.2	<i>Ensaio IFT II.....</i>	69
5.4	ENSAIOS COM ICbT.....	70
5.4.1	<i>Ensaio ICbT I.....</i>	71
5.4.2	<i>Ensaio ICbT II.....</i>	72
5.4.3	<i>Ensaio ICbT III.....</i>	74
5.4.4	<i>Ensaio ICbT IV.....</i>	76
5.5	EXEMPLO DE CONTROLE BASEADO EM MODELO DO PROCESSO.....	78
5.6	AValiação DOS RESULTADOS.....	79
6	CUSTO COMPUTACIONAL.....	82
6.1	DETERMINAÇÃO DA MEMÓRIA DE DADOS E QUANTIDADE DE OPERAÇÕES MATEMÁTICAS.....	82
6.2	DETERMINAÇÃO DA MEMÓRIA DE PROGRAMA E ESTIMATIVA DO TEMPO DE EXECUÇÃO.....	86
7	CONCLUSÕES.....	89
	REFERÊNCIAS.....	91

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Processo discreto, linear e invariante no tempo.....	17
Figura 2 – Representação gráfica do controlador PID paralelo.....	19
Figura 3 – Representação gráfica do controlador PID na forma série.	19
Figura 4 – Frequência aproximada do processo.	31
Figura 5 – Resposta ao degrau dos processos (39) e (38) com diferentes constantes de tempo.....	32
Figura 6 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho d)$; Diagrama de Bode de $C(z, \rho d)G(z)$; Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho d)G(z)$	41
Figura 7 – Simulação VRFT I.	42
Figura 8 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho IV)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho IV)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho IV)G(z)$ - Simulação VRFT I.....	43
Figura 9 – Simulação VRFT II.	44
Figura 10 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho IV)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho IV)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho IV)G(z)$ - Simulação VRFT II.....	44
Figura 11 – Resposta ao degrau utilizando o controlador inicial.	45
Figura 12 – Evolução do custo na Simulação IFT I.	46
Figura 13 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação IFT I.	47
Figura 14 – Evolução do custo na Simulação IFT II.	48
Figura 15 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação IFT II.	48
Figura 16 – Evolução do custo na Simulação ICbT I.....	49
Figura 17 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação ICbT I.....	50
Figura 18 – Evolução do custo na Simulação ICbT II.....	51
Figura 19 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação ICbT II.....	51
Figura 20 – Evolução do custo na Simulação ICbT III.....	52
Figura 21 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação ICbT III.....	52
Figura 22 – Tendência da evolução do custo na Simulação ICbT III.	53

Figura 23 – Evolução do custo na Simulação ICbT IV.	54
Figura 24 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho 20)$ (sólida) e de $T(z, \rho d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho 20)G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho 20)G(z)$ - Simulação ICbT IV.	54
Figura 25 – Processo térmico utilizado nos ensaios.	58
Figura 26 – Conjunto controlador e processo.....	59
Figura 27 – Determinação do período de amostragem através da resposta ao degrau.	60
Figura 28 – Comparação da saída do processo com a saída simulada.....	61
Figura 29 – Experimento utilizando degrau como sinal de excitação.....	62
Figura 30 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT I.....	63
Figura 31 – Experimento utilizando onda quadrada como sinal de excitação.....	64
Figura 32 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT II.....	64
Figura 33 – Experimento em malha fechada com degrau na referência.	65
Figura 34 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT III.....	66
Figura 35 – Ensaio com o controlador inicial $\rho 0$	67
Figura 36 – Evolução custo no Ensaio IFT I.....	68
Figura 37 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio IFT I.....	69
Figura 38 – Evolução custo no Ensaio IFT II.....	70
Figura 39 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio IFT II.....	70
Figura 40 – Evolução custo no Ensaio ICbT I.	71
Figura 41 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT I.	72
Figura 42 – Evolução custo no Ensaio ICbT II.	73
Figura 43 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT II.	73
Figura 44 – Evolução custo no Ensaio ICbT III.	74
Figura 45 – Evolução da constante k no Ensaio ICbT III.	75
Figura 46 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT III.	76
Figura 47 – Evolução custo no Ensaio ICbT IV.....	76
Figura 48 – Evolução da constante k no Ensaio ICbT IV.....	77
Figura 49 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT IV.....	78
Figura 50 – Ensaio com o controlador obtido através do controlador baseado em modelo do processo.	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumos dos Resultados Obtidos nos Experimentos Práticos.....	80
Tabela 2 – Custo computacional da Identificação do processo.	83
Tabela 3 – Custo computacional do Algoritmo do VRFT.....	83
Tabela 4 – Custo computacional do Algoritmo do IFT.....	84
Tabela 5 – Custo computacional do Algoritmo do ICbT-DO.....	85
Tabela 6 – Custo computacional do Algoritmo do ICbT simples.....	85
Tabela 7 – Memória de dados e operações matemáticas (N=80; 33 iterações).	86
Tabela 8 – Número de ciclos necessários para executar operações matemáticas em ponto flutuante nos processadores da família PIC24H.	87
Tabela 9 – Número de operações matemáticas discriminadas em tipo de operação.	87
Tabela 10 – Número de ciclos e tempo de execução e memória de programa dos algoritmos utilizados.....	88

LISTA DE ABREVIATURAS

ICbT: Iterative Correlation based Tuning

IFT: Iterative Feedback Tuning

MIPS: Million instructions per second

PC: Personal Computer

PID: (Controlador) Proporcional Integral e Derivativo

PPGEE: Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

VRFT: Virtual Reference Feedback Tuning

RTU: Remote Terminal Unit

1 INTRODUÇÃO

Logo após o advento dos controladores PID para fins industriais surgiu o problema de como ajustar seus parâmetros. A maioria dos processos industriais aos quais os controladores eram submetidos não dispunha do modelo matemático do processo ao mesmo tempo em que a indústria não dispunha de pessoal qualificado para o ajuste de seus parâmetros. Surgia assim uma forte demanda por métodos de ajuste que utilizassem somente as informações de entrada e saída do processo, ou seja, métodos de ajuste baseado em dados.

No final dos anos 30, a empresa Taylor Instruments, um dos primeiros fabricantes de controladores PID mecânicos da época, contratou John Ziegler e Nathaniel B. Nichols a fim de criar métodos que simplificassem a forma como eram determinados os parâmetros dos seus controladores PID. Mais tarde, em 1942, Ziegler e Nichols publicaram o artigo *Optimum settings for automatic controllers* (ZIEGLER; NICHOLS, 1942), onde descreveram métodos empíricos determinados através de ensaios realizados em uma grande quantidade de processos. Desde então muitas outras propostas baseadas no trabalho de Ziegler e Nichols surgiram como, por exemplo, Chien, Hrones & Reswick (1952); Dahlin (1968); Haalman (1965); McMillan (1983); Aström & Hägglund (1995). Estes métodos têm em comum a aplicação de perturbação ao processo e a utilização dos dados obtidos (frequência crítica, ganho crítico, etc.) para a identificação dos parâmetros do controlador a partir de fórmulas matemáticas.

Após o advento do microprocessador começaram a surgir controladores PID implementados em dispositivos microcontrolados. Inicialmente, devido às restrições computacionais, tratavam-se de implementações modestas do algoritmo do controlador PID. Já no final da década de 80, a memória e a capacidade de processamento dos processadores aumentaram ao mesmo tempo em que o custo caiu, fato que possibilitou a implementação de métodos de ajuste dos parâmetros no firmware do controlador.

Ainda no final da década de 80, o quesito fundamental para a utilização de algum método de ajuste dos parâmetros do controlador era o seu custo computacional. Mesmo tendo aumentado, os recursos computacionais ainda eram limitados, portanto um bom método de ajuste deveria ocupar pouca memória de programa e pouca memória de dados. O que se encaixava perfeitamente nos métodos propostos por Ziegler e Nichols que acabaram por conquistar a preferência dos fabricantes de controladores PID.

Hoje é comum encontrar controladores industriais que disponibilizam algum método de ajuste, geralmente baseado nas técnicas propostas por Ziegler e Nichols e afins. Ao mesmo tempo observa-se que os recursos computacionais disponíveis nos microcontroladores são muito maiores e mais baratos do que aqueles do final da década de 80. Isso abre margem para explorar alternativas que gerem melhores resultados e que, por ventura, demandem mais recursos computacionais.

É desejável que um método de ajuste obtenha as informações do processo, necessárias para a determinação do controlador, da forma mais sutil possível. Dessa forma o processo poderia manter-se dentro de sua região de operação. Além disso, é desejável que estes métodos sejam capazes de ajustar o controlador às variações do processo sem a

necessidade de novos experimentos forçados. Este desejo motivou mais pesquisadores a aperfeiçoar os métodos de ajuste baseado em dados. Um método como o Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT) (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002) pode determinar os parâmetros do controlador a partir de um único experimento que pode ser resultante da própria operação do processo. Outros métodos, como o Iterative Feedback Tuning (IFT) (HJALMARSSON *et al.*, 1998) e Iterative Correlation based Tuning (ICbT) (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003) podem utilizar a informação de entrada e saída do processo geradas durante a operação em laço fechado para aperfeiçoar o controlador existente. Todos estes métodos determinam o vetor de parâmetros de forma que o comportamento do sistema em malha fechada seja tal que minimize um determinado critério de desempenho. Através deste critério de desempenho pode-se determinar o comportamento desejado para o sistema em malha fechada.

Há, portanto, um cenário onde existem métodos alternativos e os recursos computacionais para sua implementação no firmware de um controlador PID industrial. Contudo, as condições para a aplicação destes métodos deverão ser tangíveis, seus resultados satisfatórios e seu custo computacional compatível com o microcontrolador utilizado. Se atendidos estes quesitos então estes métodos poderão ser utilizados como alternativas para o ajuste de controladores PID.

O objetivo deste trabalho é, portanto, estudar os métodos VRFT, IFT e ICbT e avaliar se estes podem ser utilizados como alternativas para o ajuste de controladores PID industriais.

Sendo assim, o capítulo 2 apresenta o referencial teórico onde são apresentadas as definições preliminares e a teoria necessária para o entendimento dos métodos e suas limitações. Neste capítulo é definido o critério de desempenho utilizado; as classes de distúrbio, processo, controladores e de modelo de referência; a descrição dos métodos de ajuste baseado em dados VRFT, IFT e ICbT; e a teoria necessária para sua implementação.

A teoria apresentada no capítulo 2 é utilizada para determinar os algoritmos para a implementação de cada um dos métodos no capítulo 3. Neste capítulo a forma como os métodos são aplicados é representada através de uma sequência de passos.

Os algoritmos definidos no capítulo 3 são aplicados sobre processos simulados no capítulo 4, onde são avaliados os resultados obtidos em condições ideais. Neste capítulo são explorados sinais de excitação simples, como degrau e um período de onda quadrada a fim de avaliar os resultados obtidos através deste tipo de excitação. Um degrau equivale a uma mudança de patamar muito comum na própria operação de um processo industrial. Já o período de onda quadrada, se interpretado como uma sequência de dois degraus, equivale à aplicação de uma perturbação (primeiro degrau) e o retorno para a região de operação (segundo degrau).

No capítulo 5 os algoritmos definidos no capítulo 3 são aplicados sobre um processo real onde são avaliados os resultados obtidos em condições próximas das ideais. Neste capítulo foram utilizados os mesmos sinais de excitação utilizados no capítulo 4. Os resultados obtidos nesta implementação prática são avaliados conforme o atendimento ao critério de desempenho e a quantidade de dados utilizada.

O custo computacional é determinado no capítulo 6. Neste capítulo o custo computacional é medido de duas formas distintas. Inicialmente é medido em número de operações matemáticas e quantidade de memória de dados necessária, que são independentes do processador utilizado. A segunda forma determina a quantidade de memória de programa e o tempo de execução. Neste caso há dependência do processador, portanto estes dados são determinados através de um estudo de caso utilizando um microcontrolador de baixo custo.

Finalmente, as conclusões obtidas através deste estudo são apresentadas no capítulo 7.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 DEFINIÇÕES GERAIS

Considere o processo discreto, linear e invariante no tempo descrito por:

$$y(t, \rho) = G(z)u(t, \rho) + H(z)v(t), \quad (1)$$

onde “z” representa o operador de avanço no tempo tal que $z y(t) \triangleq y(t + 1)$; ρ é o vetor de parâmetros do controlador cuja saída é $u(t, \rho)$; $G(z)$ é a função de transferência do processo cuja entrada e saída são $u(t, \rho)$ e $y(t, \rho)$, respectivamente; $H(z)$ é uma função racional própria e $v(t)$ representa ruído branco com média zero e variância σ_v^2 .

A entrada do processo é definida por:

$$u(t, \rho) = C(z, \rho) e(t, \rho), \quad (2)$$

onde $C(z, \rho)$ representa o controlador utilizado e $e(t, \rho)$ é o erro em relação ao sinal de referência $r(t)$, conforme descrito por:

$$e(t, \rho) = r(t) - y(t, \rho). \quad (3)$$

O controlador $C(z, \rho)$ é descrito a seguir por:

$$C(z, \rho) = \bar{C}(z) \rho, \quad \rho \in \mathbb{R}^{n_\rho}, \quad (4)$$

onde $\bar{C}(z)$ é um vetor de funções racionais fixas, conforme descrito por:

$$\bar{C}(z) = [f_1(z) \quad f_2(z) \quad f_3(z) \quad \dots \quad f_{n_\rho}(z)],$$

e ρ é um vetor de parâmetros definido por:

$$\rho = [K_1 \quad K_2 \quad K_3 \quad \dots \quad K_{n_\rho}]'$$

Considerando (1), (2) e (3), pode-se determinar a saída do sistema como:

$$y(t, \rho) = T(z, \rho)r(t) + S(z, \rho)H(z)v(t), \quad (5)$$

onde $T(z, \rho)$ é a função de transferência em malha fechada descrita por:

$$T(z, \rho) = \frac{C(z, \rho)G(z)}{1 + C(z, \rho)G(z)}$$

e $S(z, \rho)$ é a função sensibilidade descrita por:

$$S(z, \rho) = \frac{1}{1 + C(z, \rho)G(z)}.$$

A representação gráfica deste processo é dada a seguir pela Figura 1.

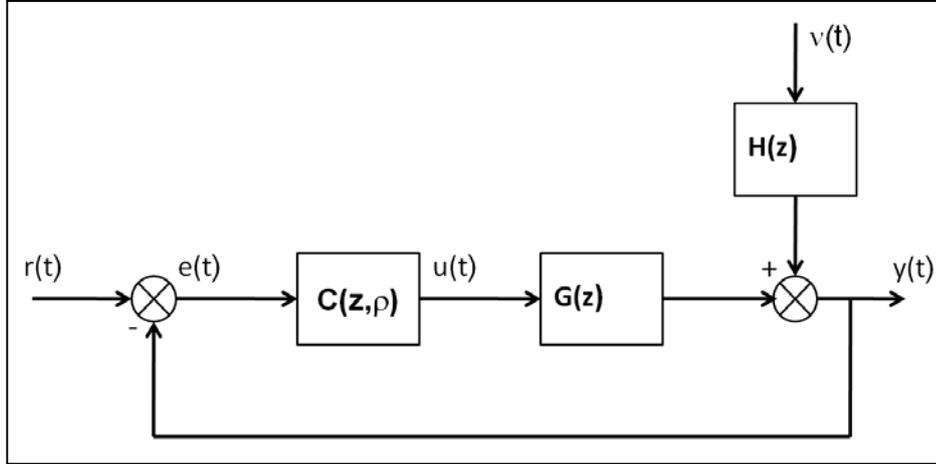


Figura 1 – Processo discreto, linear e invariante no tempo.

2.2 CRITÉRIO DE DESEMPENHO

A determinação dos parâmetros do controlador se dará através da minimização de um critério de desempenho dado por:

$$\rho^* = \arg \min_{\rho} J(\rho),$$

onde ρ^* representa o vetor de parâmetros do controlador que minimiza a função custo $J(\rho)$ que, por sua vez, é descrita por:

$$J(\rho) \triangleq \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N (y(t, \rho) - y_d(t))^2, \quad (6)$$

onde N representa o número de amostras e $y_d(t)$ é a saída desejada, definida a seguir como:

$$y_d(t) = M(z)r(t),$$

onde $M(z)$ descreve a função de transferência do modelo de referência.

Assumindo que a referência e o ruído são descorrelacionados, a função custo representada por (6) pode ser dividida em dois componentes:

$$J(\rho) = J_y(\rho) + J_e(\rho), \quad (7)$$

onde $J_y(\rho)$ é o custo relativo ao erro em relação ao modelo de referência, definido por

$$J_y(\rho) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(T(z, \rho) - M(z)) r(t)]^2, \quad (8)$$

e $J_e(\rho)$ é o custo relativo à rejeição do ruído, definido por

$$J_e(\rho) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [S(z, \rho) v(t)]^2. \quad (9)$$

2.3 CLASSE DO DISTÚRPIO

O distúrbio característico encontrado nos sinais de controle em um ambiente industrial é composto basicamente pelo ruído de chaveamento de contadoras, fontes chaveadas e a indução da frequência da rede elétrica e suas harmônicas. Controladores industriais, entretanto, condicionam o sinal lido do processo a fim de minimizar estes componentes do distúrbio.

Este condicionamento, no entanto, não garante que todo e qualquer distúrbio é eliminado. Sendo assim, a função racional que caracteriza o distúrbio será definida como $H(z) = 1$. Dessa forma o distúrbio sobre a variável do processo será determinado somente por $v(t)$, que possui média zero e variância σ_v^2 . Ou seja, o distúrbio será caracterizado como ruído branco e sua intensidade será determinada por σ_v^2 .

Esta definição de distúrbio é uma boa aproximação para o caso prático. Todavia, considerar outra hipótese para a definição do distúrbio ($H(z) \neq 1$) não invalidaria a metodologia utilizada neste trabalho.

2.4 CLASSE DE CONTROLADORES E PARÂMETROS

O controlador escolhido para este trabalho foi um controlador PID. Entretanto, ser um controlador PID não basta para determinar uma classe de controladores ou uma classe de parâmetros. A forma como este controlador é implementado é que determinará sua estrutura e parametrização.

Apesar de existirem muitas formas de implementação, duas delas são mais difundidas e, assim, merecem atenção especial: a forma paralela, ou não-interativa; e a forma série, ou interativa.

A implementação utilizada do controlador PID na forma paralela é dada, no domínio discreto, por:

$$C_p(z) = K_c \left[1 + \frac{T_s z}{T_i (z - 1)} + \frac{T_d (z - 1)}{T_s (z - \alpha)} \right], \quad (10)$$

onde T_s é o período de amostragem e K_c , T_i e T_d são os parâmetros do controlador que representam respectivamente o ganho do controlador, o tempo integral e o tempo derivativo. Este controlador conta ainda com um pólo em $\alpha \in \mathbb{R}: 0 \leq \alpha \leq 1$. Este pólo é utilizado para implementar um filtro de primeira ordem na ação derivativa com o propósito de minimizar a sensibilidade do controlador a distúrbios de alta frequência.

Já na forma série, a implementação do controlador é dada por:

$$C_s(z) = \bar{K}_c \left[1 + \frac{T_s z}{\bar{T}_i(z-1)} \right] \left[1 + \frac{\bar{T}_d(z-1)}{T_s(z-\alpha)} \right], \quad (11)$$

onde os parâmetros equivalentes aos parâmetros do controlador PID paralelo são representados por \bar{K}_c , \bar{T}_i e \bar{T}_d . As demais definições são idênticas às do controlador PID na forma paralela.

Na forma paralela as ações proporcional (u_p), integral (u_i) e derivativa (u_d) são calculadas independentemente, conforme pode ser observado na Figura 2.

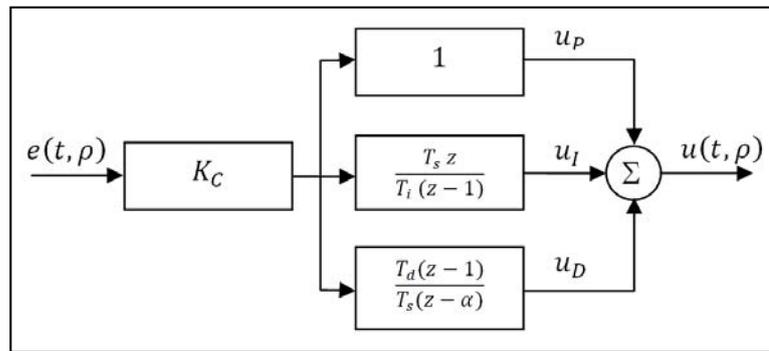


Figura 2 – Representação gráfica do controlador PID paralelo.

Já na forma série, há interdependência entre as ações proporcional (\bar{u}_p), integral (\bar{u}_i) e derivativa (\bar{u}_d), como pode ser observado em (11) e a seguir na Figura 3.

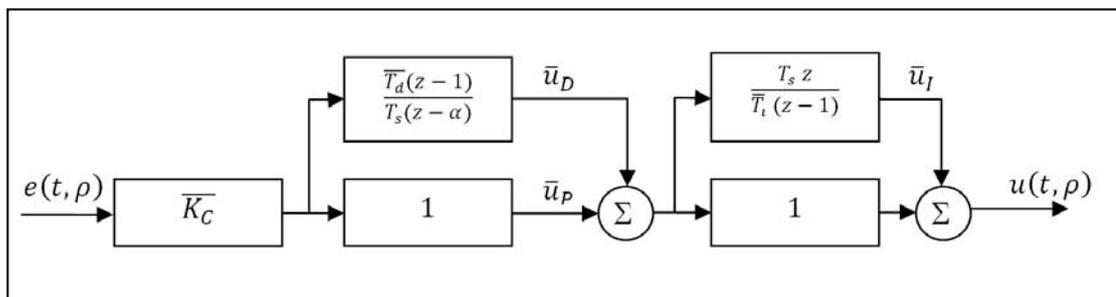


Figura 3 – Representação gráfica do controlador PID na forma série.

As diferenças entre as duas formas de implementação ficarão claras ao reescrever (10) e (11) como

$$C_p(z) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{z}{z-1} & \frac{z-1}{z-\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_c & \frac{K_c T_s}{T_i} & \frac{K_c T_d}{T_s} \end{bmatrix}' e \quad (12)$$

$$C_s(z) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{z}{z-1} & \frac{z-1}{z-\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{K_c} \left(1 + \frac{T_d}{T_i}\right) & \frac{\overline{K_c} T_s}{T_i} & \frac{\overline{K_c} T_d}{T_s} \end{bmatrix}'. \quad (13)$$

Em (12) e (13) os controladores estão representados pelo produto vetorial de um vetor linha por um vetor coluna. Neste formato o vetor linha representa a estrutura do controlador enquanto que o vetor coluna representa o vetor de parâmetros. Verifica-se que tanto a forma série como a forma paralela compartilham a mesma estrutura linear nos parâmetros como definido em (4).

No que diz respeito ao vetor de parâmetros, optou-se por escolher aquele cujas componentes tenham sentido físico, como o vetor de parâmetros do PID na forma paralela. Este vetor pode, inclusive, ser reescrito como:

$$[Kp \quad Ki \quad Kd]' = \left[K_c \quad \frac{K_c T_s}{T_i} \quad \frac{K_c T_d}{T_s} \right]',$$

onde o sentido físico dos parâmetros fica ainda mais evidente pois abstrai-se a informação do período de amostragem. Dessa forma, a referência aos parâmetros Kp , Ki e Kd pode ser feita simplesmente por ganho proporcional, ganho integral e ganho derivativo.

A título de simplicidade, o valor de α será igual a zero, ou seja, não haverá filtro de primeira ordem na ação derivativa. A classe de controlador utilizada será, portanto, composta de todos os controladores PID cuja função de transferência é dada por:

$$C(z, \rho) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{z}{z-1} & \frac{z-1}{z} \end{bmatrix} \rho, \quad (14)$$

onde ρ é o vetor de parâmetros do controlador, definido por:

$$\rho = [Kp \quad Ki \quad Kd]'$$

Este controlador possui dois pólos fixos e seus zeros e ganho podem ser manipulados através do vetor de parâmetros ρ .

2.4.1 Controlador Ideal

O controlador ideal $C_d(z)$ é definido em função do processo e do modelo de referência, cuja relação é dada por:

$$C_d(z) = \frac{M(z)}{G(z)(1 - M(z))}. \quad (15)$$

Quando a complexidade da classe de controladores pode ser arbitrada livremente o controlador ideal sempre existirá, independente das funções de transferência de $M(z)$ e de $G(z)$. No entanto, a classe de controladores definida por $C(z, \rho)$ em (14) é de complexidade

restrita. Neste caso, o controlador $C_d(z)$ pertencerá à classe de controladores definida por $\mathcal{C}(z, \rho)$ sempre que a Hipótese I, a seguir definida, for satisfeita.

Hipótese I

$$\exists \rho_d : \mathcal{C}(z, \rho_d) = C_d(z)$$

Quando $G(z)$ é conhecida cabe a $M(z)$ garantir que $C_d(z) \in \mathcal{C}(z, \rho)$. A determinação de $M(z)$ deverá então ser feita em função de $G(z)$ e $\mathcal{C}(z, \rho)$ cuja descrição detalhada encontra-se na seção 2.6.

No caso de um método de ajuste que minimize a função custo $J(\rho)$, descrita por (7), haverá influência da minimização de $J_e(\rho)$ no vetor de parâmetros identificado. O controlador que minimiza somente $J_e(\rho)$ é dado a seguir por (BAZANELLA, 2008):

$$C_e(z) = \frac{H(z) - 1}{G(z)}. \quad (16)$$

Dessa forma, o controlador resultante da minimização do custo $J(\rho)$ resultará em um controlador diferente de $C_d(z)$ quando $v(t) \neq 0$. Como este estudo considera que $H(z) = 1$, $C_e(z) = 0$, portanto $C_e(z)$ sempre pertencerá à classe de controladores definida em (14).

A implementação prática de um método de ajuste baseado em dados pode implicar em violações na Hipótese I. O simples fato de assumir que um determinado processo real é aproximável por uma determinada função de transferência já viola esta hipótese. Em (15) $C_d(z)$ é definido considerando-se uma determinada classe de processos $G(z)$. Este controlador somente pertencerá à classe de controladores definida por $\mathcal{C}(z, \rho)$ quando o processo real pertencer à classe de processos $G(z)$. Em caso contrário $C_d(z)$ poderá não pertencer mais à classe de controladores definida por $\mathcal{C}(z, \rho)$. Haverá, portanto, uma diferença entre o controlador identificado e o controlador ideal, conforme definido a seguir por:

$$K(z) = C_d(z) - \mathcal{C}(z, \rho^*).$$

No entanto, o modelo de referência pode ser escolhido de forma a tornar $K(z)$ o mais próximo de zero possível. Quando a diferença $K(z)$ for suficientemente pequena a ponto de ser desprezível, considera-se que a Hipótese I foi violada moderadamente. Sob estas condições, a função de transferência em malha fechada $T(z, \rho^*)$ poderá ser próxima, mas nunca igual ao modelo de referência $M(z)$. Neste caso resultados próximos dos ideais podem ser obtidos, como aqueles mostrados no capítulo 5.

2.5 CLASSE DE PROCESSOS

A classe de processos estudada neste trabalho é definida por uma função de transferência discreta de ordem dois e grau relativo um, a seguir definida por:

$$G(z) = \frac{k z}{(z - z_1)(z - z_2)}, \quad (17)$$

onde $z_1, z_2 \in [0,1]$ representam os pólos do processo e $k \in \mathbb{R}$ é uma constante.

Através desta classe de processos pode-se inclusive representar processos térmicos onde o atraso de transporte não é relevante frente à dinâmica do processo.

Estudos revelam que grande parte de processos industriais podem ser aproximados por modelos de primeira e segunda ordem, com ou sem atraso de transporte (AGUIRRE, 2004). Destes, o modelo de primeira ordem com atraso de transporte e o modelo de segunda ordem sem atraso de transporte, ambos no domínio discreto, podem ser representados (17). No caso do processo de primeira ordem com atraso, esta classe de processos restringe este atraso ao tempo do período de amostragem.

No capítulo 4 os ensaios simulados utilizam esta classe de processo para a simulação de um processo de temperatura. Já nos ensaios práticos, apresentados no capítulo 5, está sendo considerado que o processo térmico utilizado é aproximável pela classe descrita por (17). Ou seja, que o comportamento do processo utilizado pode ser determinado através desta classe de processos com apenas pequenas diferenças. Mais detalhes sobre as diferenças entre o processo térmico real e seu equivalente representado por (17) são apresentados na subseção 5.1.2.

2.6 CLASSE DO MODELO DE REFERÊNCIA

Visto que as classes de controladores e a classe de processos já estão definidas, cabe à classe do modelo de referência garantir que a Hipótese I seja atendida. Esta classe será, portanto, definida analiticamente em função da classe de controladores e da classe de processos.

Considere o controlador PID definido em (14) reescrito como:

$$C(z) = \left[1 \quad \frac{z}{z-1} \quad \frac{z-1}{z} \right] K_p \bar{\rho}, \quad (18)$$

cujo vetor de parâmetros $\bar{\rho}$ é definido por:

$$\bar{\rho} = [1 \quad \bar{K}_i \quad \bar{K}_d]' = \left[1 \quad \frac{T_s}{T_i} \quad \frac{T_d}{T_s} \right]'$$

O controlador definido por (18) pode ser mais uma vez reescrito como:

$$C(z) = \frac{Kp(z-a)(z-b)}{(z-1)z}, \quad (19)$$

onde as constantes a e b são dadas por:

$$a = \frac{1+2\bar{K}_d - \sqrt{1-4\bar{K}_d\bar{K}_l}}{2(1+\bar{K}_d+\bar{K}_l)} e$$

$$b = \frac{1+2\bar{K}_d + \sqrt{1-4\bar{K}_d\bar{K}_l}}{2(1+\bar{K}_d+\bar{K}_l)},$$

onde observa-se que os zeros do controlador dependem unicamente das constantes \bar{K}_l e \bar{K}_d .

Se o controlador definido por (19) for aplicado sobre o processo definido em (17) tem-se:

$$C(z)G(z) = \frac{Kp(z-a)(z-b)}{(z-1)z} \frac{kz}{(z-z_1)(z-z_2)}.$$

Uma estratégia de controle conveniente é cancelar os pólos do processo através dos zeros do controlador. Se as constantes \bar{K}_l e \bar{K}_d forem tais que os zeros do controlador cancelem os pólos do processo ter-se-á, após o cancelamento de pólos e zeros, a seguinte função de transferência:

$$C(z)G(z) = \frac{Kp k}{z-1}. \quad (20)$$

Como pode ser observado em (20), a ação do controlador sobre o processo resultou em uma função de transferência de primeira ordem com grau relativo um e com um pólo em "1". Em malha fechada este pólo pode, teoricamente, ser posicionado livremente sobre o eixo real dentro do intervalo [0,1]. Sua posição em malha fechada dependerá unicamente do ganho proporcional definido por Kp .

Ao definir um modelo de referência atingível através da aplicação do controlador sobre o processo garante-se que $C_d(z) \in \mathcal{C}(z, \rho)$ e, conseqüentemente, atende-se a Hipótese I. Portanto, ao definir a classe do modelo de referência como uma função de transferência de ordem um e grau relativo um, estar-se-á garantindo que a Hipótese I será atendida. Sendo assim, a classe do modelo de referência será definida como:

$$M(z) = \frac{1-m}{z-m}, \quad (21)$$

onde $m \in \mathbb{R}: 0 \leq m \leq 1$.

Este é um modelo de referência conveniente visto que requer somente a determinação da posição do pólo. Ou seja, somente é necessário definir qual a constante de tempo da curva de resposta desejada.

Outras classes de modelo de referência não invalidam a metodologia utilizada neste trabalho. Implicariam somente na reavaliação da classe de controladores.

2.7 DESCRIÇÃO DOS MÉTODOS DE AJUSTE

A seguir são apresentados os três métodos de ajuste utilizados neste estudo. Estes métodos têm em comum o fato de serem métodos diretos baseados em dados. Um método direto identifica os parâmetros do controlador diretamente, enquanto que um método indireto primeiro identifica o processo para então definir os parâmetros do controlador. Já o método baseado em dados é aquele que utiliza somente a informação de entrada e saída do processo para a identificação dos parâmetros do controlador.

2.7.1 Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT)

O método VRFT descrito a seguir foi proposto por M. C. Campi, A. Lecchini e S. M. Savaresi (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002).

Trata-se de um método de ajuste direto, não iterativo e baseado em dados. Minimiza somente o erro em relação ao modelo de referência representado pela função custo $J_y(\rho)$ definida em (8). Ou seja, é capaz de determinar, com apenas uma batelada de dados de entrada e saída do processo, um ρ tal que $C(z, \rho)$ minimize $J_y(\rho)$.

A função custo $J_y(\rho)$ depende da função de transferência do processo que é desconhecida, fato que impossibilita sua minimização de forma direta. No entanto, é proposto um critério alternativo onde se minimiza uma função custo quadrática independente de $G(z)$. Esta função custo é composta pela diferença entre a saída real e a saída desejada do controlador, conforme descrito por (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002):

$$J_{VR}^N(\rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (u(t) - C(z, \rho)\bar{e}(t))^2,$$

onde $\bar{e}(t)$ é o erro virtual, descrito a seguir.

Considere um experimento qualquer realizado sobre o processo $G(z)$ através do qual são obtidos os sinais de entrada e saída, representados respectivamente por $u(t)$ e $y(t)$. A realização do ruído utilizado neste experimento é representada por $v(t)$.

O nome do método é devido à referência “virtual” $\bar{r}(t)$, que é gerada aplicando-se $y(t)$ na inversa do modelo de referência definido em (21), conforme segue:

$$\bar{r}(t) = y(t)M(z)^{-1},$$

O erro virtual $\bar{e}(t)$ é a diferença entre a referência virtual e a saída $y(t)$, a seguir descrita por:

$$\bar{e}(t) = \bar{r}(t) - y(t).$$

Se atendida a Hipótese I, então o controlador $C(z, \rho_d)$ terá como saída $u(t)$ quando alimentado por $\bar{e}(t)$, ou seja:

$$C(z, \rho_d)\bar{e}(t) = u(t).$$

A vantagem de $J_{VR}^N(\rho)$ em relação à $J_y(\rho)$ é o fato de a primeira ser uma função quadrática, podendo ser minimizada analiticamente através de mínimos quadrados.

Se atendida a Hipótese I, $J_y(\rho)$ e $J_{VR}^N(\rho)$ compartilharão o mesmo mínimo na ausência de ruído, ou seja:

$$J_y(\rho_d) = J_{VR}^N(\rho_d) = 0.$$

No caso em que há ruído presente, o custo mínimo $J_{VR}^N(\rho_d)$ estará diretamente relacionado à variância do ruído e à suscetibilidade a ruído de $T(z, \rho_d)$.

Quando a Hipótese I não é atendida $J_{VR}^N(\rho)$ terá outro mínimo e nada se pode afirmar sobre o vetor de parâmetros obtido através da sua minimização. Através da aplicação de um filtro nos dados de entrada e saída do processo pode-se fazer com que os mínimos de $J_{VR}^N(\rho)$ e $J_y(\rho)$ fiquem próximos um do outro (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002). No entanto, mesmo utilizando estes filtros, as funções custo $J_{VR}^N(\rho)$ e $J_y(\rho)$ não compartilharão o mesmo mínimo quando a Hipótese I não é atendida. Neste caso há apenas a redução da distância entre estes dois mínimos. Esta alternativa não é tratada neste trabalho.

O vetor de parâmetros é calculado através de um conjunto finito de dados amostrados do processo, sendo, portanto uma estimativa do vetor de parâmetros que minimiza a função custo. Tratando-se de uma estimativa, este vetor de parâmetros será representado por $\hat{\rho}$. O $\hat{\rho}$ que minimiza a função custo $J_{VR}^N(\rho)$ é determinado através de mínimos quadrados da seguinte forma (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002):

$$\hat{\rho} = \left[\sum_{t=1}^N \varphi(t)^T \varphi(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi(t)^T u(t),$$

onde $\varphi(t)$ é um vetor linha a seguir descrito por:

$$\varphi(t) = \bar{C}(z) \bar{e}(t). \quad (22)$$

Quando houver ruído presente no experimento utilizado para compor $\varphi(t)$, é comum ocorrer uma polarização em $\hat{\rho}$. O porquê desta polarização é explicado a seguir. Considere a matriz A dada a seguir por:

$$A = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T,$$

onde Ψ é uma matriz composta pelos N elementos de $\varphi(t)$, ou seja:

$$\Psi = [\varphi(1) \quad \varphi(2) \quad \dots \quad \varphi(N)]^T.$$

Sempre que a matriz A e o ruído forem correlacionados haverá polarização no vetor de parâmetros estimado através de mínimos quadrados (AGUIRRE, 2004). Como o ruído está presente nas realizações de $\bar{e}(t)$, a estimativa do vetor $\hat{\rho}$ será polarizada.

A atenuação desta polarização pode ser feita através da utilização de variável instrumental (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002). Neste caso, o vetor de parâmetros estimado passará a ser representado por $\hat{\rho}^{IV}$, cuja expressão é dada por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \left[\sum_{t=1}^N \zeta(t)^T \varphi(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \zeta(t)^T \bar{u}(t), \quad (23)$$

onde $\zeta(t)$ é a variável instrumental que deve ser o mais próxima possível de $\varphi(t)$ e, ao mesmo tempo, deve estar descorrelacionada do ruído do experimento a partir do qual $\varphi(t)$ foi determinado, ou seja:

$$\sum_{t=1}^N \zeta(t) \bar{v}(t) = 0. \quad (24)$$

Alternativas para a determinação da variável instrumental são descritas na seção 3.1.

Desde que a Hipótese I seja atendida, $J_{VR}^N(\rho)$ tenha somente um mínimo, $u(t)$ seja persistentemente excitante de ordem maior ou igual a n_p ¹ (BAZANELLA, 2008) e $N \rightarrow \infty$, tanto a minimização de $J_y(\rho)$ como a minimização de $J_{VR}^N(\rho)$ terá como resultado ρ_d (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002). O relaxamento destas condições fará com que o resultado obtido afaste-se do resultado ideal.

2.7.2 Iterative Feedback Tuning (IFT)

O esquema a seguir foi proposto por H. Hjalmarsson, M. Gevers, S. Gunnarsson, e O. Lequin (HJALMARSSON *et al.*, 1998).

Trata-se de um método de ajuste direto, iterativo e baseado em dados capaz de minimizar a função custo $J(\rho)$ definida em (7). O ajuste se dá através de um “refinamento” dos parâmetros do controlador, que é realizado a cada iteração.

Se o gradiente $\partial J(\rho)/\partial \rho$ pudesse ser determinado, o vetor de parâmetros ρ^* , que minimiza $J(\rho)$, poderia ser alcançado iterativamente através do algoritmo de aproximação estocástica a seguir descrito por:

¹ n_p é a dimensão do vetor de parâmetros. Um sinal persistentemente excitante de ordem n_p é um sinal cujo espectro de frequência contém n_p componentes diferentes de zero.

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i R_i^{-1} \left(\frac{\partial J(\rho_i)}{\partial \rho} \right), \quad (25)$$

onde γ_i - descrito em detalhe na seção 2.8 - é um escalar que atuará como um ganho para a determinação do passo de evolução de ρ em direção ao vetor de parâmetros ótimo; e R_i é uma sequência de matrizes positivas definidas apropriadas como, por exemplo, aquela definida na seção 3.2.

Existe uma alternativa para a obtenção do gradiente $\partial J(\rho)/\partial \rho$ que é descrita a seguir. Inicialmente, considere que:

$$\frac{\partial J(\rho)}{\partial \rho} = \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N \tilde{y}(t, \rho) \frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right], \quad (26)$$

onde $\tilde{y}(t, \rho)$ representa o erro em relação ao modelo de referência, a seguir descrito por:

$$\tilde{y}(t, \rho) = (T(z, \rho) - M(z)) r(t) + S(z, \rho) H(z) v(t). \quad (27)$$

A solução de (26) implica em determinar o gradiente de $\tilde{y}(t, \rho)$ em relação a ρ que, por sua vez, implica no conhecimento prévio de $G(z)$ que é desconhecida. No entanto, este gradiente pode ser estimado através dos dados de entrada e saída do processo (HJALMARSSON *et al.*, 1998). Estes dados são coletados em malha fechada através de dois experimentos especiais aplicados sobre o sistema.

Considerando que $\partial \tilde{y}(t, \rho)/\partial \rho = \partial y(t, \rho)/\partial \rho$ então o gradiente de $y(t, \rho)$ em relação a ρ pode ser determinado por:

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(t, \rho)}{\partial \rho} = & \frac{G(z)}{1 + C(z, \rho)G(z)} \frac{\partial C(z, \rho)}{\partial \rho} r(t) - \frac{C(z, \rho)G(z)^2}{(1 + C(z, \rho)G(z))^2} \frac{\partial C(z, \rho)}{\partial \rho} r(t) \\ & - \frac{G(z)}{(1 + C(z, \rho)G(z))^2} \frac{\partial C(z, \rho)}{\partial \rho} H(z)v(t). \end{aligned} \quad (28)$$

Considerando que $y(t, \rho)$ pode ser descrito por (5), pode-se reescrever (28) como (29).

$$\frac{\partial y(t, \rho)}{\partial \rho} = \frac{1}{C(z, \rho)} \frac{\partial C(z, \rho)}{\partial \rho} T(z, \rho) (r(t) - y(t, \rho)). \quad (29)$$

Em (29) a função $C(z, \rho)$ é conhecida, portanto sua inversa e seu gradiente em relação a ρ podem ser determinados analiticamente. No entanto, a parcela $T(z, \rho)(r(t) - y(t, \rho))$ é desconhecida, o que a princípio impossibilita a determinação de (29). Pode-se, contudo, estimar o valor de $T(z, \rho)(r(t) - y(t, \rho))$ através de dois experimentos realizados sobre o processo em malha fechada (HJALMARSSON *et al.*, 1998).

Primeiramente realiza-se um experimento sobre o processo com sinal de referência $r_1(t)$, cuja saída é $y_1(t, \rho)$ e cujo ruído é $v_1(t)$, conforme descrito por:

$$y_1(t, \rho) = T(z, \rho)r_1(t) + S(z, \rho)H(z)v_1(t). \quad (30)$$

Uma vez determinado $y_1(t, \rho)$, realiza-se um segundo experimento utilizando a diferença entre $r_1(t)$ e $y_1(t, \rho)$ como sinal de referência. A saída deste experimento será $y_2(t, \rho)$ e o ruído $v_2(t)$, conforme descrito por:

$$y_2(t, \rho) = T(z, \rho)(r_1(t) - y_1(t, \rho)) + S(z, \rho)H(z)v_2(t), \quad (31)$$

onde observa-se que $y_2(t, \rho)$ é uma versão perturbada de $T(z, \rho)(r(t) - y(t, \rho))$. Desta forma, pode-se estimar (29) como:

$$\text{est} \left[\frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right] = \text{est} \left[\frac{\partial y(t, \rho)}{\partial \rho} \right] = \frac{1}{C(z, \rho)} \frac{\partial C(z, \rho)}{\partial \rho} y_2(t, \rho), \quad (32)$$

onde $\text{est}[\cdot]$ representa estimativa.

A estimativa do gradiente obtida em (32) é uma versão perturbada daquele descrito por (29) devido à presença do ruído do segundo experimento. Tratando-se de um ruído branco sua média tenderá a zero à medida que aumenta o número de amostras, garantindo assim uma estimativa não polarizada. Mesmo assim é importante garantir que esta perturbação seja a menor possível, o que pode ser alcançado garantindo que a relação sinal-ruído seja tal que o ruído seja pouco relevante frente ao sinal.

2.7.3 Iterative Correlation based Tuning (ICbT)

O esquema a seguir foi proposto por A. Karimi, L. Miskovic e D. Bonvin (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003).

Trata-se de um método de ajuste direto, iterativo e baseado em dados que minimiza somente o erro em relação ao modelo de referência representado pela função custo $J_y(\rho)$ definida em (8).

Se atendida a Hipótese I, então o vetor de parâmetros que minimiza $J_y(\rho)$ é igual ao vetor de parâmetros ótimo ρ_d , que pode ser alcançado iterativamente através deste método, conforme descrito a seguir.

Considere o erro em relação ao modelo de referência a seguir representado por:

$$\varepsilon(t, \rho) = y(t, \rho) - y_d(t). \quad (33)$$

Sabe-se que, se atendida a Hipótese I, quando $\rho = \rho_d$ o erro $\varepsilon(t, \rho)$ será composto somente pelo ruído $H(z)v(t)$ que é descorrelacionado da referência do sistema. No entanto, se $\rho \neq \rho_d$ então $\varepsilon(t, \rho)$ conterà também o erro de modelagem do controlador que, por sua vez, é correlacionado com a referência.

A idéia básica é descorrelacionar o erro $\varepsilon(t, \rho)$ da referência do sistema $r(t)$. Portanto, pode-se ajustar os parâmetros do controlador encontrando a solução da função de correlação descrita por:

$$f(t, \rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \rho) \varepsilon(t, \rho) = 0, \quad (34)$$

onde $\zeta(t, \rho) \in \mathbb{R}^{\rho \times N}$ é uma matriz de variáveis instrumentais correlacionada com o sinal de referência do controlador e descorrelacionada com o ruído.

A equação (34) é geralmente não linear e sua solução nem sempre pode ser determinada de forma analítica (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003). No entanto pode-se utilizar a solução numérica iterativa descrita por:

$$\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i [Q(\rho_i)]^{-1} f(t, \rho), \quad (35)$$

onde γ_i - descrito em detalhe na seção 2.8 - é um escalar que atuará como um ganho para a determinação do passo de evolução de ρ em direção ao vetor de parâmetros ótimo; e $Q(\rho_i)$ é uma matriz quadrada de dimensão n_ρ . Se γ_i for adequado e a matriz $Q(\rho_i)$ for não singular, então (35) tipicamente convergirá em direção a ρ_d .

Se $Q(\rho_i)$ for a matriz identidade não haverá problemas de singularidade, no entanto uma convergência mais rápida pode ser obtida utilizando-se o método Newton-Raphson, onde a matriz $Q(\rho_i)$ é definida como a matriz Jacobiana de $f(t, \rho)$, representada a seguir por:

$$Q(\rho_i) = \frac{\partial f(t, \rho)}{\partial \rho}. \quad (36)$$

No entanto, (36) exige o conhecimento do valor do gradiente de $\varepsilon(t, \rho)$ em relação a ρ , que é desconhecido. Tornando-se assim necessária a estimação deste gradiente que pode ser aproximada por (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003):

$$Q(\rho_i) \approx \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \rho_i) \psi^T(t, \rho_i), \quad (37)$$

onde $\psi^T(t, \rho_i)$ é definido na seção 3.3. Este gradiente afeta somente a velocidade de convergência, erros em sua aproximação não afetam a convergência em si.

2.8 PASSO DE EVOLUÇÃO DE ρ

Os ganhos para a determinação dos passos de evolução do vetor de parâmetros ρ , tratados neste estudo por γ_i , devem ser pequenos o suficiente para garantir a convergência de ρ para ρ^* (HJALMARSSON, 1998; KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003). No entanto, pequeno é algo muito subjetivo e suficientemente pequeno para um processo pode não ser

suficientemente pequeno para os demais. Além disso, quando os passos são muito pequenos, a convergência de ρ para ρ^* torna-se muito lenta.

No caso do método IFT, ρ evoluirá conforme definido em (25) no sentido oposto àquele a seguir definido por:

$$\Delta = R_i^{-1} \frac{\partial J(\rho_i)}{\partial \rho}.$$

O método utilizado nesse trabalho consiste em determinar γ_i de forma proporcional a ρ_{i-1} e inversamente proporcional a Δ , conforme a expressão a seguir:

$$\gamma_i = \frac{k \|\rho_{i-1}\|_2}{\|\Delta\|_2},$$

onde $k \in \mathbb{R}^+$.

Se o valor de k for constante, o vetor ρ poderá oscilar em torno do vetor de parâmetros ótimo ρ^* com um raio que depende do valor de k . Para evitar esta falta de convergência deve-se garantir que o valor de k tenderá assintoticamente a zero à medida que o vetor ρ evolui em direção a ρ^* .

A redução do valor de k pode ser garantida utilizando-se como referência o custo do experimento. Ou seja, sempre que o custo do experimento atual for maior do que o custo do experimento anterior, a constante k terá seu valor reduzido pela metade, garantindo assim que seu valor tenderá assintoticamente a zero.

No caso do ICbT valem as mesmas regras, mudando somente a definição da direção, a seguir definido por:

$$\Delta = [Q(\rho_i)]^{-1} f(t, \rho).$$

Este método não garante a exatidão do tamanho do passo com que o vetor ρ evolui em direção a ρ^* . No entanto, garante que a ordem de grandeza de $\|\rho_i - \rho_{i-1}\|_2$ será próxima da ordem de grandeza de $k \|\rho_{i-1}\|_2$.

2.9 PERÍODO DE AMOSTRAGEM

Existem dois problemas principais ao se determinar o período de amostragem T_s , são eles a superamostragem e a subamostragem.

Quando um processo é superamostrado T_s assume valores pequenos o suficiente para fazer com que duas ou mais amostras consecutivas tenham valores muito próximos, mesmo quando a entrada do processo está variando persistentemente. Os pólos no domínio discreto de um processo superamostrado ficam muito próximos entre si e de "1" gerando, neste caso, uma forte dependência da resolução numérica utilizada.

Para entender o problema da subamostragem basta ter em mente que um período de amostragem adequado deve ser suficientemente curto de forma que o sinal amostrado detenha as características fundamentais do sinal original. Analogamente ao problema da superamostragem, se o sinal amostrado não contiver tais características os pólos deste processo ficarão muito próximos entre si e de “0” no domínio discreto, também gerando forte dependência da resolução matemática.

Considere um processo contínuo representado pela função de transferência descrita por:

$$G_2(s) = \frac{k}{\left(s + \frac{1}{T_1}\right)\left(s + \frac{1}{T_2}\right)}, \quad (38)$$

e sua resposta ao degrau na Figura 4, quando $\{T_2, T_1\} = \{50, 100\}$ segundos.

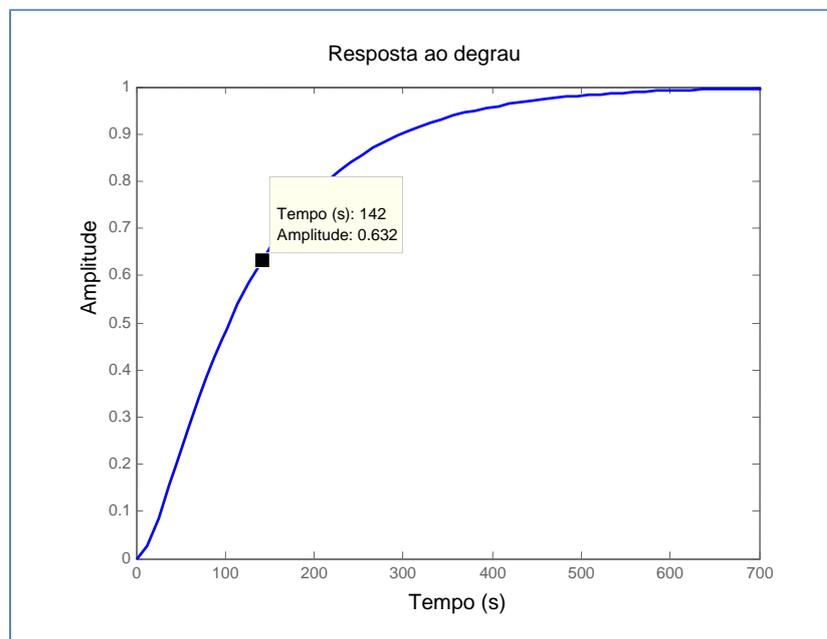


Figura 4 – Frequência aproximada do processo.

Considerando que T_2 é menor que T_1 , o período de amostragem ideal para este processo deveria ser curto o suficiente para identificar a dinâmica do pólo em $-1/T_2$ e longo o suficiente para não superamostrar a dinâmica do pólo em $-1/T_1$.

Conforme (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 1997) é razoável utilizar um período de amostragem de 4 a 10 vezes menor que a constante de tempo aproximada do processo, T_a , que é obtida ao aproximar o processo por um de primeira ordem. No caso da classe de processos definida por $G_2(s)$, T_a aparece na resposta ao degrau quando a curva atinge 63,212% do valor final, conforme ilustrado na Figura 4. Neste trabalho será utilizado $T_s = T_a/10$ que garante que o sinal amostrado conterá as informações da dinâmica principal do sinal original. No entanto, no caso de processos de segunda ordem como o descrito por (38) este período de amostragem ainda pode ser muito lento para que o sinal amostrado detenha todas as características fundamentais do sinal original quando $T_2 \ll T_1$.

É verdade, entretanto, que quanto maior esta diferença menor é a relevância da dinâmica do pólo em $-1/T_2$. Neste caso a subamostragem desta dinâmica será considerada como aceitável, pois pouco comprometerá o sinal amostrado.

Uma classe de processos de primeira ordem será utilizada a seguir para descrever a relevância do pólo dominante em um processo de segunda ordem. Esta classe é a seguir definida por:

$$G_1(s) = \frac{k}{s + \frac{1}{T_1}}. \quad (39)$$

A relação entre a relevância da dinâmica do pólo e sua constante de tempo pode ser melhor entendida através da Figura 5.

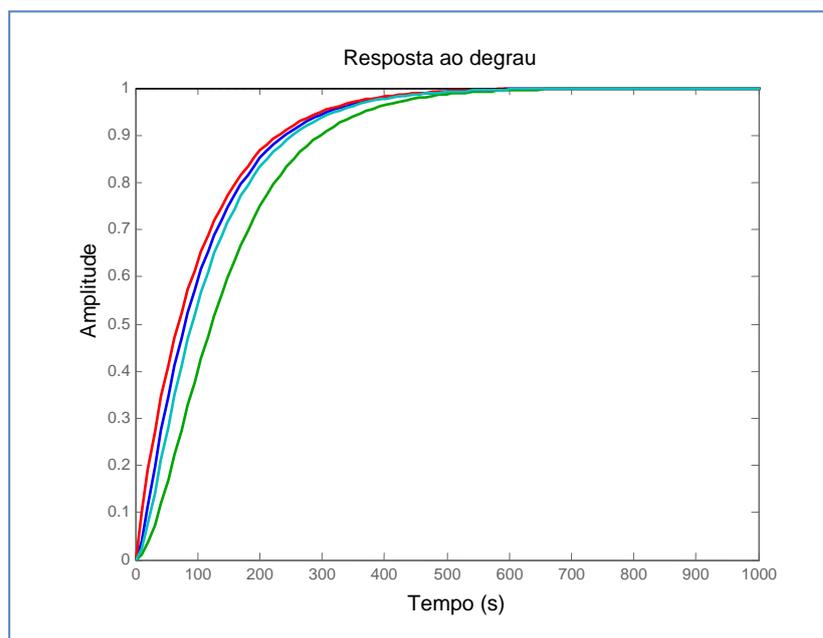


Figura 5 – Resposta ao degrau dos processos (39) e (38) com diferentes constantes de tempo.

Na Figura 5, da curva mais rápida para a mais lenta, observa-se a curva de resposta de $G_1(s)$ quando $T_1 = 100$ s e as curvas de respostas de $G_2(s)$ quando $\{T_1, T_2\} = \{100$ s, 10 s}, $\{T_1, T_2\} = \{100$ s, 20 s} e $\{T_1, T_2\} = \{100$ s, 50 s}, respectivamente. Observa-se claramente que, quanto maior T_1 e menor T_2 , menos significativa é a dinâmica do pólo em $-1/T_2$. Isso fica claro na resposta de $G_2(s)$ quando $\{T_1, T_2\} = \{100$ s, 10 s}, que demonstra predominantemente a dinâmica do pólo em $-1/T_1$.

No caso dos métodos descritos na seção 2.7, determinar T_s como $T_a/10$ gerou resultados satisfatórios. Esta regra foi utilizada para os experimentos práticos do capítulo 5.

2.10 IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO

Considere o modelo discreto de ordem 2 e grau relativo 1 descrito por:

$$y(t) = a u(t - 1) + b y(t - 1) + c y(t - 2), \quad (40)$$

onde y representa a saída, u representa a entrada, n representa o índice da amostra e $\{a, b, c\} \in \mathbb{R}$ são os parâmetros do processo. Identificar um processo utilizando este modelo consiste em determinar seus parâmetros a partir dos dados de entrada e saída.

O processo discreto definido por (40) pode ser reescrito conforme descrito por:

$$y(t) = X(t) P,$$

onde $X(t)$ e P são definidos por (41) e (42), respectivamente.

$$X(t) = [u(t - 1) \quad y(t - 1) \quad y(t - 2)] \quad (41)$$

$$P = [a \quad b \quad c]^T \quad (42)$$

A identificação do processo consiste em estimar o vetor P em função dos dados de entrada e saída obtidos a partir de um processo real. O vetor P será estimado pelo método dos mínimos quadrados utilizando um modelo *ARX*, conforme definido por (AGUIRRE, 2004):

$$P = (X^T X)^{-1} X^T Y,$$

onde X e Y são vetores definidos por (43) e (44), respectivamente.

$$X = [X(0) \quad X(1) \quad \dots \quad X(N)]^T \quad (43)$$

$$Y = [y(0) \quad y(1) \quad \dots \quad Y(N)]^T \quad (44)$$

3 IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS DE AJUSTE

A seguir é descrita a forma como cada um dos métodos estudados foram implementados.

3.1 VIRTUAL REFERENCE FEEDBACK TUNING (VRFT)

O método será implementado considerando-se a presença de ruído. Portanto faz-se necessária a utilização da variável instrumental $\zeta(t)$.

O vetor $\zeta(t)$ pode ser determinado da mesma forma que $\varphi(t)$, definido em (22), utilizando dados provenientes de um segundo experimento que compartilha o mesmo sinal de entrada. Também pode ser determinado através de identificação do processo e simulação de um novo experimento (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2002).

Se a variável instrumental $\zeta(t)$ for determinada utilizando o segundo experimento, o ruído presente nos dois experimentos é descorrelacionado, portanto (24) procede. Neste caso o vetor de parâmetros resultante tende a ser o mesmo que aquele obtido no caso livre de ruído. Já no caso em que a variável instrumental $\zeta(t)$ é determinada a partir de um experimento simulado, a saída está naturalmente livre de ruído, garantindo-se assim que (24) procede. No entanto o vetor de parâmetros resultante dependerá também da qualidade da identificação do processo.

O ambiente ideal para a aplicação do método caracteriza um cenário intrusivo. Ou seja, um sinal de entrada suficientemente rico pode implicar em excitar o processo com diferentes frequências e amplitudes, o que pode ser proibitivo no ambiente industrial. Ao mesmo tempo, garantir um número de amostras suficientemente grande ($N \rightarrow \infty$) implicaria em garantir também o recurso computacional e o tempo necessário para processar todos os dados coletados. Além disso, gerar dois experimentos sob estas condições implicaria em aumentar ainda mais o tempo de exposição do processo ao método de ajuste e dobrar o recurso computacional necessário.

Qualquer relaxamento destas condições fará com que o resultado obtido através do método afaste-se do resultado ideal. Sendo assim, o caminho natural para viabilizar a sua utilização é buscar um compromisso entre a qualidade do controlador obtido e as condições sob as quais o método é aplicado. Uma alternativa pouco intrusiva seria limitar o sinal de entrada a sinais comuns da operação do processo como, por exemplo, rampas e degraus, muito comuns em processos térmicos. Paralelamente pode-se ainda poupar o processo de um segundo experimento ao utilizar variável instrumental proveniente da simulação do processo, que pode ser estimado já no primeiro experimento. Dessa forma através de um único experimento pode-se gerar $\varphi(t)$ e identificar o processo para então gerar $\zeta(t)$.

A sequência a seguir descreve como o método será implementado neste trabalho.

1. Realizar um experimento no processo utilizando o sinal de entrada $\bar{u}_1(t)$ obtendo a saída $\bar{y}_1(t)$;

2. Definir a referência virtual $\bar{r}_1(t)$ descrita por:

$$\bar{r}_1(t) = \bar{y}_1(t)M(z)^{-1}.$$

3. Definir o erro $\bar{e}_1(t)$ entre $\bar{r}_1(t)$ e $\bar{y}_1(t)$ dado por:

$$\bar{e}_1(t) = \bar{r}_1(t) - \bar{y}_1(t).$$

4. Utilizar a informação de entrada e saída do processo, $\bar{y}_1(t)$ e $\bar{u}_1(t)$, para a identificação do processo através de um modelo ARX, obtendo-se assim $\hat{G}(z)$;

5. Simular o segundo experimento $\hat{y}_2(t)$:

$$\hat{y}_2(t) = \hat{G}(z)\bar{u}_1(t).$$

6. Definir a referência virtual relativa ao experimento simulado $\hat{r}_2(t)$:

$$\hat{r}_2(t) = \hat{y}_2(t)M(z)^{-1}.$$

7. Definir o erro $\hat{e}_2(t)$ entre $\hat{r}_2(t)$ e $\hat{y}_2(t)$:

$$\hat{e}_2(t) = \hat{r}_2(t) - \hat{y}_2(t).$$

8. Calcular $\varphi(t)$ e $\zeta(t)$ conforme segue:

$$\varphi(t) = \bar{C}(z)\bar{e}_1(t).$$

$$\zeta(t) = \bar{C}(z)\hat{e}_2(t).$$

9. Determinar $\hat{\rho}^{IV}$ conforme (23).

No caso da aplicação do VRFT em malha fechada, deve-se substituir a identificação de $\hat{G}(z)$ da etapa 4 pela identificação da função de transferência em malha fechada $\hat{T}(z)$. Deve-se também alterar a simulação do segundo experimento na etapa 5 para:

$$\hat{y}_2(t) = \hat{T}(z)\bar{r}_1(t).$$

3.2 ITERATIVE FEEDBACK TUNING (IFT)

A implementação deste método se dá através de dois experimentos, conforme descrito por (30) e (31). A sequência a seguir descreve como o método é implementado.

1. Gerar o primeiro experimento conforme (30);

2. Gerar o segundo experimento conforme (31);
3. Calcular $\tilde{y}(t, \rho)$ conforme descrito por (27) com os dados do item 1.
4. Estimar o gradiente de $\tilde{y}(t, \rho)$ em relação a ρ utilizando (32);
5. Estimar o gradiente de $J(\rho_i)$ em relação a ρ utilizando (26);
6. Determinar a matriz R_i utilizando o gradiente estimado no item 4 através de (HJALMARSSON *et al.*, 1998):

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\text{est} \left[\frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right]^T \text{est} \left[\frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right] \right).$$

7. Utilizar (25) para definir o novo vetor de parâmetros do controlador ρ_{i+1} utilizando o passo de evolução de ρ conforme definido na seção 2.8.

3.3 ITERATIVE CORRELATION BASED TUNING (ICBT)

Este método pode ser implementado a partir de somente um experimento por iteração através do qual se identifica $\varepsilon(\rho, t)$, descrito por (33), e determina-se a variável instrumental $\zeta(\rho, t)$ necessária para compor $f(t, \rho)$ definido em (34). Pode-se utilizar qualquer variável para compor $\zeta(\rho, t)$ desde que esta seja correlacionada com o sinal de referência do controlador e descorrelacionada com o ruído.

Uma escolha simples de variável instrumental é uma matriz com n_ρ vetores linha com a saída desejada atrasada em uma amostra, ou seja:

$$\zeta(t) = \begin{bmatrix} M(z) & \frac{M(z)}{z} & \frac{M(z)}{z^2} \end{bmatrix}^T r(t). \quad (45)$$

Paralelamente pode-se utilizar a matriz identidade para compor a matriz $Q(\rho_i)$. Esta escolha de variável instrumental e de matriz $Q(\rho_i)$ implica em um baixo custo computacional. No entanto, a convergência para o mínimo da função custo pode ser muito lenta (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003).

Como alternativa pode-se utilizar dois modos de gerar a variável instrumental, são eles o ICbT-IM (Iterative Correlation based Tuning – Identified Model) e o ICbT-DO (Iterative Correlation based Tuning – Desired Output) (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003). Somente o ICbT-DO será tratado neste estudo.

A variável instrumental obtida através do ICbT-DO é descrita por:

$$\zeta_{DO}(\rho, t) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{P}(z)} \phi_{DO}(t). \quad (46)$$

Para descrever $\phi_{DO}(t)$ é necessário primeiramente reescrever (2) como:

$$u(\rho, t) = \bar{C}(z) e(\rho, t) \rho.$$

A partir da qual se pode determinar:

$$u(\rho, t) - u(\rho, t - 1) = \phi_{DO}(t) \rho.$$

Onde $\phi_{DO}(t)$ é definido por:

$$\phi_{DO}(t) = \begin{bmatrix} e_{DO}(t) - e_{DO}(t - 1) \\ e_{DO}(t - 1) \\ e_{DO}(t) - 2e_{DO}(t - 1) + e_{DO}(t - 2) \end{bmatrix}^T, \quad (47)$$

onde $e_{DO}(t)$ é o erro utilizado pelo método ICbT-DO, definido a seguir por:

$$e_{DO}(t) = r(t) - y_d(t).$$

Já o filtro $\hat{B}(z)/\hat{P}(z)$ é definido em função do controlador e do processo, demandando assim a identificação do processo. O $\hat{B}(z)$ depende unicamente da função de transferência do processo, como pode ser observado a seguir em:

$$\hat{G}(z) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)}.$$

Enquanto que $\hat{P}(z)$ depende também do controlador como observado em:

$$\hat{P}(z) = \hat{A}(z)R(z, \rho) + \hat{B}(z)S(z, \rho).$$

Onde $R(z, \rho)$ e $S(z, \rho)$ são dados por:

$$\frac{S(z, \rho)}{R(z, \rho)} = C(z, \rho).$$

A sequência a seguir descreve como o método é implementado.

1. Gerar um experimento no processo de onde se obtém os dados de entrada e saída $y(t, \rho)$ e $u(t, \rho t)$;
2. Calcular $\varepsilon(t, \rho)$ conforme descrito por (33);
3. Utilizar a informação de entrada e saída do processo, $y(t, \rho)$ e $u(t, \rho)$, para a identificação do processo através de um modelo ARX, obtendo-se assim $\hat{G}(z)$;
4. Compor $\phi_{DO}(t)$ conforme (47);

5. Calcular $\zeta_{DO}(t, \rho)$ conforme (46);
6. Calcular $f(t, \rho)$ conforme (34);
7. Calcular $Q(\rho_i)$ conforme descrito por (37) utilizando $\psi(t, \rho_i)$ determinado conforme definido por:

$$\psi(t, \rho_i) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{P}(z)} \phi(t, \rho),$$

onde $\phi(t, \rho)$ é descrito por:

$$\phi(t, \rho) = \begin{bmatrix} e(t, \rho) - e(t-1, \rho) \\ e(t-1, \rho) \\ e(t, \rho) - 2e(t-1, \rho) + e(t-2, \rho) \end{bmatrix},$$

de forma similar a $\phi_{DO}(t, \rho)$, utilizando-se o erro $e(t, \rho)$ do experimento realizado no item 1;

8. Utilizar (35) para definir o novo vetor de parâmetros do controlador ρ_{i+1} utilizando o passo de evolução de ρ conforme definido na seção 2.8.

3.4 SINAIS DE EXCITAÇÃO

Todos os métodos de ajuste apresentados neste trabalho demandam um sinal de referência que seja suficientemente excitante a fim de identificar os parâmetros do controlador. O número de componentes de frequência e a amplitude do sinal de excitação estão diretamente relacionados com a qualidade dos resultados. No entanto, deve haver um compromisso entre sinal de excitação e qualidade do resultado a fim de viabilizar a aplicação prática do método de ajuste.

Quando em operação na indústria, os controladores PID são responsáveis pelo correto condicionamento de determinados processos. Dificilmente haverá margem para ensaios fora da região de operação destes processos sem que seja gerado refugo ou comprometimento na qualidade do produto final. Ao mesmo tempo o agendamento de paradas provoca uma série de inconvenientes como a realocação de recursos ou mesmo a parada total da planta, dependendo de quão crítico é o processo que está sendo interrompido.

A condição ideal para aplicar um experimento é durante uma variação característica do próprio processo. Em processos térmicos, por exemplo, é muito comum a programação da referência do processo através de rampas e degraus. Nestes casos aproveitar estas variações implicaria em realizar um experimento sem perturbar o processo. Na ausência desta oportunidade, um período de onda quadrada é uma alternativa interessante visto que perturbaria o processo somente no primeiro semi-ciclo, já que o segundo serviria para retornar para a condição de operação.

O sinal de excitação deve ser persistentemente excitante de ordem n_ρ , onde n_ρ é a dimensão do vetor de parâmetros ρ (BAZANELLA, 2008). Condição esta que é satisfeita por um degrau ou um período de onda quadrada, que serão os sinais utilizados nos experimentos realizados no capítulo 4 e no capítulo 5.

4 RESULTADOS OBTIDOS EM SIMULAÇÕES

A seguir são apresentados os resultados obtidos da simulação de um processo térmico. Todos os métodos descritos neste trabalho são aplicados sobre este processo utilizando os sinais de excitação definidos na seção 3.4.

O objetivo destas simulações é mostrar que resultados satisfatórios podem ser obtidos através de um número modesto de amostras e frente a sinais de excitação compostos por um degrau ou um período de onda quadrada.

Todos os experimentos compartilham o modelo de referência e a variância do ruído. O modelo de referência utilizado está descrito na seção 2.6 por (21) e nestas simulações a constante m assumirá o valor 0,816, portanto:

$$M(z) = \frac{0,184}{z - 0,816}. \quad (48)$$

As simulações utilizarão um número finito de amostras dentro do qual se garante que a variância amostral do ruído será igual a $1 \text{ } ^\circ\text{C}^2$ nas simulações com VRFT e que estará dentro do intervalo $[0,95;1,05] \text{ } ^\circ\text{C}^2$ para os métodos iterativos.

4.1 DEFINIÇÃO DO PROCESSO

Considere um processo térmico cuja função de transferência é descrita na seção 2.9 por (38), onde $T_1 = 100 \text{ s}$ e $T_2 = 20 \text{ s}$. Neste caso Ts será igual a $12,2 \text{ s}$ conforme definido na seção 2.9. No domínio discreto e com este período de amostragem, o pólo dominante do processo ficará em $z_1 = 0,8851e$ e o pólo rápido em $z_2 = 0,5434$. A função de transferência no domínio discreto é dada por:

$$G(z) = \frac{(1 - 0,8851e)(1 - 0,5434)z}{(z - 0,8851e)(z - 0,5434)}. \quad (49)$$

Considerando que Ts depende das constantes de tempo T_1 e T_2 , quaisquer processos contínuos descritos por (38) com a mesma relação T_1/T_2 terão a mesma função de transferência. Sendo assim, os resultados obtidos para este processo não se referem somente a este caso específico, mas a todo o universo de processos onde $T_1 = 5 T_2$.

Considerando a classe de controladores descrita por (14), o modelo descrito por (48) e o processo descrito por (49), o controlador ideal deve ser tal que seu vetor de parâmetros seja igual a ρ_d , dado por:

$$\rho_d = \begin{bmatrix} 1,6369 \\ 0,1840 \\ 1,6872 \end{bmatrix}. \quad (50)$$

Os métodos de ajuste abordados neste estudo serão aplicados sobre a simulação deste processo e terão como resultado um vetor de parâmetros ρ que deverá ser comparado com ρ_d . Esta comparação não pode ser feita simplesmente comparando os valores dos vetores, pois dessa forma não se estaria levando em consideração os resultados da operação de $T(z, \rho)$. Uma alternativa seria avaliar o controlador obtido graficamente através da resposta de $T(z, \rho)$ frente a um determinado estímulo. No entanto, esta análise serviria apenas como uma avaliação qualitativa.

Uma forma simples e prática de estabelecer comparações entre controladores é confrontar o custo $J(\rho)$ gerado por cada $T(z, \rho)$ quando estimulados por um mesmo sinal de referência. Sabe-se que $J_y(\rho_d) = 0$, no entanto $J(\rho_d)$ contém também a componente $J_e(\rho_d)$. Sendo assim, a referência de desempenho será determinada através de um experimento específico com $T(z, \rho_d)$. A raiz quadrada do custo obtido neste experimento será utilizada como referência de desempenho para análise quantitativa dos vetores de parâmetros obtidos através de cada um dos métodos de ajuste. O ensaio utilizado para a geração desta referência foi a resposta a um degrau de 0 a 100 °C. A variância amostral do ruído presente neste ensaio foi de 1 °C². A raiz quadrada do custo obtido neste ensaio é dada a seguir por:

$$\sqrt{J_{\text{degrau}}(\rho_d)} = 1,0016^\circ\text{C}. \quad (51)$$

As características do controlador ideal aplicado sobre este processo podem ser observadas na Figura 6, onde é mostrada a resposta ao degrau de $T(z, \rho_d)$ (sem ruído), o diagrama de Bode de $C(z, \rho_d)G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_d)G(z)$. As margens de fase e de ganho estão marcadas no diagrama de Bode a fim de facilitar a comparação com os resultados obtidos nas simulações a seguir.

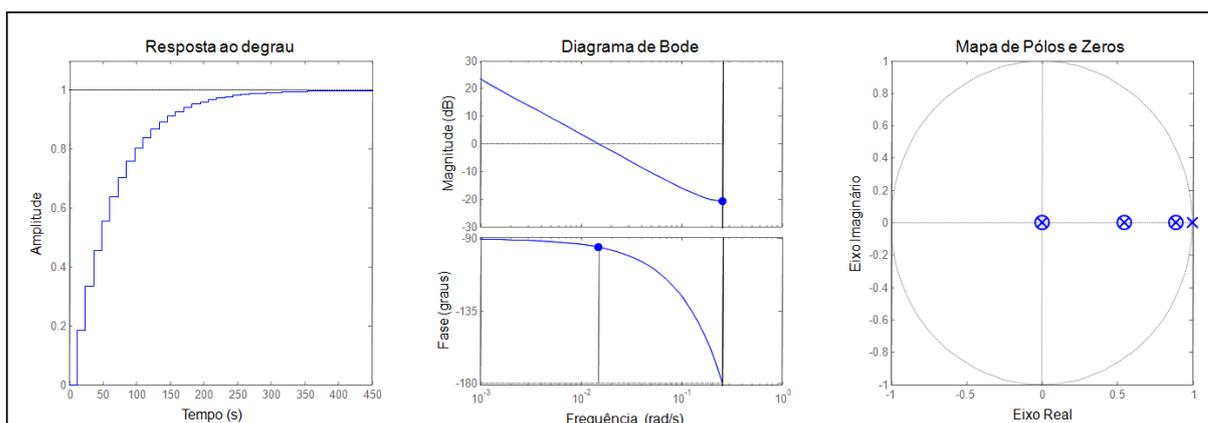


Figura 6 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_d)$; Diagrama de Bode de $C(z, \rho_d)G(z)$; Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_d)G(z)$.

Os resultados obtidos através da aplicação dos métodos descritos na seção 2.7 sobre a simulação do processo são mostrados a seguir. Todas as simulações terão como resultados o vetor de parâmetros do controlador resultante e a raiz quadrada de $J_{\text{degrau}}(\rho)$. Também serão geradas figuras contendo a resposta ao degrau, o diagrama de Bode e o mapa de pólos e zeros, equivalentes à Figura 6. Podendo-se assim confrontar qualitativa e

quantitativamente os resultados obtidos em cada simulação com aqueles obtidos através do controlador ideal.

4.2 SIMULAÇÕES UTILIZANDO VRFT

Nesta seção são apresentadas duas simulações distintas apenas pelo tipo de sinal de excitação.

4.2.1 Simulação VRFT I

Esta simulação utiliza $N = 160$ amostras e um degrau que varia de 0 a 100 °C como sinal de excitação. Os dados de entrada e saída do experimento são apresentados a seguir pela Figura 7.

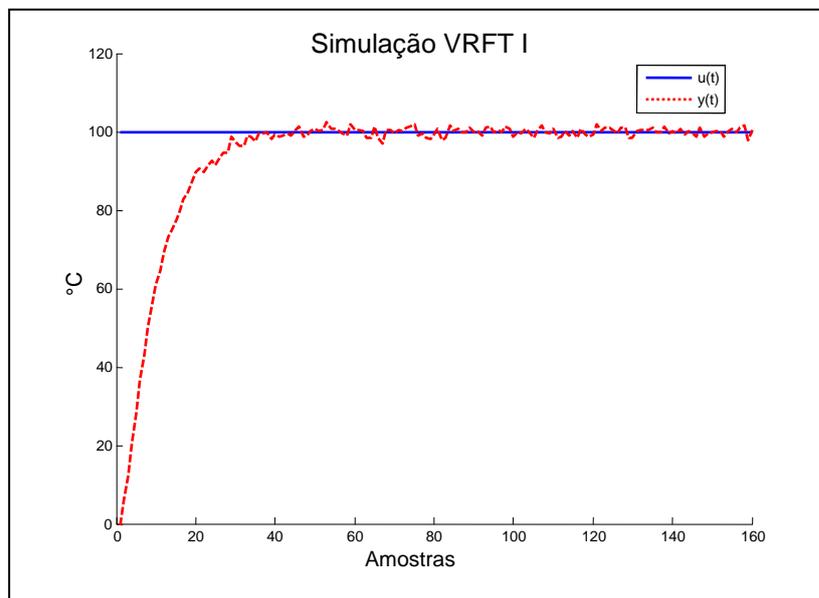


Figura 7 – Simulação VRFT I.

O $\hat{\rho}^{IV}$ encontrado e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})$ são dados por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \begin{bmatrix} 1,6072 \\ 0,1826 \\ 1,4256 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})} = 1,1448^{\circ}\text{C}.$$

Ao confrontar a raiz quadrada de $J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})$ com a de $J_{degrau}(\rho_d)$, observa-se que o resultado obtido está ligeiramente diferente do valor ideal.

Os resultados dos controladores obtidos também são avaliados através da resposta ao degrau de $T(z, \hat{\rho}^{IV})$, do diagrama de Bode de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ e do mapa de pólos e zeros de

$C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$. Todos estes gráficos e diagramas são mostrados a seguir na Figura 8. As linhas tracejadas na resposta ao degrau e no diagrama de Bode são referentes aos resultados obtidos com o controlador ideal e estão presentes a fim de facilitar o confronto com os resultados obtidos.

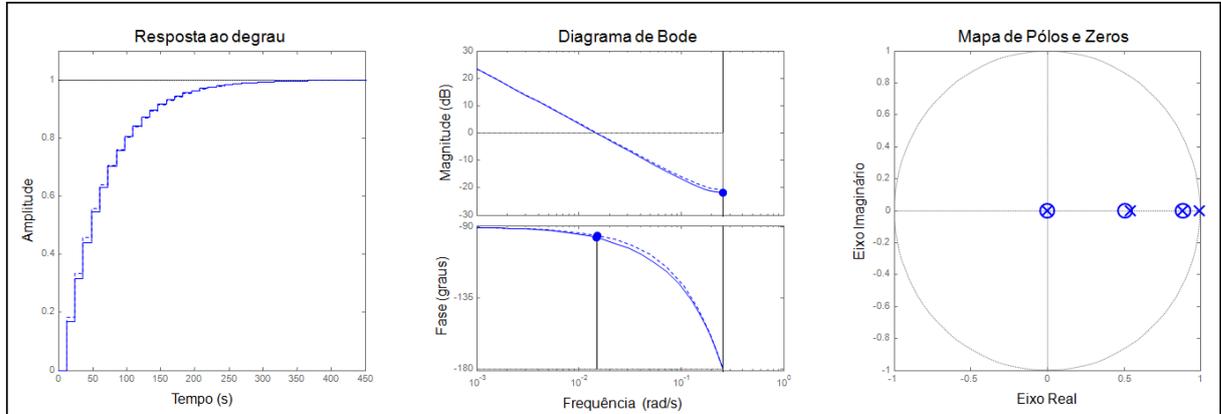


Figura 8 – Resposta ao degrau de $T(z, \hat{\rho}^{IV})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ - Simulação VRFT I.

Existem diferenças sutis nos três gráficos da Figura 8 em relação aos da Figura 6. As diferenças concentram-se no transitório da resposta ao degrau e numa faixa de frequência entre 0,01 e 0,1 rad/s. Observa-se também que o pólo dominante foi praticamente cancelado pelo controlador, diferentemente do pólo rápido. Este resultado é devido ao sinal de excitação, cujo espectro está mais concentrado em frequências baixas, potencializando assim a identificação de dinâmicas mais lentas, como a do pólo dominante. A relação entre o sinal de excitação e os resultados obtidos através do VRFT é tratada em detalhe na subsecção 4.5.1.

4.2.2 Simulação VRFT II

Nesta simulação foram utilizadas $N = 160$ amostras e um sinal de excitação composto por um ciclo de onda quadrada com excursão de 0 a 100 °C. Os dados de entrada e saída são apresentados a seguir pela Figura 9.

O $\hat{\rho}^{IV}$ encontrado e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})$ são dados por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \begin{bmatrix} 1,6319 \\ 0,1821 \\ 1,8055 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})} = 1,0434^{\circ}\text{C}.$$

Ao confrontar a raiz quadrada de $J_{degrau}(\hat{\rho}^{IV})$ com a de $J_{degrau}(\rho_d)$, observa-se que o resultado obtido foi bastante próximo do ideal.

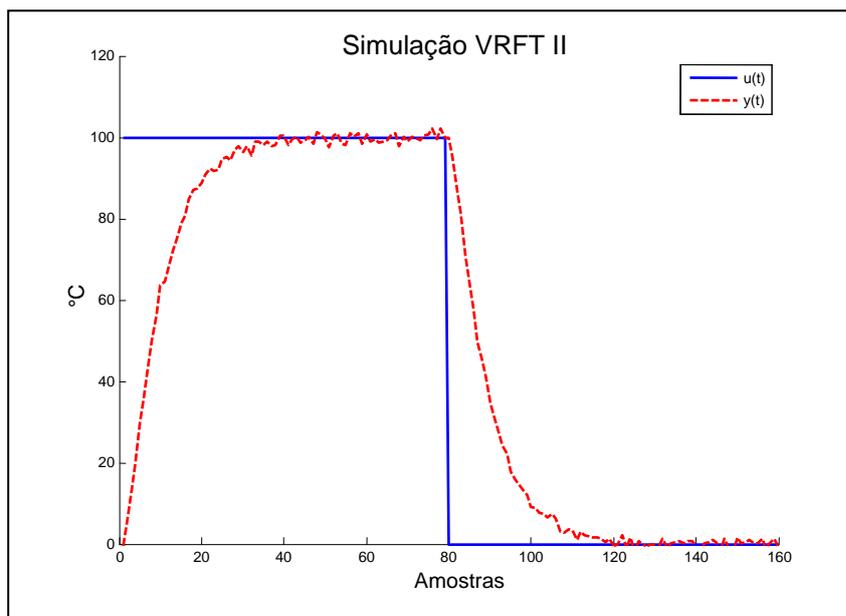


Figura 9 – Simulação VRFT II.

A resposta ao degrau de $T(z, \hat{\rho}^{IV})$, o diagrama de Bode de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ são mostrados a seguir na Figura 10.

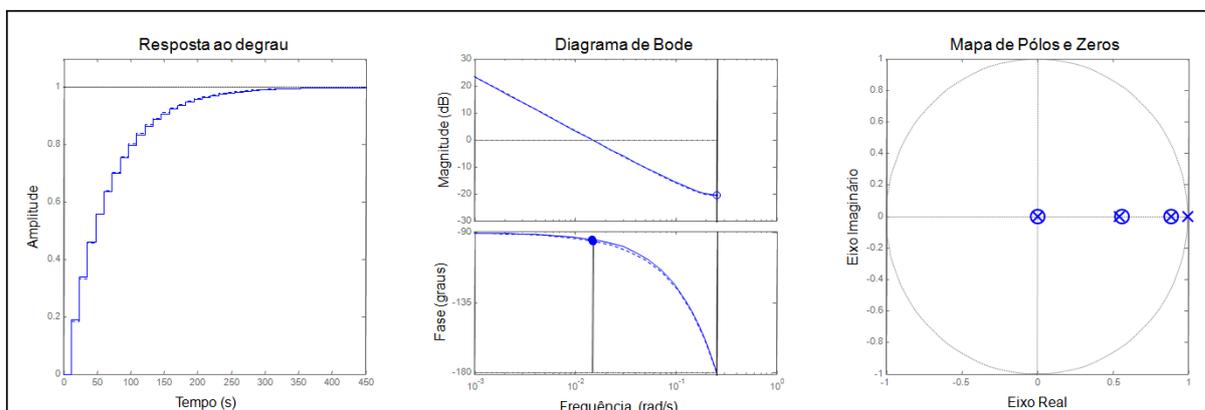


Figura 10 – Resposta ao degrau de $T(z, \hat{\rho}^{IV})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \hat{\rho}^{IV})G(z)$ - Simulação VRFT II.

Os resultados são praticamente os mesmos da Simulação VRFT I. Observa-se, entretanto, que o zero próximo ao pólo rápido encontra-se mais próximo do que na Simulação VRFT I. Se comparado com os resultados da Figura 8, os diagramas da Figura 10 deixam claro o efeito do “quase cancelamento” do pólo rápido. Tanto o erro no transitório da resposta ao degrau como a fase entre 0,01 e 0,1 rad/s estão mais próximas do ideal.

A relação entre o sinal de excitação e os resultados obtidos através do VRFT é tratada em detalhe na subseção 4.5.1.

4.3 SIMULAÇÕES UTILIZANDO IFT

Os resultados do IFT são demonstrados a seguir através de duas simulações que diferem entre si pelo sinal de referência $r(t)$.

Em se tratando de um método iterativo é necessário um controlador inicial. Este controlador deve ser suficientemente próximo de ρ^* , a fim de garantir que esteja dentro do domínio de atração de ρ^* (BAZANELLA, 2008). No caso das simulações a seguir o controlador inicial é dado a seguir por:

$$\rho_0 = \begin{bmatrix} 0,8185 \\ 0,0920 \\ 0,8436 \end{bmatrix}$$

A resposta ao degrau deste controlador em malha fechada com o processo representado por (49) pode ser observada na Figura 11, onde também está representada a resposta ao degrau do modelo de referência (tracejado).

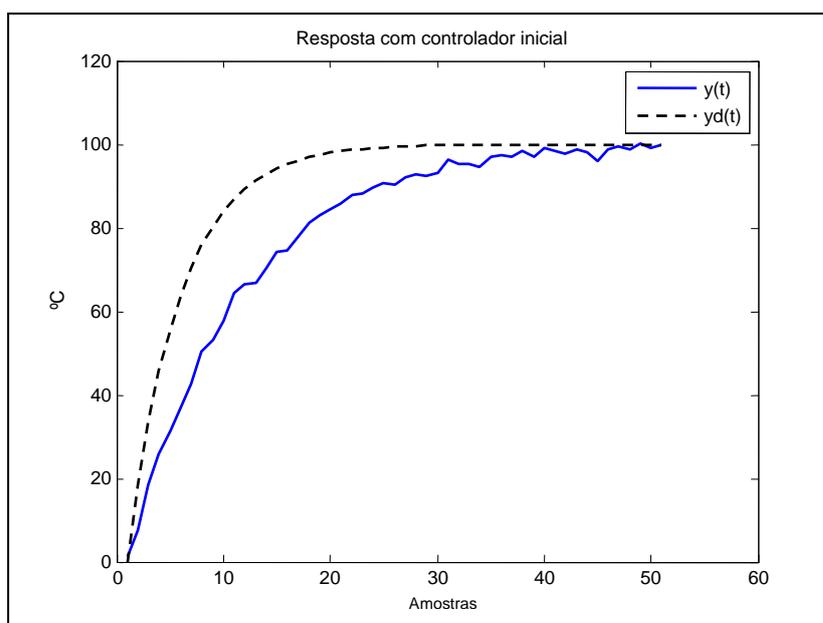


Figura 11 – Resposta ao degrau utilizando o controlador inicial.

Cada experimento será composto por 20 iterações do método, que será aplicado conforme descrito na seção 3.2. O resultado do experimento é mostrado através da evolução do custo $J(\rho_i)$ a cada iteração e o controlador obtido é analisado em função do custo $J_{degrau}(\rho_{20})$, da resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, do diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e do mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$.

O ruído utilizado em cada iteração é diferente e é gerado aleatoriamente através da ferramenta de simulação.

4.3.1 Simulação IFT I

Esta simulação foi gerada a partir de um sinal de referência composto por um degrau de 0 a 100 °C. Foram utilizadas 160 amostras por iteração, sendo 80 em cada um dos dois experimentos requeridos pelo método. O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,6653 \\ 0,1831 \\ 1,7228 \end{bmatrix} \text{ e}$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 1,0465^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$, ilustrada a seguir pela Figura 12, refere-se ao custo obtido no primeiro experimento de cada iteração.

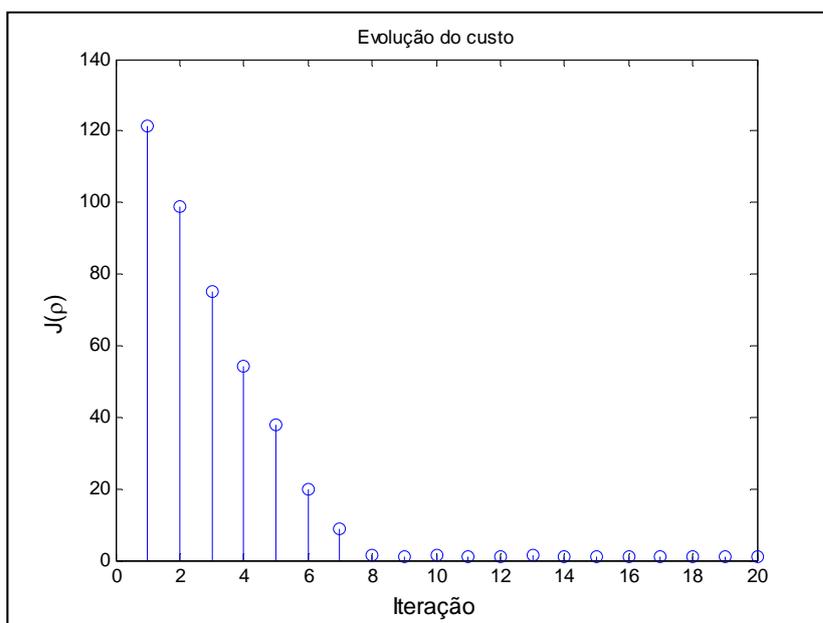


Figura 12 – Evolução do custo na Simulação IFT I.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ podem ser conferidos a seguir na Figura 13. Tanto os resultados da Figura 13 como a evolução do custo $J(\rho_i)$ e o custo $J_{degrau}(\rho_{20})$ contribuem para concluir que o vetor de parâmetros ρ_i convergiu estocasticamente para ρ^* . No caso do IFT não é esperada uma convergência para ρ_d visto que este é o vetor de parâmetros tal que o custo $J_y(\rho_d)$ é igual a zero. Neste caso o critério de desempenho também considera o custo $J_e(\rho)$ que influencia o resultado final.

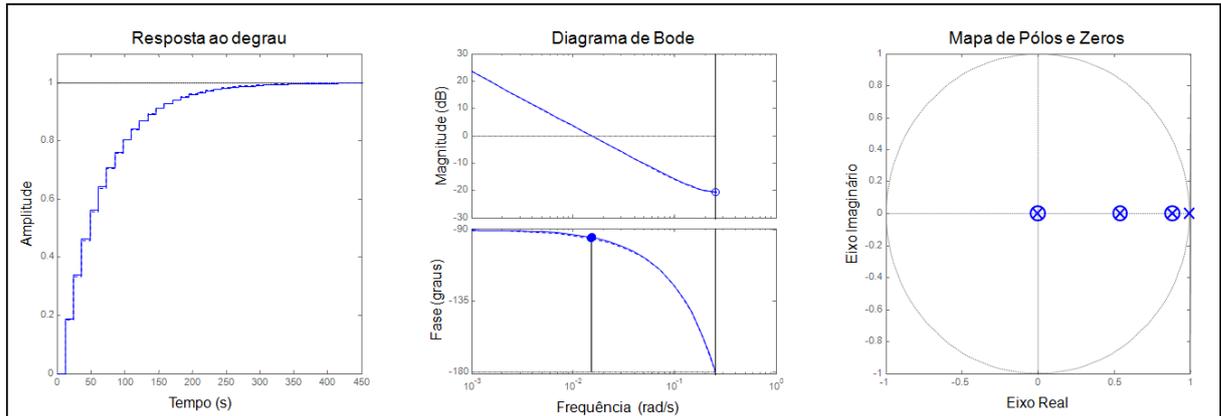


Figura 13 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação IFT I.

4.3.2 Simulação IFT II

Esta simulação foi gerada a partir de um sinal de referência composto por um período de onda quadrada com excursão de 0 a 100 °C. Foram utilizadas 160 amostras por iteração, sendo 80 em cada um dos dois experimentos requeridos pelo método. O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,6372 \\ 0,1845 \\ 1,6677 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 1,0024^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$, ilustrada a seguir pela Figura 14, refere-se ao custo obtido no primeiro experimento de cada iteração.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ podem ser conferidos a seguir na Figura 15.

Valem as mesmas observações feitas na Simulação IFT I.

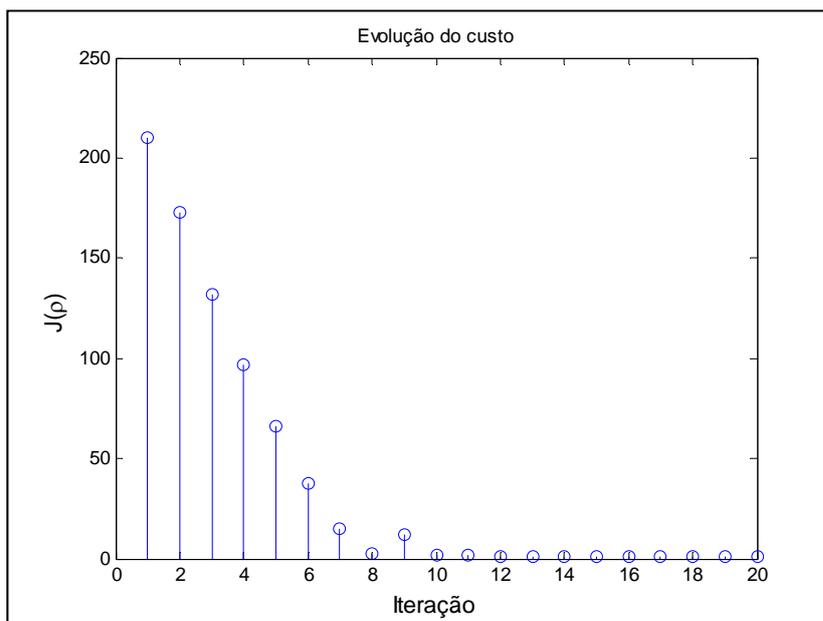


Figura 14 – Evolução do custo na Simulação IFT II.

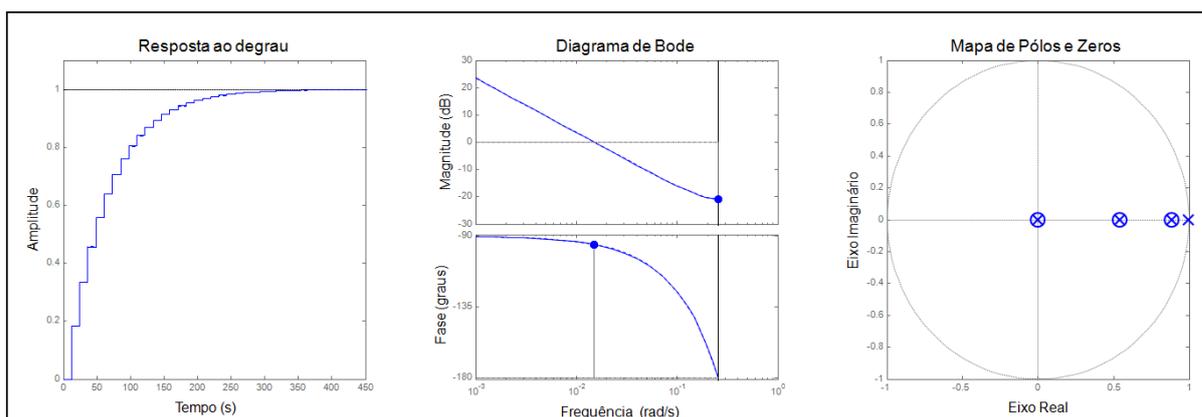


Figura 15 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_a)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_a)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação IFT II.

4.4 SIMULAÇÕES UTILIZANDO ICbT

Os resultados do ICbT são demonstrados a seguir através de quatro simulações. Os sinais de referência, o ruído utilizado e o controlador inicial são os mesmos descritos na seção 4.3.

Cada experimento será composto por 20 iterações do método que será aplicado conforme descrito na seção 3.3. O resultado do experimento é mostrado através da evolução de $J(\rho_i)$ e o controlador obtido é analisado em função do custo $J_{degrau}(\rho_{20})$, da resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, do diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e do mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$.

4.4.1 Simulação ICbT I

Este ensaio simulado foi gerado a partir de um sinal de referência composto por um degrau de 0 a 100 °C e 160 amostras por iteração. A variável instrumental foi definida conforme (46) e a matriz $Q(\rho_i)$ conforme descrito por (37). O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,6243 \\ 0,1844 \\ 1,6745 \end{bmatrix} \text{ e}$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 0,9989^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$ a cada iteração é ilustrada a seguir pela Figura 16. Diferentemente das simulações envolvendo o IFT, no ICbT o custo $J(\rho_i)$ é calculado com todas as amostras de cada iteração. Justificando assim as diferenças nos valores iniciais de $J(\rho_i)$.

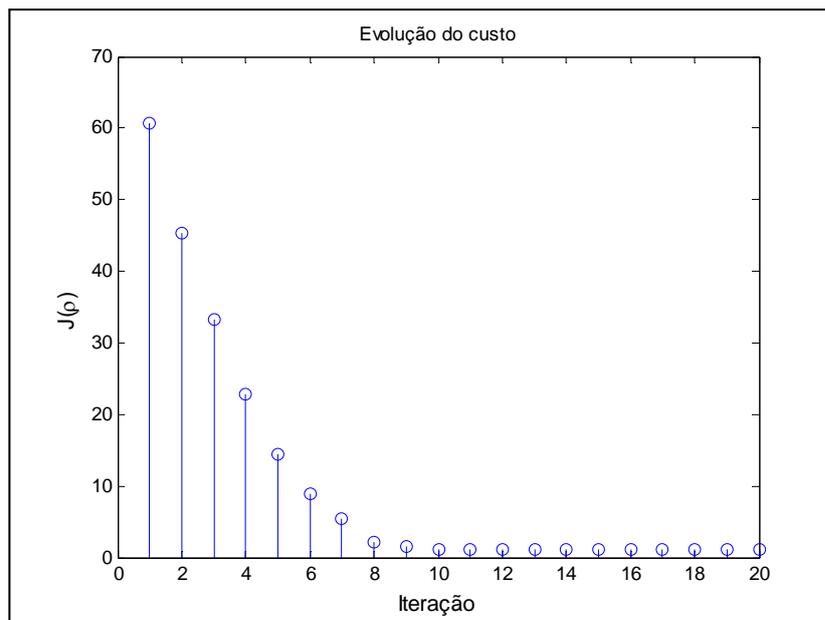


Figura 16 – Evolução do custo na Simulação ICbT I.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ estão a seguir na Figura 17.

Tanto os resultados da Figura 17 como a evolução do custo $J(\rho_i)$ e o custo $J_{degrau}(\rho_{20})$ contribuem para concluir que o vetor de parâmetros ρ_i convergiu estocasticamente para ρ_d .

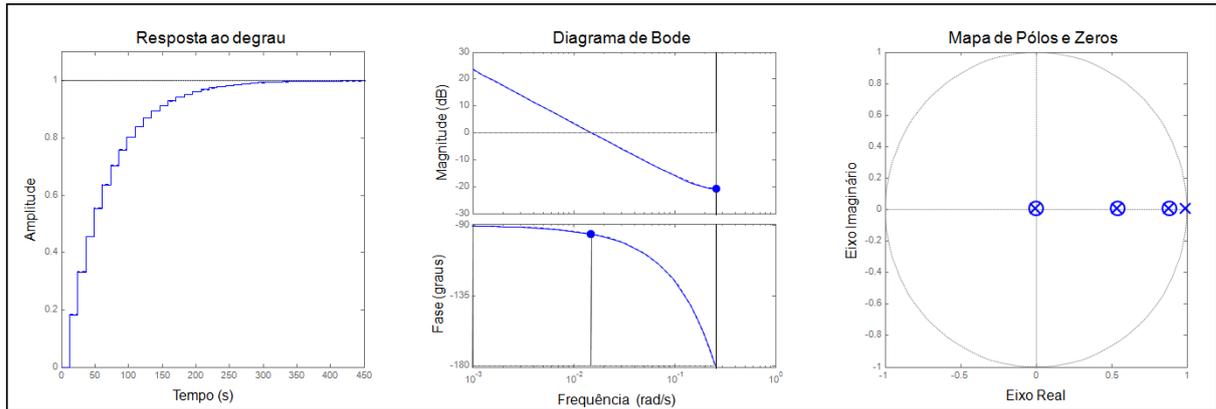


Figura 17 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação ICbT I.

4.4.2 Simulação ICbT II

Este ensaio simulado foi gerado a partir de um sinal de referência composto por um período de onda quadrada com excursão de 0 a 100 °C e 160 amostras por iteração. A variável instrumental foi definida conforme (46) e a matriz $Q(\rho_i)$ conforme descrito por (37). O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,6414 \\ 0,1832 \\ 1,6088 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 1,0251^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$ a cada iteração é ilustrada a seguir pela Figura 18.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ podem ser conferidos a seguir na Figura 19.

Tanto a evolução do custo $J(\rho_i)$, como o custo $J_{degrau}(\rho_{20})$ e todos os diagramas Figura 19 contribuem para concluir que houve convergência estocástica para uma vizinhança muito próxima do controlador ideal. Diferenças sutis são visíveis no diagrama de Bode e na resposta ao degrau. Estas diferenças são devidas ao não cancelamento do pólo rápido, que pode ser observado no mapa de pólos e zeros.

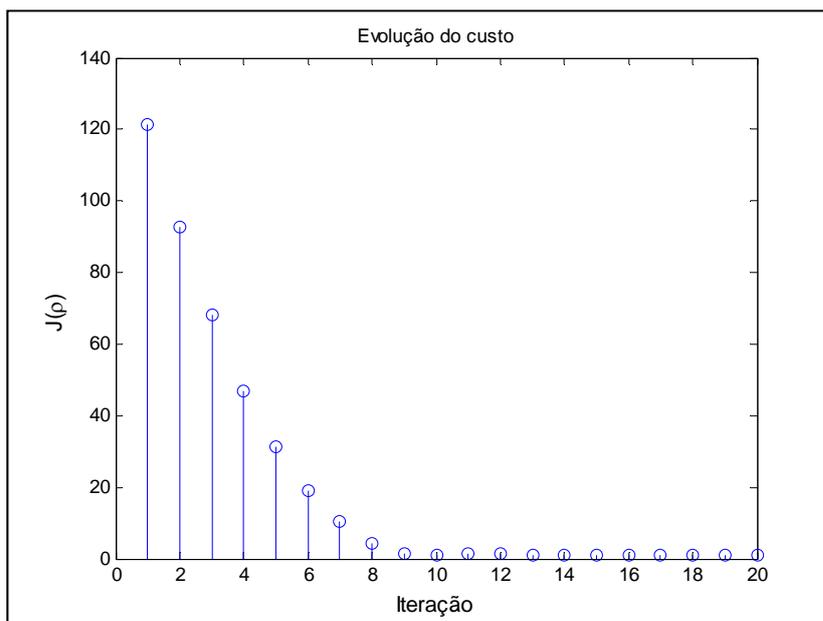


Figura 18 – Evolução do custo na Simulação ICbT II.

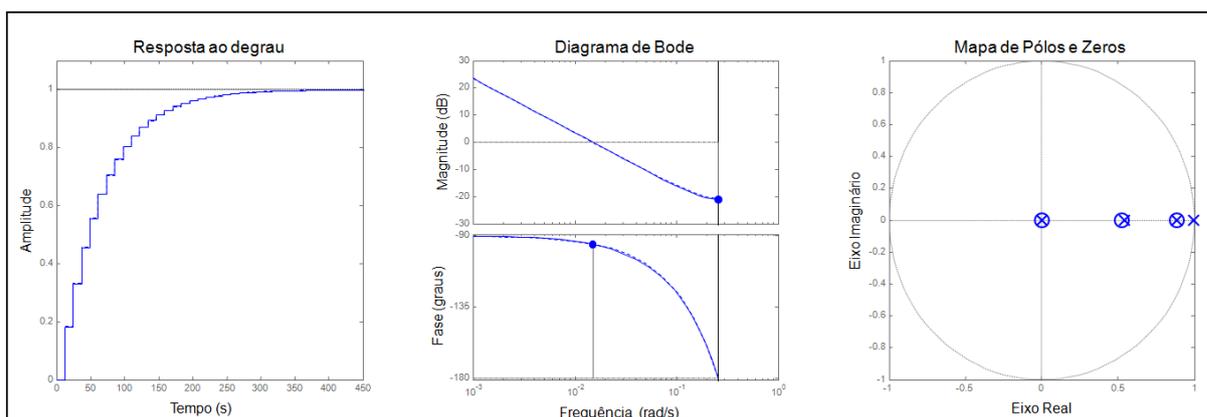


Figura 19 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação ICbT II.

4.4.3 Simulação ICbT III

Este ensaio simulado foi gerado a partir de um sinal de referência composto por um degrau de amplitude 100°C e 160 amostras por iteração. A variável instrumental foi determinada conforme (45) e a matriz $Q(\rho_i)$ foi definida como a matriz identidade. O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,0258 \\ 0,1664 \\ 0,7755 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 6,2830^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$ a cada iteração é ilustrada a seguir pela Figura 20.

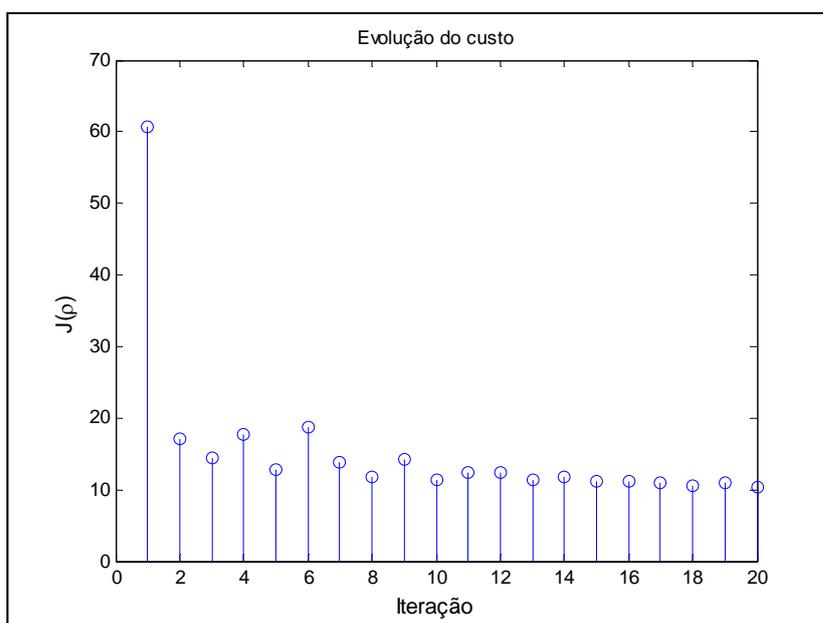


Figura 20 – Evolução do custo na Simulação ICbT III.

Conforme (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003), a variável instrumental utilizada nesta simulação pode implicar em uma convergência muito lenta para o mínimo da função. Paralelamente, o passo de evolução de ρ descrito na seção 2.8 tende rapidamente a zero quando há ruído e a convergência é muito lenta, pois este cenário contribui para que ocorram oscilações nos valores dos custos obtidos ao longo das iterações. Justifica-se assim a evolução do custo mostrada na Figura 20.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ podem ser conferidos a seguir na Figura 21.

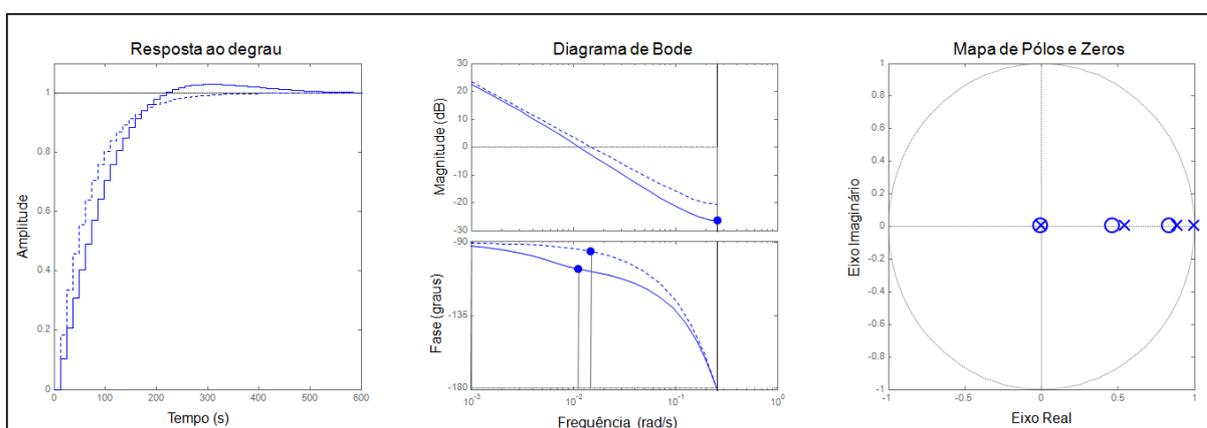


Figura 21 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação ICbT III.

É notória a diferença entre o controlador obtido e o controlador ideal. Contudo este é um método de baixíssimo custo computacional e, após 20 iterações, conseguiu reduzir o custo do experimento 6 vezes, como pode ser observado na Figura 20.

Mais iterações seriam necessárias para uma convergência estocástica para ρ_d . Contudo a variável k , utilizada para a determinação do passo de evolução de ρ tende rapidamente a zero neste cenário. Para demonstrar a tendência da evolução do custo esta mesma simulação foi refeita com 500 iterações e com a variável k saturando em um limite inferior igual a 0,001. A evolução do custo nesta simulação é mostrada a seguir pela Figura 22. Observa-se claramente que há uma tendência na direção de $J(\rho_d)$.

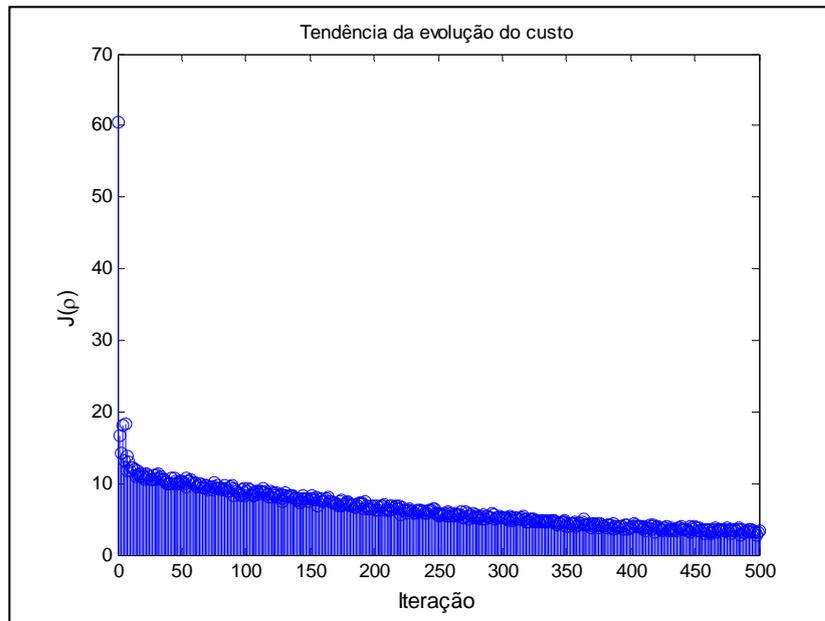


Figura 22 – Tendência da evolução do custo na Simulação ICbT III.

4.4.4 Simulação ICbT IV

Este ensaio simulado foi gerado a partir de um sinal de referência composto por um período de onda quadrada de excursão de 0 a 100 °C e 40 amostras por iteração. A variável instrumental foi determinada conforme (45) e a matriz $Q(\rho_i)$ foi definida como a matriz identidade. O vetor de parâmetros ρ_{20} e a raiz quadrada de $J_{degrau}(\rho_{20})$ são dados por:

$$\rho_{20} = \begin{bmatrix} 1,0427 \\ 0,1493 \\ 0,7210 \end{bmatrix} e$$

$$\sqrt{J_{degrau}(\rho_{20})} = 6,7932^\circ\text{C}.$$

A evolução do custo $J(\rho_i)$ a cada iteração é ilustrada a seguir pela Figura 23.

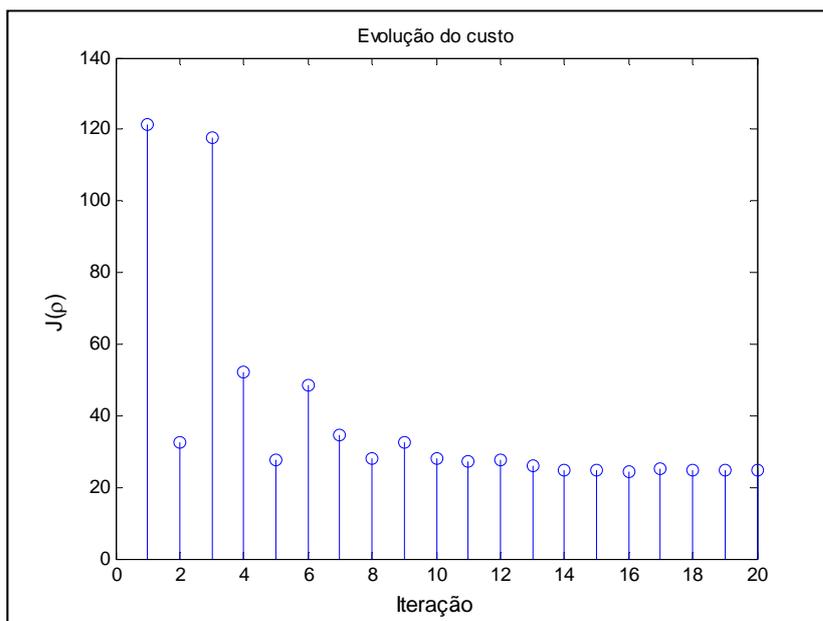


Figura 23 – Evolução do custo na Simulação ICbT IV.

A resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$, o diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ e o mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ podem ser conferidos a seguir na Figura 24.

Valem os mesmos comentários da Simulação ICbT III.

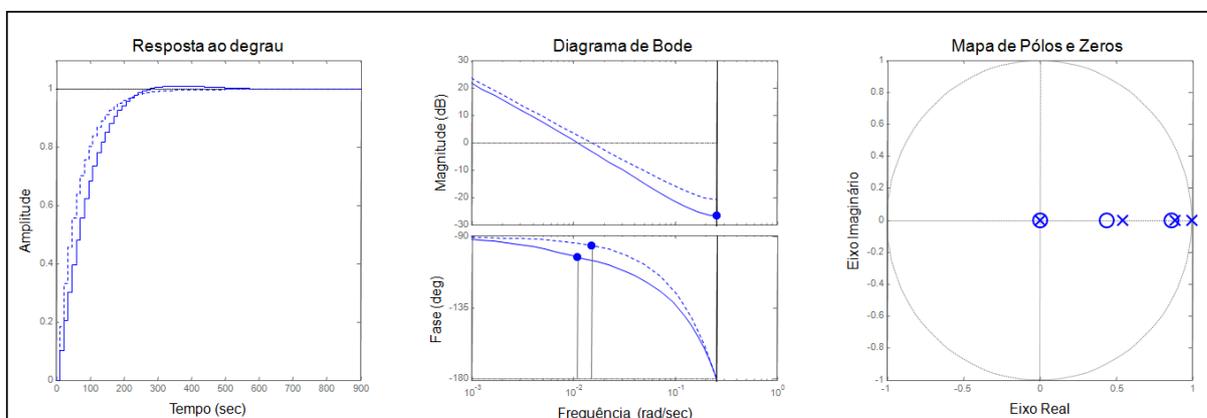


Figura 24 – Resposta ao degrau de $T(z, \rho_{20})$ (sólida) e de $T(z, \rho_d)$ (pontilhada); Diagrama de Bode de $C(z, \rho_{20})G(z)$ (sólida) e de $C(z, \rho_d)G(z)$ (pontilhada); Mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho_{20})G(z)$ - Simulação ICbT IV.

4.5 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS

A Hipótese I foi atendida em todas as simulações realizadas. Portanto a identificação do vetor de parâmetros ρ^* é possível. Sua identificação depende unicamente do tipo de sinal de excitação e, no caso dos métodos iterativos, também do controlador inicial ρ_0 , do número de iterações e do passo de evolução de ρ . Com base nos resultados obtidos através do VRFT verificou-se que as condições em que as simulações foram realizadas foram suficientes para a identificação de um controlador próximo de ρ_d . No caso do IFT as condições em que as simulações foram realizadas foram suficientes para que houvesse uma convergência

estocástica para ρ^* . No caso do ICbT, a Simulação ICbT I e a Simulação ICbT II foram tais que houve convergência estocástica para ρ_d . Enquanto que no caso da Simulação ICbT III e da Simulação ICbT IV as condições sob as quais os ensaios foram simulados não foram suficientes para a mesma convergência pois o algoritmo utilizado foi tal que tornou a convergência muito lenta, como pode ser observado na Figura 22.

Como todas as simulações com VRFT, com IFT, a Simulação ICbT I e a Simulação ICbT II resultaram em um vetor de parâmetros ρ tal o custo obtido em $J_{degrau}(\rho)$ foi muito próximo de $J_{degrau}(\rho_d)$. Portanto faria pouco sentido enumerá-los de acordo com o resultado obtido. Uma comparação criteriosa dos três métodos é apresentada a seguir no capítulo 5.

A seguir os resultados obtidos através das simulações são avaliados de forma individual.

4.5.1 Resultados obtidos com VRFT

Os dois controladores obtidos através do VRFT geraram resposta ao degrau de $T(z, \rho)$, diagrama de Bode de $C(z, \rho)G(z)$ e mapa de pólos e zeros de $C(z, \rho)G(z)$ próximos àqueles obtidos com os respectivos controladores ideais.

No que tange ao tipo de sinal de excitação utilizado, a simulação excitada por um degrau gerou um custo $J_{degrau}(\rho)$ ligeiramente maior do que o custo obtido na simulação que utilizou um período de onda quadrada. Obter resultados satisfatórios através de ensaios cujo sinal de excitação é um simples degrau é de interesse, conforme justificado na seção 3.4. Embora um resultado satisfatório obtido através da aplicação de um degrau seja aparentemente controverso, este resultado é plausível e justificável conforme segue.

Considere o controlador PID descrito por (19). Neste contexto o processo de identificação do controlador ideal consiste em determinar os zeros a e b do controlador a fim de cancelar os pólos do processo e determinar o valor de Kp tal que a função de transferência em laço fechado fique igual ao modelo de referência. Neste caso, identificar os zeros a e b equivale a identificar os pólos do processo.

No que diz respeito à identificação de sistemas, *características dinâmicas e estáticas que não forem excitadas não aparecerão nos dados. O que não estiver nos dados não pode ser identificado (Aguirre, 2004).*

O processo térmico simulado possui dois pólos, onde o pólo dominante é cinco vezes mais lento que o pólo rápido. A simulação que utilizou um degrau como sinal de excitação resultou em um controlador capaz de colocar um zero muito próximo do pólo dominante, praticamente cancelando seu efeito. Isso significa que este sinal de excitação gerou condições suficientes para a identificação da dinâmica do pólo dominante. O outro zero do controlador ficou próximo do pólo rápido, no entanto o cancelamento não se deu da mesma forma como no caso do pólo dominante.

No caso da simulação que utilizou um período de onda quadrada como sinal de excitação, o aumento da potência nas componentes de frequência mais alta potencializou a

identificação da dinâmica do pólo rápido. Neste caso o controlador resultante foi capaz de colocar um zero mais próximo do pólo rápido do que no caso onde o sinal de excitação foi um degrau.

A relação entre o sinal de excitação e a identificação dos pólos pode ser observada graficamente na Simulação VRFT I e na Simulação VRFT II.

Outro fator que contribuiu para que o custo $J_{degrau}(\rho)$ da Simulação VRFT I fosse próximo do custo $J_{degrau}(\rho)$ da Simulação VRFT II é que o este custo foi determinado a partir da resposta de $T(z, \rho)$ a um degrau, onde as frequências mais altas foram menos exploradas. Neste contexto, imperfeições no cancelamento do pólo dominante contribuem para o aumento de $J_{degrau}(\rho)$ de forma mais intensa do que imperfeições no cancelamento do pólo rápido.

Além disso, a forma como o VRFT foi implementado utiliza variável instrumental gerada a partir da simulação do processo. Neste caso o sinal de excitação que melhor servir para identificar o processo contribuirá para a redução de $J_{degrau}(\rho)$ em dois momentos: na determinação da variável instrumental e na identificação dos zeros do controlador.

4.5.2 Resultados obtidos com IFT

Todas as simulações geraram condições suficientes para que o custo convergisse para um valor próximo da variância do ruído σ_v^2 . O melhor resultado alcançável seria (BAZANELLA, 2008):

$$\begin{aligned} J_y(\rho_d) &= 0 \text{ e} \\ J_e(\rho_e) &= \sigma_v^2, \end{aligned}$$

onde ρ_e é o vetor de parâmetros que minimiza o custo $J_e(\rho)$. Como $J(\rho) = J_y(\rho) + J_e(\rho)$, então $J(\rho^*)$ será sempre maior ou igual a σ_v^2 . Portanto quando $J(\rho)$ converge para um valor próximo de σ_v^2 tem-se um indicador de que houve convergência estocástica para o mínimo global. Exatamente como ocorreu na Simulação IFT I e na Simulação IFT II.

4.5.3 Resultados obtidos com ICbT

Na Simulação ICbT I houve uma convergência para um custo inferior a $J(\rho_d)$. Embora aparentemente controverso, este resultado é justificável. Conforme descrito na subseção 2.7.3, o ICbT minimiza somente o custo $J_y(\rho)$. No entanto está se considerando para fins de comparação o custo $J(\rho)$, que é composto pela soma de $J_y(\rho)$ e $J_e(\rho)$. Como a convergência ocorre para a vizinhança de ρ_d , nesta vizinhança pode haver um ρ que também minimize $J_e(\rho)$, justificando assim um custo menor que $J(\rho_d)$.

No caso da Simulação ICbT II, as 20 iterações foram suficientes para que o custo convergisse para a vizinhança do mínimo global.

A Simulação ICbT III e a Simulação ICbT IV foram geradas a fim de demonstrar uma alternativa de implementação de baixo custo computacional. Esta alternativa pode gerar uma convergência muito lenta (KARIMI; MISKOVIC; BONVIN, 2003), que foi confirmada nestas simulações.

5 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O objetivo deste capítulo é o de verificar a qualidade dos resultados obtidos através da aplicação dos métodos em um processo prático, onde a Hipótese I é violada moderadamente. Esta violação ocorre pelo simples fato do processo ser amostrado, devido ao erro de quantização do conversor A/D utilizado. Além disso, a função de transferência do processo utilizado pode ser aproximada pela classe de processos representada por (17). Esta aproximação também pode contribuir para a violação moderada da Hipótese I.

5.1 PROCESSO

Os resultados práticos foram obtidos em um processo térmico construído para fins didáticos. Este processo térmico é composto basicamente por um resistor, através do qual o calor é inserido no processo, e um ventilador que potencializa a perda de calor para o ambiente. Seu arranjo pode ser observado a seguir na Figura 25.



Figura 25 – Processo térmico utilizado nos ensaios.

Este processo está sendo controlado por um controlador PID universal modelo N1200 (NOVUS PRODUTOS ELETRÔNICOS, 2009) que amostra a temperatura através de um sensor tipo pt100. O resistor é ligado através de um relé de estado sólido acionado por um PWM cujo período é de 0,5 segundos. A Figura 26 mostra o controlador juntamente com o processo.



Figura 26 – Conjunto controlador e processo.

A temperatura é indicada em °C na escada do sensor utilizado que, neste controlador, é de -200 a 850°C, enquanto que a saída do controlador é indicada em porcentagem da potência do atuador, ou seja, de 0 a 100%. Este controlador possui um filtro rejeita faixa para 60 Hz e um filtro passa baixa parametrizável que foi ajustado de forma a atenuar somente o ruído sobre a saída do processo $y(t)$.

Os parâmetros deste PID estão no formato de banda proporcional (%), taxa integral (repetições/min) e tempo derivativo (s), respectivamente, Pb , Ir e Td . As conversões do domínio Kp , Ki e Kd para Pb , Ir e Td são dadas por:

$$Pb = \frac{100}{Kp'} ; \quad Ir = \frac{60}{Ts} \frac{Ki'}{Kp'} ; \quad Td = Ts \frac{Kd'}{Kp''} \quad (52)$$

onde

$$Kp' = Kp \frac{\Delta y}{\Delta u} ; \quad Ki' = Ki \frac{\Delta y}{\Delta u} ; \quad Kd' = Kd \frac{\Delta y}{\Delta u}$$

onde Δy e Δu são, respectivamente, o intervalo de entrada e saída do processo.

O controle PID é realizado pelo controlador N1200. Já os algoritmos dos métodos de ajuste foram implementados em um PC em linguagem C. Os dados de entrada e saída do processo necessários para a aplicação dos algoritmos de ajuste são lidos do controlador N1200 através de sua interface serial, utilizando o protocolo Modbus RTU escravo.

5.1.1 Determinação do período de amostragem

Aplicando o critério proposto na seção 2.9 obteve-se uma constante de tempo aproximada de 150 segundos, como pode ser observado na Figura 27. O período de

amostragem será definido como 1/10 desta constante de tempo aproximada, ou seja, 15 segundos.

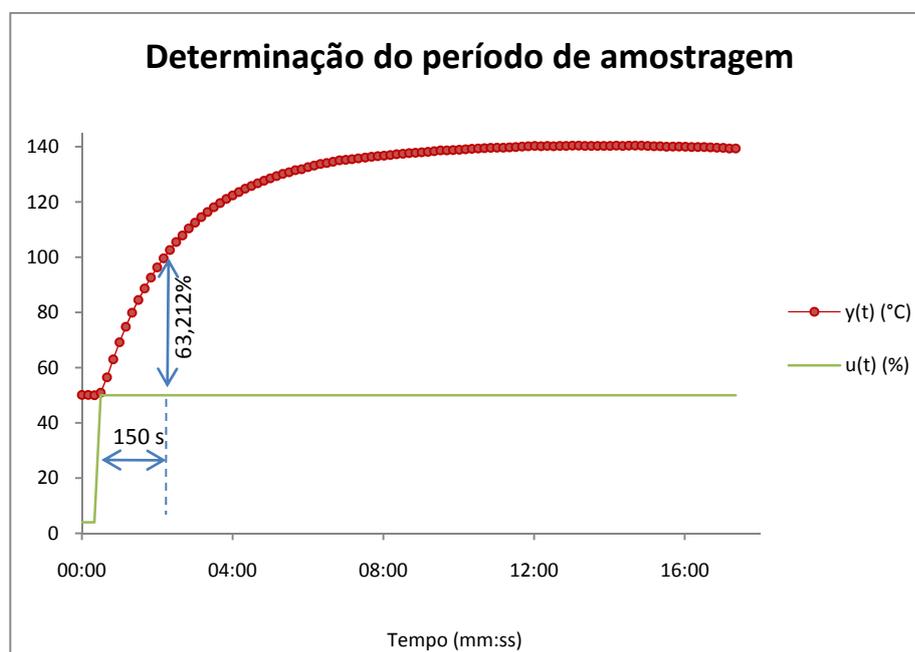


Figura 27 – Determinação do período de amostragem através da resposta ao degrau.

A Figura 27 deixa claro que o atraso de transporte neste processo é desprezível em relação à constante de tempo do processo. Sendo assim o período de amostragem pode ser determinado conforme proposto na seção 2.9.

Este período de amostragem é adequado somente para amostrar este processo em malha aberta. Em malha fechada somente será adequado enquanto a dinâmica do sistema em malha fechada for suficientemente próxima da dinâmica em malha aberta.

5.1.2 Validação da identificação do processo

Um ensaio foi realizado com o objetivo de validar a identificação do processo como proposto na seção 2.10. O sinal de referência utilizado foi um degrau com excursão de 5 a 50% da potência do atuador cuja duração foi de 20 minutos. O período de amostragem foi de 15 segundos conforme determinado na subseção 5.1.1.

Através desta identificação obteve-se a seguinte estimativa para a função de transferência do processo.

$$\hat{G}(z) = \frac{0,3548 z}{z^2 - 0,8165 z - 0,0657} \quad (53)$$

A Figura 28 mostra a curva real do processo (contínuo) e a curva obtida através de (53) (tracejado). Observa-se claramente que $\hat{G}(z)$ detêm as principais características do processo.

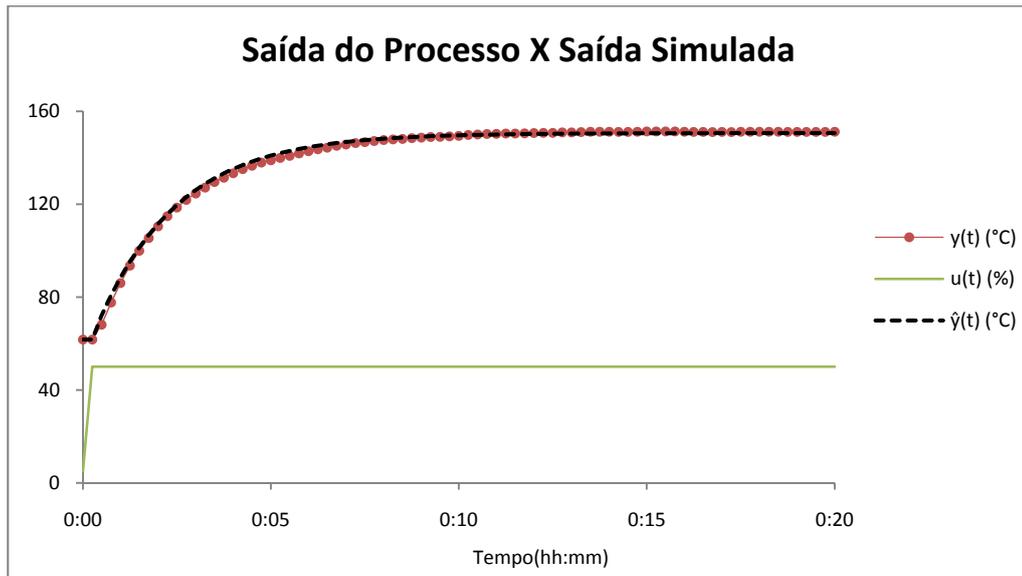


Figura 28 – Comparação da saída do processo com a saída simulada.

5.2 ENSAIOS COM VRFT

A seguir são apresentados três experimentos para demonstrar uma aplicação prática do método VRFT sobre o processo descrito na seção 5.1.

O modelo de referência será um processo como aquele descrito por (21) tal que sua constante de tempo seja 90 segundos. Com um período de amostragem de 15 segundos o modelo de referência será dado por:

$$M(z) = \frac{0,1535}{z - 0,8465} \quad (54)$$

5.2.1 Ensaio VRFT I

A seguir são apresentados os resultados obtidos através de um experimento composto unicamente pela aplicação de um degrau em $u(t)$. Este sinal de excitação teve excursão de 5 a 50% da potência do atuador, duração de 20 minutos e período de amostragem de 15 segundos. O sinal de excitação e a curva de reação do processo estão abaixo representados pela Figura 29.

Neste experimento foram utilizadas 80 amostras da entrada $u(t)$ e 80 amostras da saída $y(t)$ do processo, totalizando 160 amostras.

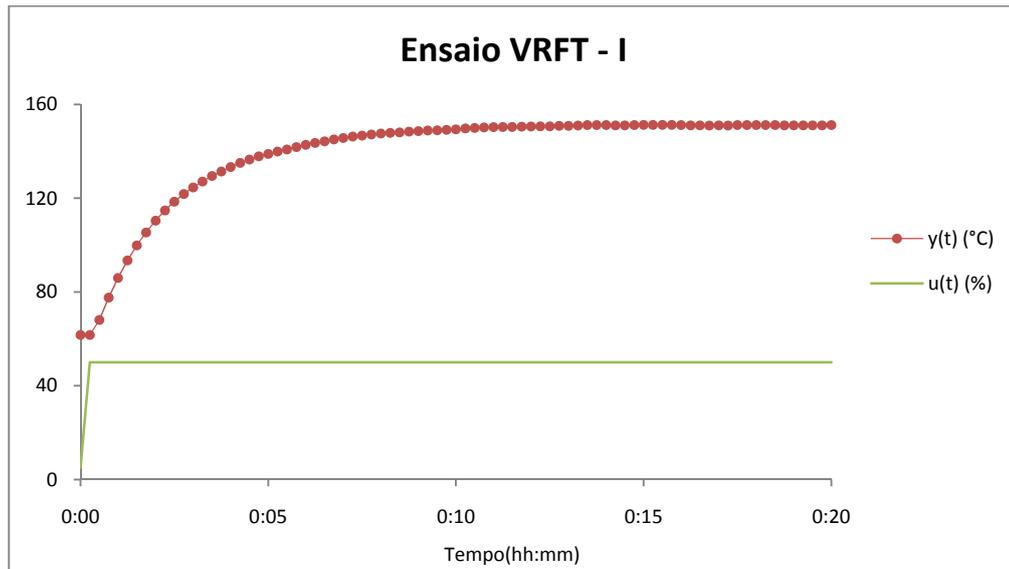


Figura 29 – Experimento utilizando degrau como sinal de excitação.

Ao aplicar o algoritmo do VRFT com os pontos da Figura 29 foi obtido o vetor de parâmetros descrito por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \begin{bmatrix} 0,715 \\ 0,086 \\ 0,280 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 13,325 \% \\ 0,483 \text{ rep./min} \\ 5,883 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (55)$$

Estes parâmetros são validados através de um ensaio padrão, composto pela resposta a dois períodos de onda quadrada em malha fechada. Neste ensaio a resposta do controlador identificado é confrontada com a resposta do modelo de referência. O custo gerado neste ensaio é determinado para fins de comparação quantitativa.

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (55) e a saída $y_d(t)$ do modelo de referência definido por (54) podem ser observados a seguir na Figura 30.

O custo obtido no ensaio da Figura 30 é dado a seguir por:

$$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,2857^\circ\text{C}^2.$$

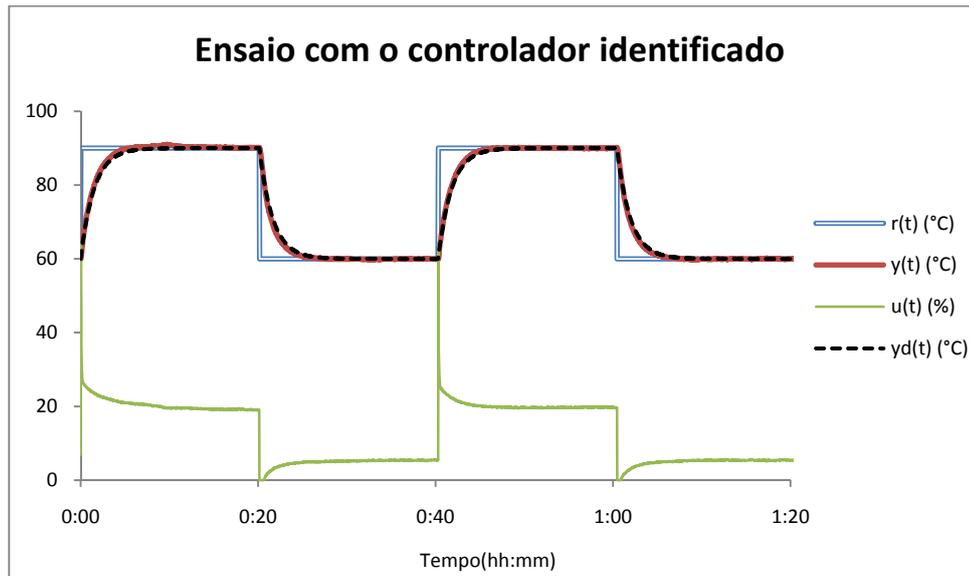


Figura 30 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT I.

5.2.2 Ensaio VRFT II

A seguir são apresentados os resultados obtidos através de um experimento composto unicamente pela aplicação de um período de onda quadrada na entrada do processo. Este sinal de excitação tem o período de 20 minutos, excursão de 5 a 50% da potência do atuador e período de amostragem de 15 segundos. O sinal de excitação e a curva de reação do processo estão a seguir representados pela Figura 31.

Neste experimento foram utilizadas 80 amostras da entrada $u(t)$ e 80 amostras da saída $y(t)$ do processo, totalizando 160 amostras.

Ao aplicar o VRFT sobre os pontos da Figura 31 utilizando o modelo de referência definido em (54) foi obtido o vetor de parâmetros dado por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \begin{bmatrix} 0,6293 \\ 0,814 \\ 0,4375 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 15,1 \% \\ 0,52 \text{ rep./min} \\ 10,4 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (56)$$

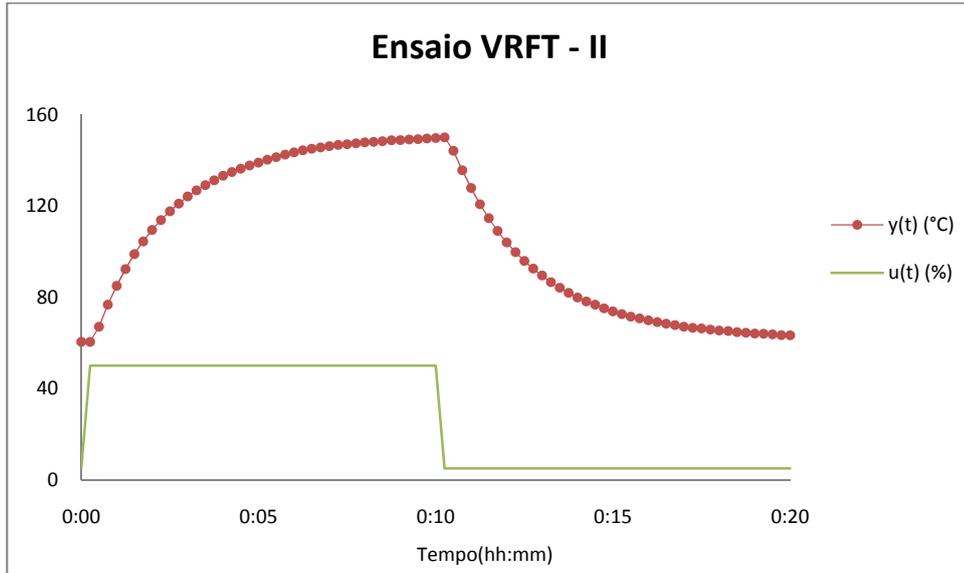


Figura 31 – Experimento utilizando onda quadrada como sinal de excitação.

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (56) é mostrado a seguir na Figura 32, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

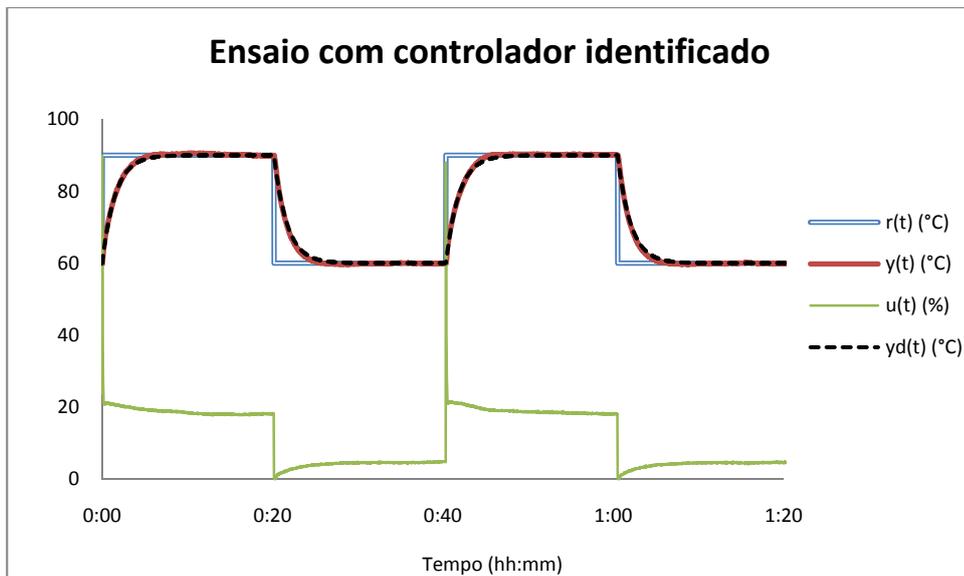


Figura 32 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT II.

O custo obtido no ensaio da Figura 32 é dado a seguir por:

$$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,1821^{\circ}\text{C}^2.$$

5.2.3 Ensaio VRFT III

O experimento a seguir foi realizado em malha fechada. O controlador foi inicialmente parametrizado com o seguinte vetor de parâmetros:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,000 \% \\ 0,000 \text{ rep./min} \\ 0,000 \text{ s} \end{bmatrix}, \quad (57)$$

que caracteriza o controlador como puramente proporcional.

Este experimento utiliza a informação do transitório da resposta a um degrau em malha fechada. A fim de concentrar as amostras no transitório da resposta ao degrau, o período de amostragem foi reduzido para 1 segundo. A mudança do período de amostragem reflete no modelo de referência, que passa a ser dado por:

$$M(z) = \frac{0,01105}{z - 0,98895}. \quad (58)$$

Dado o controlador inicial e o período de amostragem, o experimento a seguir consiste na resposta a um degrau de 50°C para 140°C na referência do sistema com duração de 2 minutos. O sinal de excitação e a curva de reação do processo estão a seguir representados pela Figura 33.

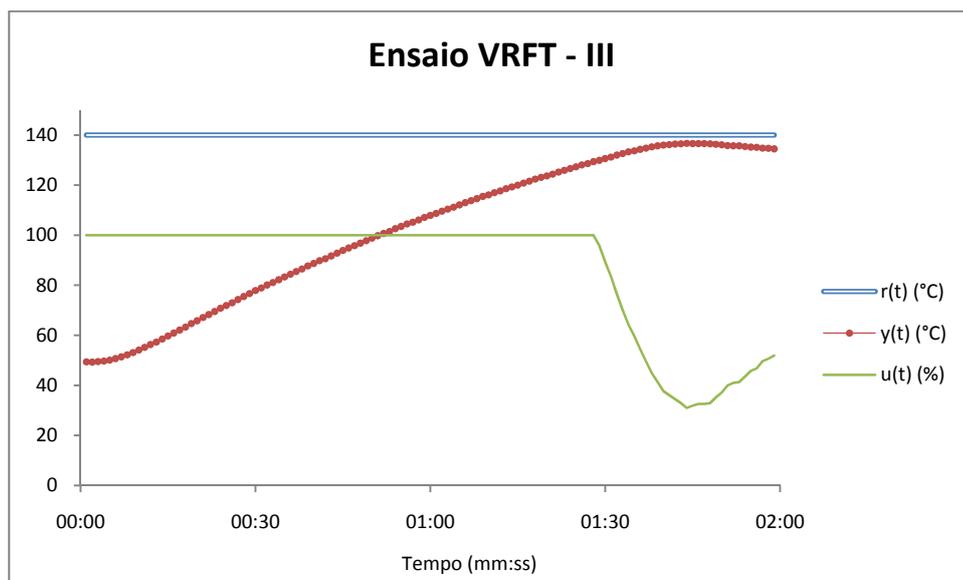


Figura 33 – Experimento em malha fechada com degrau na referência.

Neste experimento foram utilizadas 120 amostras da entrada $u(t)$ e 120 amostras da saída $y(t)$ do processo, totalizando 240 amostras.

Ao aplicar o VRFT sobre os pontos da Figura 33 utilizando o modelo de referência definido em (58) foi obtido o vetor de parâmetros dado por:

$$\hat{\rho}^{IV} = \begin{bmatrix} 0,8744 \\ 0,0058 \\ 3,5102 \end{bmatrix}$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10,9 \% \\ 0,40 \text{ rep./min} \\ 4,0 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (59)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (59) pode ser observado na Figura 34, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (58).

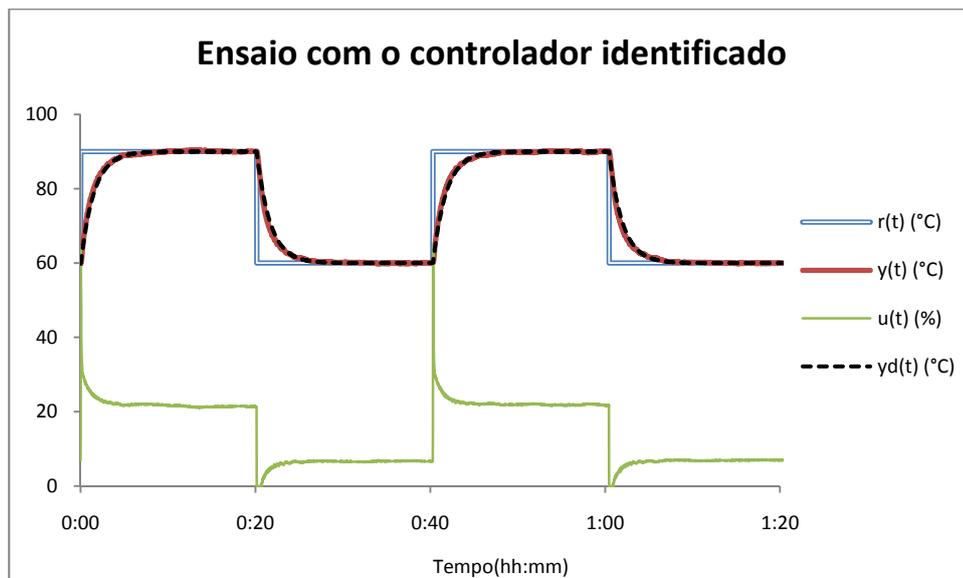


Figura 34 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio VRFT III.

O custo obtido no ensaio da Figura 34 é dado a seguir por:

$$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,3158^{\circ}\text{C}^2.$$

5.3 ENSAIOS COM IFT

Alguns processos podem não ser adequados para a utilização do IFT visto que o segundo experimento requer que a referência do sistema seja igual à referência do primeiro experimento menos a saída do primeiro experimento. Isso pode levar o processo a valores de referência próximos de zero ou mesmo negativos, quando o primeiro experimento gera sobressalto. No caso de processos térmicos que operam somente com aquecimento, como o da Figura 26, temperaturas próximas de zero ou mesmo negativas nem sempre são praticáveis. Neste caso um pequeno ajuste no método torna-se necessário. Como o sistema em malha fechada possui um integrador, pode-se considerar que o sistema está operando em zero acrescido de um offset. Neste caso pode-se somar este offset à referência do segundo experimento e subtraí-lo no momento de utilizar estes dados.

Tratando-se de um método iterativo é necessário um vetor de parâmetros inicial, que será dado por:

$$\rho_0 = \begin{bmatrix} 0,3763 \\ 0,2792 \\ 0,1308 \end{bmatrix}. \quad (60)$$

O comportamento em malha fechada obtido após configurar o controlador com ρ_0 pode ser observado na Figura 35, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

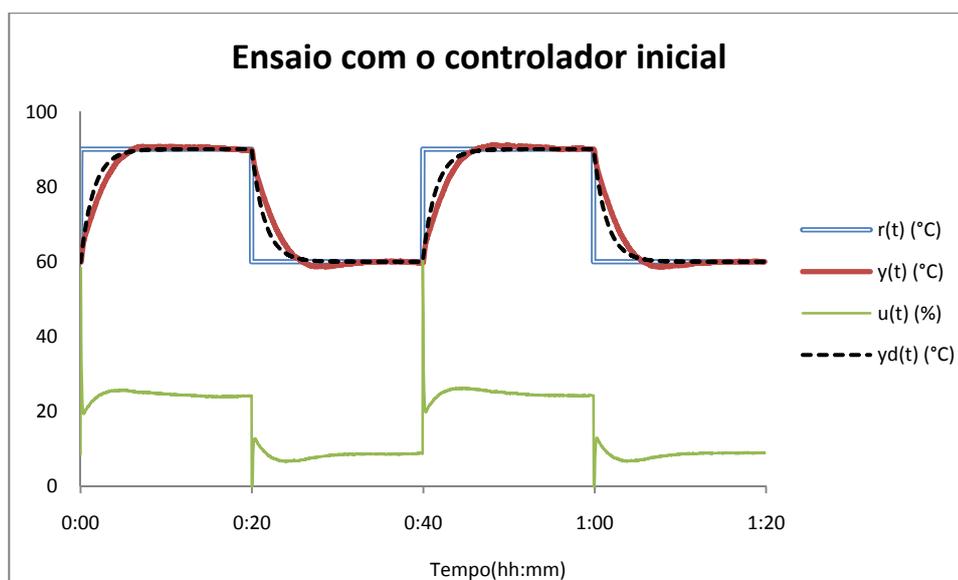


Figura 35 – Ensaio com o controlador inicial ρ_0 .

O custo obtido no ensaio da Figura 35 é dado a seguir por:

$$J(\rho_0) = 3,7708^{\circ}\text{C}^2.$$

Conforme (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 1997) o período de amostragem deve ser tal que garanta entre 4 e 10 amostras dentro de uma constante de tempo aproximada. O período definido na subseção 5.1.1 é de 15 segundos, o que garante 4 amostras por constante de tempo aproximada quando o sistema em malha fechada for igual ao modelo de referência. Já que o sistema em malha fechada com o controlador inicial tem constante de tempo aproximada maior do que o modelo de referência, utilizar 15 segundos como período de amostragem é suficiente.

O passo de evolução de ρ é determinado conforme descrito na seção 2.8 com valor inicial de $k = 0,1$. Este valor foi determinado empiricamente por mostrar-se conveniente tanto nos ensaios simulados como nos ensaios práticos, pois garante que a ordem de grandeza de $\|\rho_i - \rho_{i-1}\|_2$ será próxima de 10% de $\|\rho_{i-1}\|_2$.

5.3.1 Ensaio IFT I

Este experimento foi realizado utilizando-se um degrau de 50 a 100°C como sinal de referência com duração de 20 minutos e período de amostragem de 15 segundos.

A implementação se deu conforme descrito na seção 3.2, onde são utilizadas as saídas do primeiro e do segundo experimento. A saída do primeiro experimento é necessária para calcular o erro em relação ao modelo de referência. Este procedimento é feito durante a aquisição do primeiro experimento, portanto não há necessidade de se guardar a saída do modelo de referência. Sendo assim, são necessárias somente 40 amostras do erro em relação ao modelo de referência e 40 amostras com a saída do segundo experimento, totalizando 80 amostras por iteração.

A evolução do custo do primeiro experimento de cada iteração é apresentada a seguir pela Figura 36, onde se observa que houve convergência estocástica para um custo mínimo.

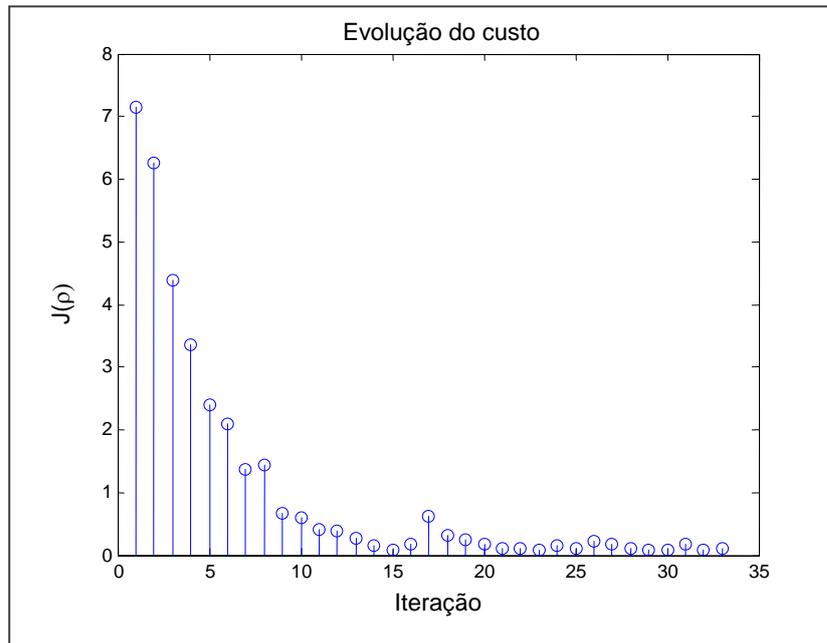


Figura 36 – Evolução custo no Ensaio IFT I.

O menor custo foi obtido na iteração de número 29. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_{29} = \begin{bmatrix} 0,752 \\ 0,080 \\ 0,008 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 12,7 \% \\ 0,43 \text{ rep./min} \\ 0,16 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (61)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (61) pode ser observado na Figura 37, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

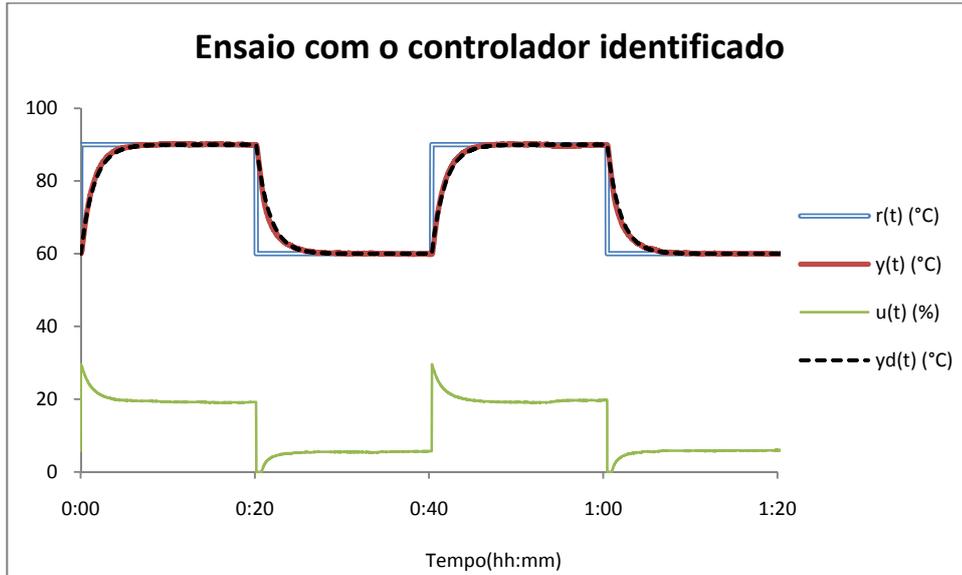


Figura 37 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio IFT I.

O custo obtido no ensaio da Figura 37 é dado a seguir por:

$$J(\rho_{29}) = 0,2351^{\circ}\text{C}^2.$$

5.3.2 Ensaio IFT II

Este experimento foi realizado utilizando-se um período de onda quadrada de 50 a 100°C como sinal de referência com duração de 20 minutos e período de amostragem de 15 segundos. O número de amostras necessárias é o mesmo do Ensaio IFT I.

A evolução do custo do primeiro experimento de cada iteração é mostrada a seguir na Figura 38, onde se observa convergência estocástica para um custo mínimo.

O menor custo foi obtido na iteração de número 33. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_{33} = \begin{bmatrix} 0,801 \\ 0,074 \\ 0,262 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 11,9 \% \\ 0,37 \text{ rep./min} \\ 4,90 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (62)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (62) pode ser observado na Figura 39, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

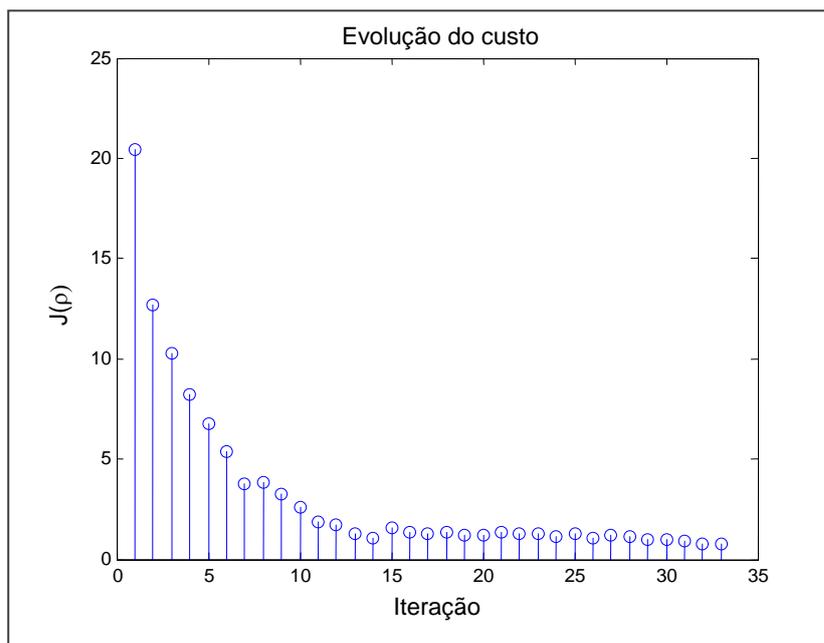


Figura 38 – Evolução custo no Ensaio IFT II.

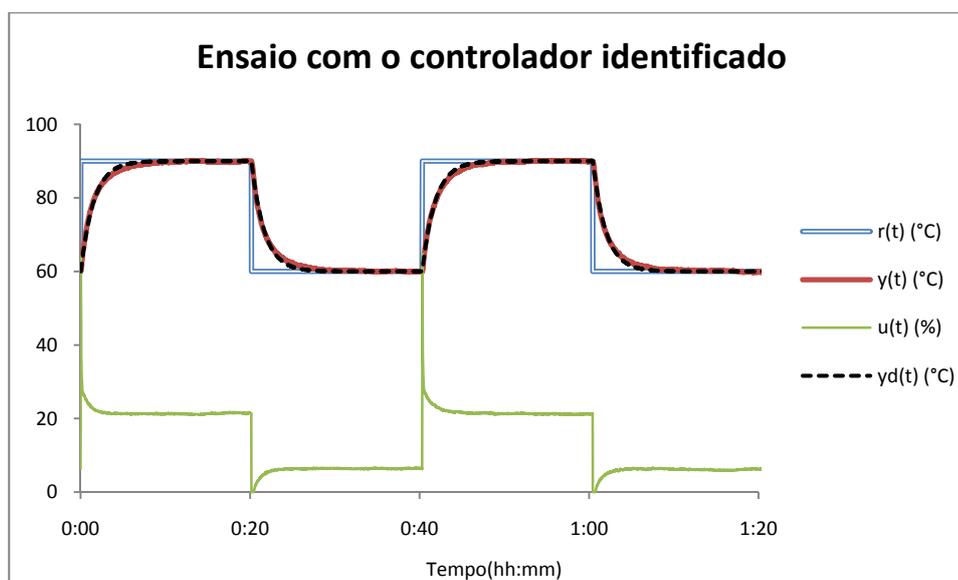


Figura 39 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio IFT II.

O custo obtido no ensaio da Figura 39 é dado a seguir por:

$$J(\rho_{33}) = 0,2368^{\circ}\text{C}^2.$$

5.4 ENSAIOS COM ICBT

O vetor de parâmetros inicial e o passo de evolução de ρ são os mesmos utilizados nos ensaios com IFT.

5.4.1 Ensaio ICbT I

Este experimento determina a variável instrumental conforme (46) e a matriz $Q(\rho_i)$ conforme descrito por (37), o que implica na utilização do processo identificado descrito por (53).

Cada iteração é composta pela resposta a um degrau de 50 a 100°C com duração de 20 minutos e período de amostragem de 15 segundos. Esta implementação demandará somente a amostragem da saída do processo, totalizando 80 amostras por iteração.

A evolução do custo ao longo das iterações é mostrada a seguir na Figura 40.

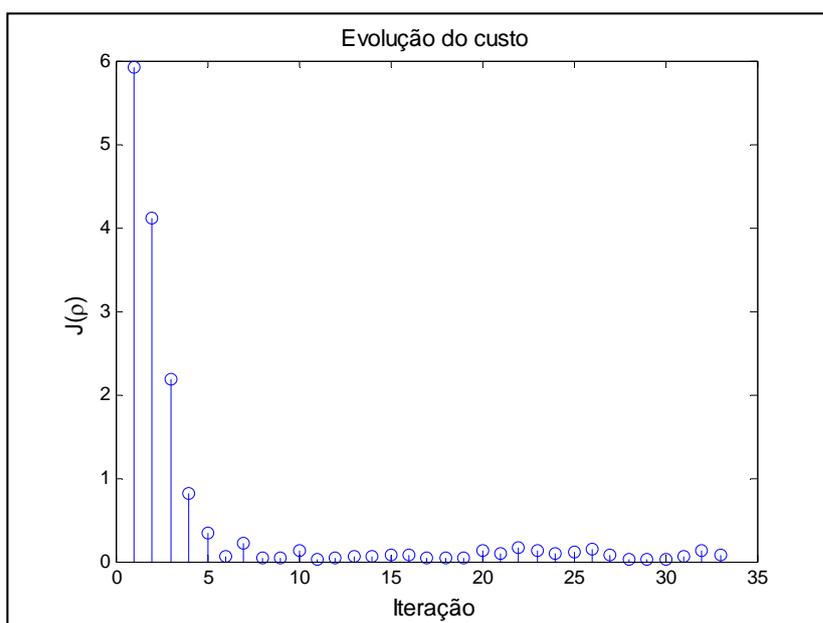


Figura 40 – Evolução custo no Ensaio ICbT I.

Observa-se na Figura 40 que houve convergência estocástica para um mínimo, em torno do qual o custo oscilou nas últimas 20 iterações.

O menor custo foi obtido na iteração de número 29. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_{29} = \begin{bmatrix} 0,688 \\ 0,078 \\ 0,127 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 13,8 \% \\ 0,46 \text{ rep./min} \\ 2,8 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (63)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (63) pode ser observado na Figura 41, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

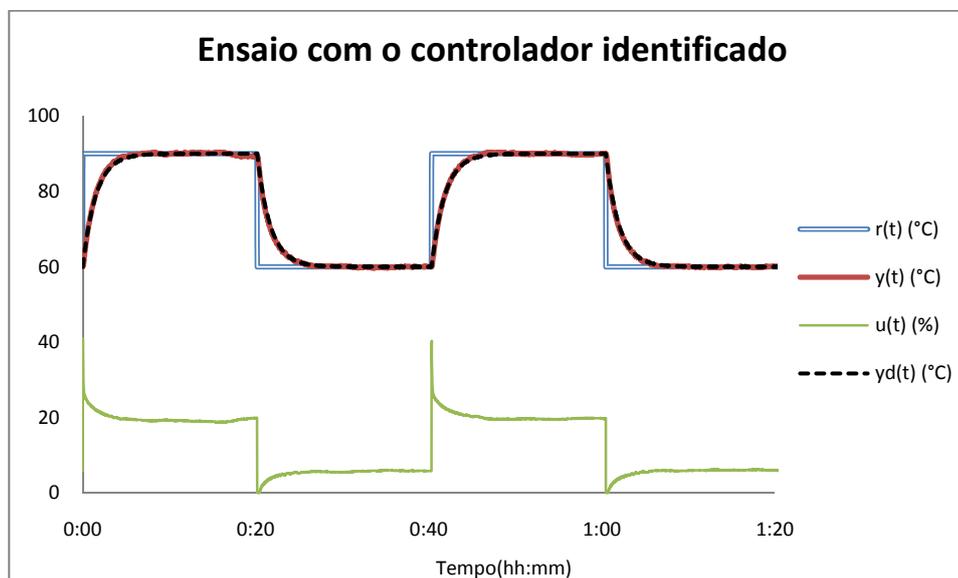


Figura 41 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT I.

O custo obtido no ensaio da Figura 41 é dado a seguir por:

$$J(\rho_{29}) = 0,0965^{\circ}\text{C}^2.$$

5.4.2 Ensaio ICbT II

Este experimento foi realizado nos mesmos moldes do Ensaio ICbT I diferindo-se somente pelo sinal de referência que neste caso é um período de onda quadrada com duração de 20 minutos e excursão de 50 a 100°C.

Esta implementação demandará somente a amostragem da saída do processo, totalizando 80 amostras por iteração.

A evolução do custo ao longo das iterações é mostrada a seguir na Figura 42 onde observa-se que houve convergência estocástica para um mínimo.

O menor custo foi obtido na sexta iteração. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_6 = \begin{bmatrix} 0,7381 \\ 0,0774 \\ 0,6219 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 12,9 \% \\ 0,42 \text{ rep./min} \\ 12,6 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (64)$$

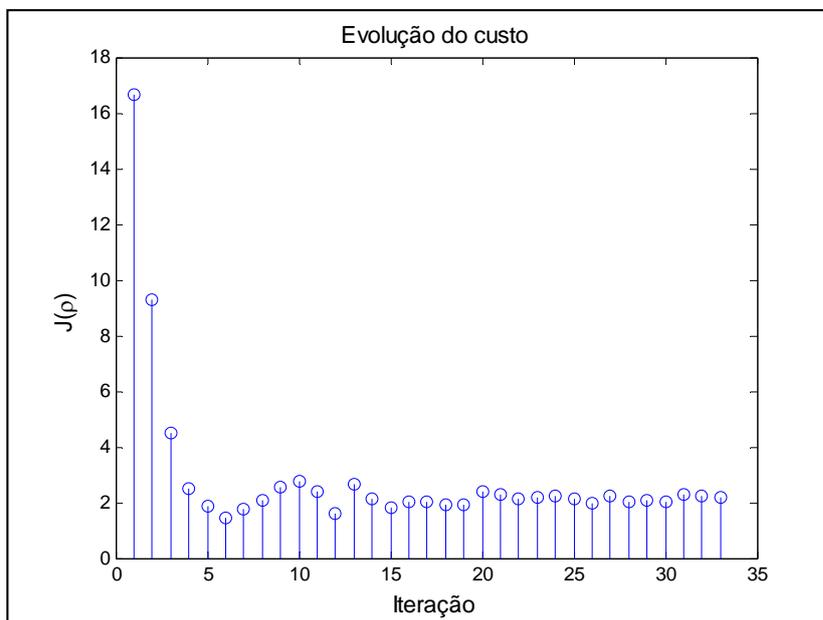


Figura 42 – Evolução custo no Ensaio ICbT II.

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (64) pode ser observado na Figura 43, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

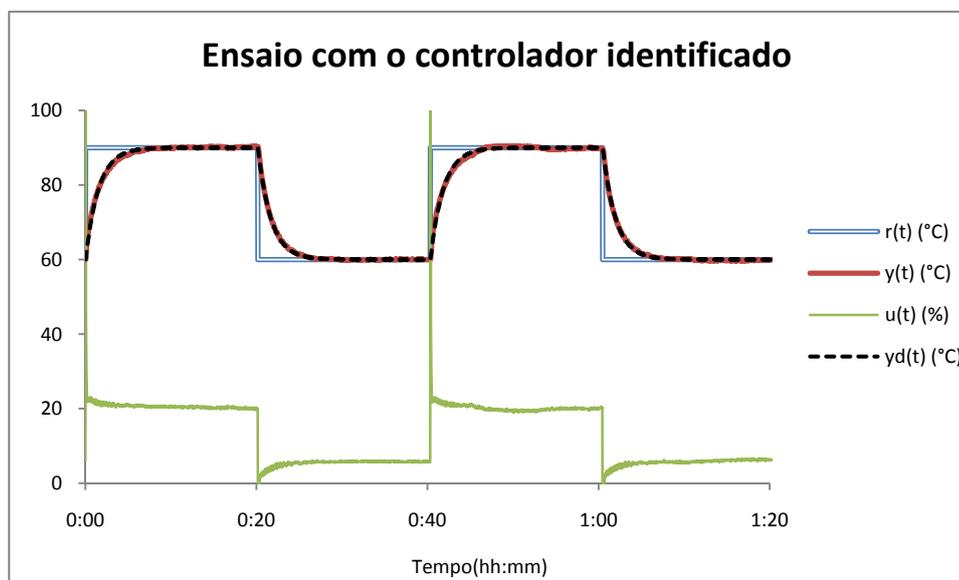


Figura 43 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT II.

O custo obtido no ensaio da Figura 43 é dado a seguir por:

$$J(\rho_6) = 0,1297^\circ\text{C}^2.$$

5.4.3 Ensaio ICbT III

A variável instrumental utilizada neste experimento foi determinada conforme (45) e a matriz $Q(\rho_i)$ foi definida como a matriz identidade. Dessa forma não é necessária a utilização do processo identificado descrito por (53).

Cada iteração é composta pela resposta a um degrau de 50 a 100°C com duração de 20 minutos e período de amostragem de 15 segundos. Esta implementação demandará somente a amostragem da saída do processo, totalizando 80 amostras por iteração.

A evolução do custo ao longo das iterações é mostrada a seguir na Figura 44 onde se observa que não houve a mesma monotonicidade dos experimentos anteriores no que diz respeito à convergência para o mínimo da função custo. Este cenário contribui para uma redução rápida do passo de evolução do vetor de parâmetros, descrito na seção 2.8. A partir da iteração de número 20 a constante do passo de evolução de ρ estava com o valor $k = 0,0000977$. Portanto, a partir da iteração 21 a constante k teve seu valor reiniciado para o valor inicial, ou seja, $k = 0,1$. Mesmo assim, na iteração de número 40 a constante já estava com o valor $k = 0,000781$. O comportamento da constante k ao longo das iterações é mostrado a seguir na Figura 45.

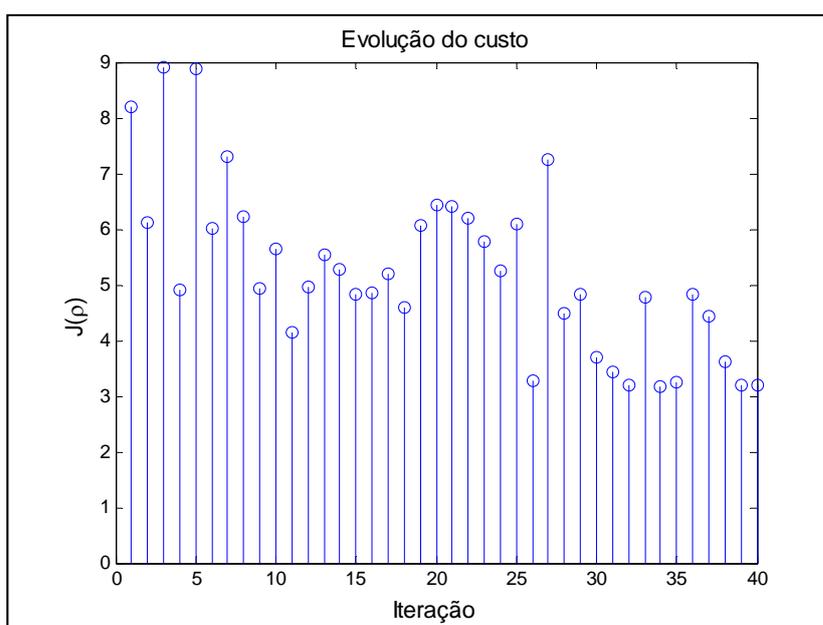


Figura 44 – Evolução custo no Ensaio ICbT III.

Observa-se na Figura 44 que a convergência em direção ao mínimo foi muito lenta e não foi observada convergência estocástica para o mínimo da função custo mesmo depois de 40 iterações. Para fins de comparação o vetor de parâmetros que resultou no menor custo obtido nas iterações será utilizado para a geração do experimento padrão.

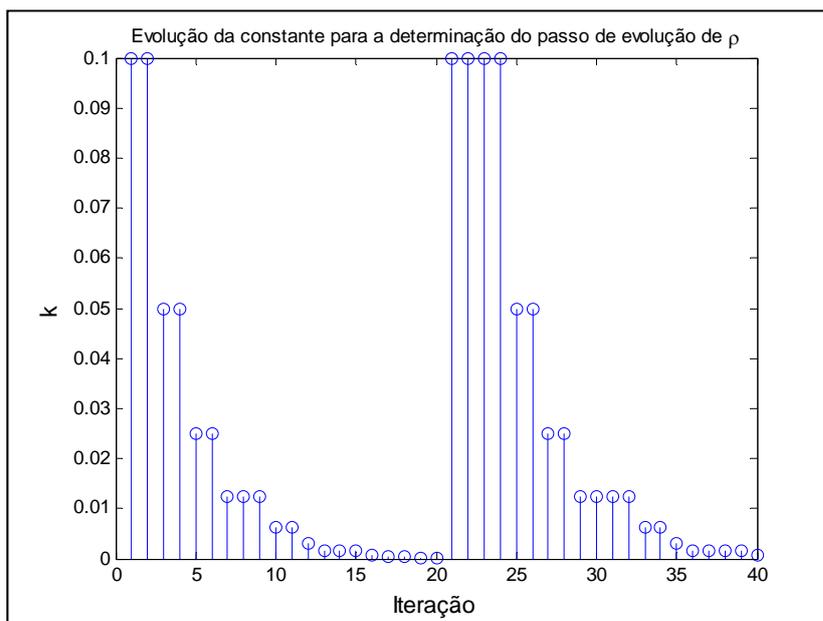


Figura 45 – Evolução da constante k no Ensaio ICbT III.

O menor custo foi obtido na iteração de número 34. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_{34} = \begin{bmatrix} 0,4371 \\ 0,0726 \\ 0,4583 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52), pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 21,8 \% \\ 0,66 \text{ rep./min} \\ 15,7 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (65)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (65) pode ser observado na Figura 46, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

O custo obtido no ensaio da Figura 46 é dado a seguir por:

$$J(\rho_{34}) = 1,8515^\circ\text{C}^2.$$

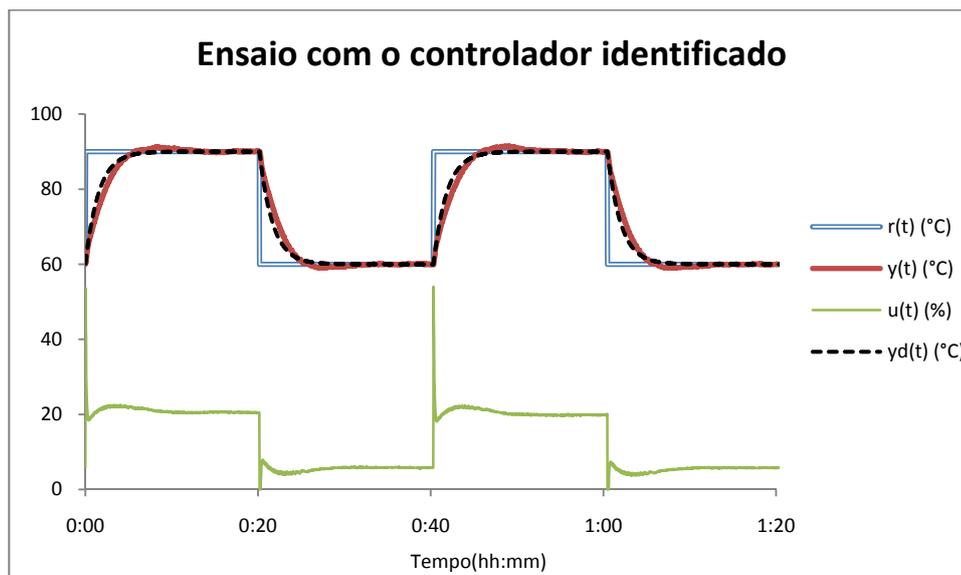


Figura 46 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT III.

5.4.4 Ensaio ICbT IV

Este experimento foi realizado nos mesmos moldes do Ensaio ICbT III diferenciando-se somente pelo sinal de referência que neste caso é um período de onda quadrada com duração de 20 minutos e excursão de 50 a 100°C.

A evolução do custo ao longo das iterações é mostrada a seguir na Figura 47.

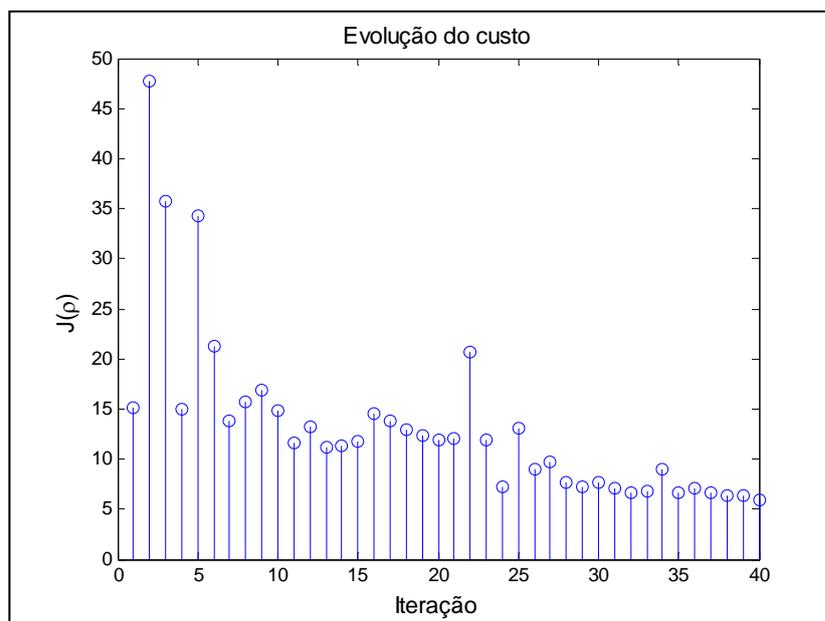


Figura 47 – Evolução custo no Ensaio ICbT IV.

Observa-se na Figura 47 que nas primeiras iterações houve oscilação no custo. Estas oscilações contribuíram para uma redução rápida do passo de evolução do vetor de parâmetros, descrito na seção 2.8. O valor da constante k teve seu valor praticamente

anulado a partir da iteração de número 16. A partir da iteração 21 a constante k teve seu valor reiniciado para o valor $k = 0,1$. Mesmo assim, na iteração de número 40 a constante já estava com o valor $k = 0,000781$. O comportamento da constante k é mostrado a seguir na Figura 48.

O menor custo foi obtido na iteração de número 40. O vetor de parâmetros que gerou este custo é dado por:

$$\rho_{40} = \begin{bmatrix} 0,4889 \\ 0,0676 \\ 0,3966 \end{bmatrix}$$

que, utilizando as relações definidas em (52) e saturando em zero o termo negativo, pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 19,5 \% \\ 0,55 \text{ rep./min} \\ 12,2 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (66)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (66) pode ser observado na Figura 49, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

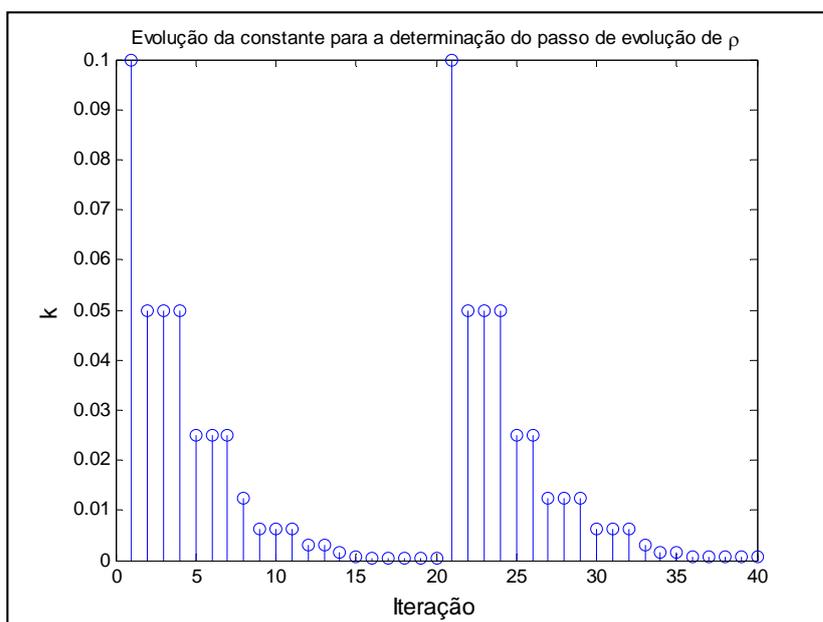


Figura 48 – Evolução da constante k no Ensaio ICbT IV.

O custo obtido no ensaio da Figura 49 é dado a seguir por:

$$J(\rho_{40}) = 1,7831^\circ\text{C}^2.$$

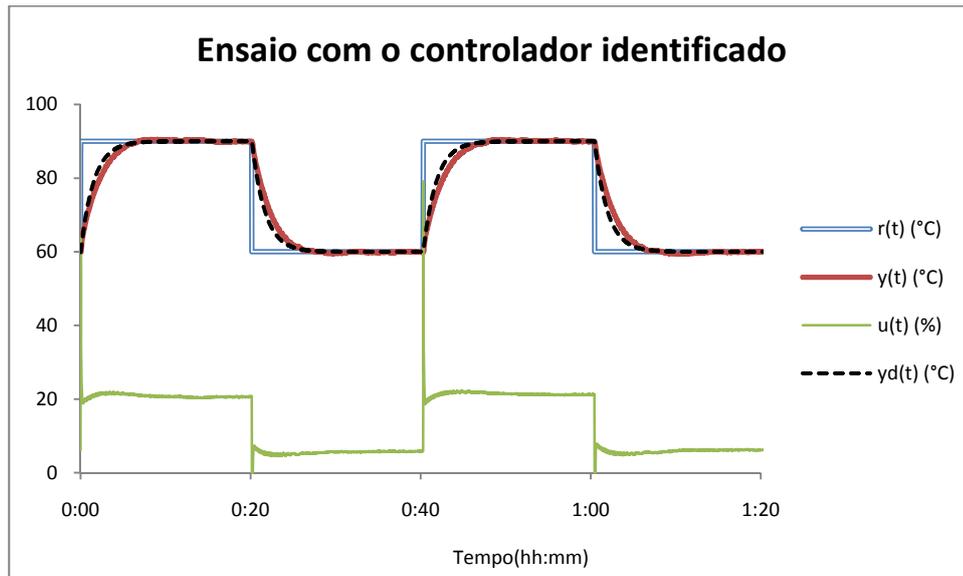


Figura 49 – Ensaio com o controlador obtido no Ensaio ICbT IV.

5.5 EXEMPLO DE CONTROLE BASEADO EM MODELO DO PROCESSO

A seguir será determinado analiticamente um controlador com base no processo identificado descrito por (53). O vetor de parâmetros obtido é dado a seguir por:

$$\rho = \begin{bmatrix} 0,855 \\ 0,500 \\ 0,258 \end{bmatrix},$$

que, utilizando as relações definidas em (52) pode ser reescrito como:

$$\begin{bmatrix} Pb \\ Ir \\ Td \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 11,1 \% \\ 0,58 \text{ rep./min} \\ 18,1 \text{ s} \end{bmatrix}. \quad (67)$$

O ensaio padrão utilizando o vetor de parâmetros definido em (67) pode ser observado na Figura 50, onde também é observada a saída desejada representada por $y_d(t)$, cujo comportamento é definido por (54).

O custo obtido no ensaio da Figura 50 é dado a seguir por:

$$J(\rho) = 1,9215^\circ\text{C}^2.$$

Este estudo não tem o objetivo de traçar comparativos entre os resultados de métodos de ajuste baseado em dados e métodos de ajuste baseado em modelo. Este exemplo foi gerado a fim de justificar que os métodos como o VRFT e ICbT, que utilizam a identificação do processo para a geração de variável instrumental, possuem menor dependência da qualidade do modelo utilizado e da identificação do processo propriamente dita. Uma evidência disso são os resultados obtidos através destes métodos.

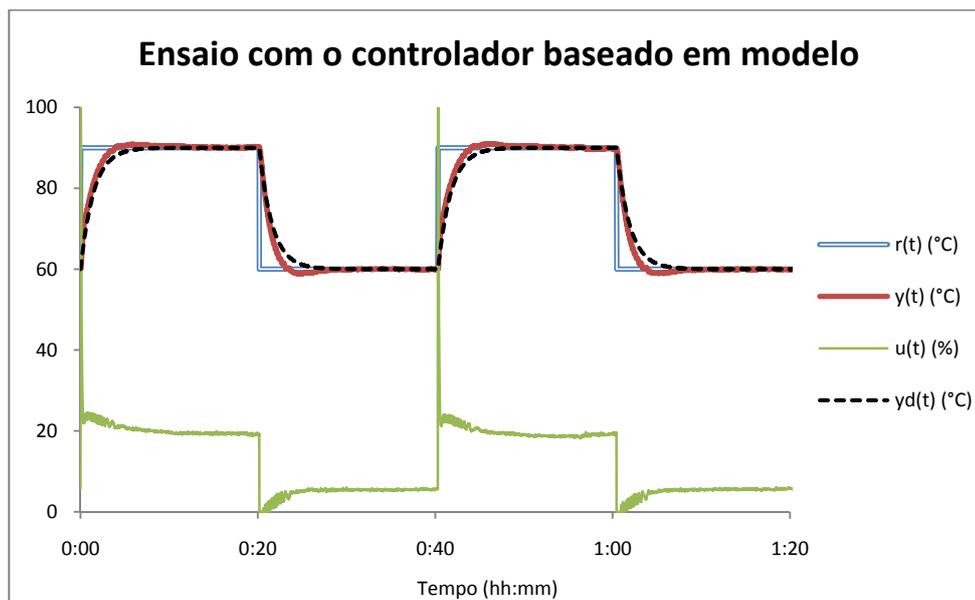


Figura 50 – Ensaio com o controlador obtido através do controlador baseado em modelo do processo.

5.6 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS

O objetivo desta seção é estabelecer uma comparação entre os métodos e definir uma relação custo benefício. Contudo, as comparações entre estes métodos não podem ser feitas de forma direta. Isto porque tratam-se de métodos com propósitos e implementações diferentes. Em alguns experimentos nem mesmo o número de amostras utilizado pôde ser mantido dentro de um padrão – vide subseção 5.2.3 para mais detalhes.

No entanto, ainda é possível traçar alguns comparativos em função do custo $J(\rho)$ obtido no ensaio padrão descrito na subseção 5.2.1 e o número de amostras utilizado, cujos valores são mostrados a seguir na Tabela 1. Nesta tabela há uma síntese dos resultados obtidos em cada experimento, onde aparece o custo obtido no experimento padrão, o número de amostras, a quantidade de iterações em cada experimento e o tamanho de cada amostra. Este último refere-se a quantas variáveis são adquiridas a cada período de amostragem. Na última coluna da Tabela 1 está o produto do número total de amostras pelo custo obtido no ensaio padrão.

Visto que a relação sinal de excitação/ruído é grande, então a influência que a minimização de $J_e(\rho)$ terá sobre o vetor de parâmetros final será pequena. Sendo assim, será considerado que neste caso o critério de desempenho minimizado pelo IFT aproxima-se de $J_y(\rho)$ o suficiente para que os resultados obtidos através deste método possam ser comparados com aqueles obtidos através do VRFT e ICbT.

O Ensaio ICbT I resultou em um controlador tal que o custo $J(\rho_{29})$ atingiu o menor custo entre os experimentos. Este método nunca resultará em um custo menor do que a variância do ruído (BAZANELLA, 2008). Sendo assim pode-se concluir que o ruído presente neste processo tem variância menor ou igual ao custo obtido no Ensaio ICbT I.

Se o custo do ensaio padrão for utilizado como critério de avaliação entre os resultados pode-se dizer que o ICbT gerou o melhor resultado através do Ensaio ICbT I.

Tabela 1 – Resumos dos Resultados Obtidos nos Experimentos Práticos.

Experimento	Custo obtido no ensaio padrão	Amostras (N)	Iterações (j)	Tamanho da amostra (n)	$N * i * n * J(\rho)$
VRFT I	$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,2857^{\circ}\text{C}^2$	80	1	2	45,71
VRFT II	$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,1821^{\circ}\text{C}^2$	80	1	2	29,14
VRFT III	$J(\hat{\rho}^{IV}) = 0,3158^{\circ}\text{C}^2$	120	1	2	75,79
IFT I	$J(\rho_{29}) = 0,2351^{\circ}\text{C}^2$	80	33	1	620,66
IFT II	$J(\rho_{33}) = 0,2368^{\circ}\text{C}^2$	80	33	1	625,15
ICbT I	$J(\rho_{29}) = 0,0965^{\circ}\text{C}^2$	80	33	1	254,76
ICbT II	$J(\rho_6) = 0,1297^{\circ}\text{C}^2$	80	33	1	342,41
ICbT III	$J(\rho_{34}) = 1,8515^{\circ}\text{C}^2$	80	40	1	5924,8
ICbT IV	$J(\rho_{40}) = 1,7831^{\circ}\text{C}^2$	80	40	1	5705,92

Contudo, se forem somadas todas as amostras de todas as iterações do Ensaio ICbT I, verifica-se que o número de amostras foi consideravelmente maior do que aqueles utilizados nos experimentos com VRFT. Outro critério de avaliação pode considerar que a eficiência do resultado deve estar vinculada ao custo obtido e ao número de amostras necessárias. Neste caso o método mais eficiente deverá gerar o menor custo com o menor número de amostras. Observa-se que este critério é inversamente proporcional ao custo e ao número de amostras. Pode-se, portanto, determinar um indicador composto pelo produto do custo pelo número total de amostras onde o menor resultado aponta para a melhor eficiência. Sob este critério o VRFT gerou o melhor resultado através do Ensaio VRFT II, como pode ser observado na última coluna da Tabela 1. Pode parecer que a comparação não é justa por estar-se utilizando todas as iterações dos ensaios com os métodos iterativos. Entretanto está claro que os métodos iterativos somente gerariam indicadores (última coluna da Tabela 1) da mesma ordem de grandeza daqueles obtidos com o VRFT se a convergência estocástica fosse observada na iteração de número 4.

Outro critério de interesse para avaliar um método de ajuste é a quantidade de distúrbio que este insere no processo. Neste quesito tanto o VRFT como o ICbT têm vantagem, visto que podem utilizar a própria operação do processo como experimento para a aplicação de seus algoritmos. Já o IFT, que embora possa utilizar sinais característicos da operação do processo no primeiro experimento, impõe ao processo uma perturbação no segundo experimento que dificilmente poderá ser enquadrada como sinal de operação. Seguindo

este critério o VRFT gerou o melhor resultado com menos amostras através do Ensaio VRFT II.

6 CUSTO COMPUTACIONAL

O objetivo deste capítulo é o de estimar a quantidade de recursos computacionais necessários para a implementação e execução dos algoritmos dos métodos de ajuste estudados neste trabalho. Além dos recursos computacionais pretende-se também estimar o tempo necessário para a execução destes algoritmos.

A quantidade de memória de dados necessária exclusivamente para a alocação dos dados do algoritmo sempre será a mesma, independente do tipo de processador utilizado. Já no caso da quantidade de memória de programa e do tempo de execução, esta dependência é forte. Vários fatores implicam na quantidade de memória de programa necessária como, por exemplo, o compilador utilizado e o nível de otimização selecionado. Já o tempo de execução, embora dependa fortemente do processador utilizado, pode ser estimado em função da quantidade de operações matemáticas envolvidas. Como a parcela mais significativa do processamento destes algoritmos é devida a operações matemáticas, seu tempo de execução pode ser avaliado pelo tempo necessário para executar todas as respectivas operações matemáticas.

A seguir o custo computacional de cada um dos algoritmos será determinado em função da quantidade de memória de dados e número de operações matemáticas. Em seguida, a quantidade de memória de programa e o tempo de execução serão determinados através de um estudo de caso utilizando um processador de baixo custo.

6.1 DETERMINAÇÃO DA MEMÓRIA DE DADOS E QUANTIDADE DE OPERAÇÕES MATEMÁTICAS

Este trabalho não tem a pretensão de afirmar que as implementações dos métodos foram feitas da forma mais otimizada possível. Portanto os valores a seguir apresentados são somente uma estimativa da quantidade de operações matemáticas demandada pelos métodos de ajuste estudados.

Os algoritmos utilizados nos ensaios foram implementados em linguagem C e o seu custo computacional foi medido em número de operações matemáticas e quantidade de memória de dados necessária. Por enquanto está-se abstraindo o formato numérico, que será explorado mais adiante através de um estudo de caso.

Alguns métodos necessitam identificar o processo a fim de determinar variáveis instrumentais. Esta identificação não necessita ser feita a cada iteração sendo, portanto, tratada isoladamente. Seu custo computacional é descrito a seguir na Tabela 2. Na Tabela 3 é apresentado o custo do método VRFT. Tanto no caso da Tabela 2 como no da Tabela 3 está sendo considerado que o algoritmo é aplicado após a aquisição de todos os dados necessários. Alternativamente, a aplicação do algoritmo pode ser feita à medida que os dados são coletados. Neste caso bastaria manter um histórico de 2 amostras para a entrada e de 3 para a saída. Seriam necessárias somente 22 posições de memória para a identificação e 37 para o VRFT. O número de operações matemáticas por aquisição seria determinado pelas parcelas do algoritmo cujo número de operações matemáticas está multiplicando N , considerando $N=1$. As parcelas independentes do número de amostras são

sempre executadas após processar todos os dados amostrados, independente do algoritmo ter sido executado à medida que os dados são coletados ou não.

Tabela 2 – Custo computacional da Identificação do processo.

Algoritmo		Identificação do processo
Memória		$17 + 2 N$
Operações matemáticas $P = (X^T X)^{-1} X^T Y$	$a = (X^T X)$	$12 N$
	$b = a^{-1}$	71
	$c = X^T Y$	$6 N$
	$P = b c$	18
	Total	$89 + 18 N$

Tabela 3 – Custo computacional do Algoritmo do VRFT.

Algoritmo		VRFT
Memória		$32 + 2 N$
Operações matemáticas $\hat{\rho}^{IV} = \left[\sum_{t=1}^N \zeta(t)^T \varphi(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi(t)^T \bar{u}(t)$	$\zeta(t)$	$12 N$
	$\varphi(t)$	$7 N$
	$a = \sum_{t=1}^N \zeta(t)^T \varphi(t)$	$18 N$
	$inv(a) = [a]^{-1}$	71
	$b = \sum_{t=1}^N \varphi(t)^T \bar{u}(t)$	$6 N$
	$\hat{\rho}^{IV} = inv(a)b$	18
	Total	$89 + 43 N$

O custo computacional de uma iteração do método IFT é mostrado a seguir na Tabela 4. Observa-se que nesta implementação o número total de amostras é dividido entre os dois experimentos requeridos pelo método. Trabalha-se, portanto, com vetores do tamanho $N/2$.

Tabela 4 – Custo computacional do Algoritmo do IFT.

Algoritmo		IFT
Memória requerida		$34 + N/2$
Operações matemáticas por iteração $\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i R_i^{-1} \left(\frac{\partial \hat{J}(\rho_i)}{\partial \rho} \right),$ $\frac{\partial \hat{J}(\rho)}{\partial \rho} = \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N \tilde{y}(t, \rho) \text{est} \left[\frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right] \right]$	$v = \tilde{y}(t, \rho)$	$6 N/2$
	$w = \text{est} \left[\frac{\partial \tilde{y}(t, \rho)}{\partial \rho} \right]$	$6 + 23 N/2$
	$c = \frac{\partial \hat{J}(\rho)}{\partial \rho} = \frac{1}{N} \left[\sum_{t=1}^N v w \right]$	$3 + 6 N/2$
	$b = R_i^{-1}$	$77 + 12 N/2$
	$a = \gamma_i$	$15 + 2 N/2$
	$\rho_{i+1} = \rho_i - a b c$	21
Total		$122 + 49 N/2$

O Ensaio ICbT I e o Ensaio ICbT II utilizaram a implementação do ICbT conforme (46) e a matriz $Q(\rho_i)$ conforme descrito por (37). O custo computacional de uma iteração desta implementação é apresentado a seguir na Tabela 5.

Já o Ensaio ICbT III e o Ensaio ICbT IV utilizaram uma versão simplificada do algoritmo, determinada conforme (45) com matriz $Q(\rho_i)$ definida como a matriz identidade. Esta versão do ICbT será referida apenas por ICbT simples, cujo custo computacional de uma iteração é mostrado a seguir na Tabela 6.

No caso da Tabela 5 e da Tabela 6 está sendo considerado que o algoritmo é aplicado após a aquisição de todos os dados necessários. Alternativamente, a aplicação do algoritmo pode ser feita à medida que os dados são coletados. Neste caso seriam necessárias somente 72 posições de memória para o algoritmo da Tabela 5 e 11 posições de memória para o da Tabela 6. O número de operações matemáticas por aquisição seria determinado pelas parcelas do algoritmo cujo número de operações matemáticas está multiplicando N , considerando $N=1$. As parcelas independentes do número de amostras são sempre executadas após processar todos os dados amostrados, independente do algoritmo ter sido executado à medida que os dados são coletados ou não.

Tabela 5 – Custo computacional do Algoritmo do ICbT-DO.

Algoritmo		ICbT-DO
Memória requerida		$72 + N$
Operações matemáticas por iteração $\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i [Q(\rho_i)]^{-1} f(t, \rho)$ $f(t, \rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \rho) \varepsilon(t, \rho)$	$v = \varepsilon(t, \rho)$	N
	$w = \zeta(t, \rho)$	$8 + 31 N$
	$c = f(t, \rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N w v$	$3 + 6 N$
	$b = Q(\rho_i)^{-1}$	$88 + 44 N$
	$a = \gamma_i$	$15 + 2 N$
	$\rho_{i+1} = \rho_i - a b c$	21
Total		$135 + 84 N$

Tabela 6 – Custo computacional do Algoritmo do ICbT simples.

Algoritmo		ICbT (simples)
Memória requerida		$11 + N$
Operações matemáticas por iteração $\rho_{i+1} = \rho_i - \gamma_i f(t, \rho)$ $f(t, \rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \rho) \varepsilon(t, \rho)$	$v = \varepsilon(t, \rho)$	N
	$w = \zeta(t, \rho)$	$5 N$
	$c = f(t, \rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N w v$	$3 + 6 N$
	$a = \gamma_i$	$15 + 2 N$
	$\rho_{i+1} = \rho_i - a c$	6
	Total	

6.2 DETERMINAÇÃO DA MEMÓRIA DE PROGRAMA E ESTIMATIVA DO TEMPO DE EXECUÇÃO

Tanto o tempo de execução como a quantidade de memória de programa necessária para a implementação de qualquer um dos algoritmos descritos na seção 6.1 dependerá do tipo de microcontrolador utilizado. Sendo assim, sua estimativa se dará através de um estudo de caso.

Uma vez escolhido um microcontrolador, a quantidade de memória de programa é determinada compilando os algoritmos utilizados para este microcontrolador.

Considere que as operações matemáticas utilizadas na implementação dos métodos de ajuste são todas realizadas utilizando ponto flutuante de precisão simples. Neste caso o tempo de execução dos algoritmos é composto principalmente pela execução das operações matemáticas. Sendo assim, uma aproximação razoável pode ser obtida através do tempo que este microcontrolador leva para executar somente as operações matemáticas envolvidas. Neste caso basta especificar quantas operações matemáticas serão executadas em cada algoritmo. Informação que pode ser obtida na seção 6.1 especificando-se apenas o número de amostras e, no caso dos métodos iterativos, também o número de iterações.

Para este estudo de caso foi escolhida a família de microcontroladores de baixo custo e alto desempenho PIC24H (MICROCHIP, 2005). Todos os microcontroladores desta família podem operar na mesma velocidade, portanto não será elegido um microcontrolador específico.

Considere uma aplicação dos métodos sobre um processo qualquer onde $N = 80$ e os métodos iterativos utilizam 33 iterações. A quantidade de memória de dados e o número de operações matemáticas necessárias estão a seguir na Tabela 7.

Tabela 7 – Memória de dados e operações matemáticas (N=80; 33 iterações).

	Identificação		Algoritmo do método (por iteração)		Identificação e todas as iterações	
	Memória	Operações matemáticas	Memória	Operações matemáticas	Memória	Operações matemáticas
VRFT	22	1529	37	3529	59	117986
IFT	-	-	54	2082	54	68706
ICbT-DO	22	1529	72	6855	94	227744
ICbT (simples)	-	-	11	1144	11	37752

O tempo de execução de cada uma das operações matemáticas em um microcontrolador da família PIC24H, quando utilizada a respectiva biblioteca matemática, é medido em número de ciclos (gerando dependência da velocidade de operação) conforme a

Tabela 8 (MICROCHIP, 2005). Observa-se, contudo, que o número de ciclos é diferente para cada uma das operações matemáticas apresentadas. Isso implica em determinar a quantidade de operações matemáticas para cada um dos algoritmos discriminando o tipo de operação matemática. Estas quantidades estão listadas a seguir na Tabela 9, onde o número de operações refere-se a uma iteração do método.

Tabela 8 – Número de ciclos necessários para executar operações matemáticas em ponto flutuante nos processadores da família PIC24H.

Operação	Ciclos
Adição	122
Subtração	124
Multiplicação	109
Divisão	361
Raiz quadrada	492

Tabela 9 – Número de operações matemáticas discriminadas em tipo de operação.

	Identificação	VRFT	IFT	ICbT-DO	ICbT (simples)
Adições	$17 + 5 N$	$17 + 14 N$	$20 + 12 N/2$	$24 + 15 N$	$4 + 4 N$
Subtrações	$11 + 4 N$	$11 + 10 N$	$17 + 13 N/2$	$17 + 27 N$	$3 + 3 N$
Multiplicações	$60 + 9 N$	$60 + 17 N$	$71 + 21 N/2$	$77 + 42 N$	$10 + 7 N$
Divisões	1	$1 + 2 N$	$13 + 3 N/2$	16	6
Raiz quadrada	0	0	1	1	1

Combinando as informações da Tabela 8 e da Tabela 9 pode-se determinar o número total de ciclos necessários para executar todas as operações matemáticas dos algoritmos. Seus valores são apresentados a seguir na Tabela 10.

A velocidade de processamento de um microcontrolador é medida em milhões de instruções por segundo (MIPS). Será considerado neste exemplo que o processador estará configurado para operar a 20 MIPS². A última coluna da Tabela 10 apresenta o tempo

² Nesta família de microcontroladores praticamente todas as instruções são executadas em um único ciclo, portanto a informação MIPS equivale a milhões de ciclos por segundo.

necessário para a execução das operações matemáticas necessárias ao tratamento de cada uma das amostras à medida que estas são adquiridas. A coluna *Tempo de execução total* refere-se à estimativa do tempo de execução de todas as operações matemáticas do algoritmo durante uma iteração. Este tempo é composto pelo somatório da estimativa do tempo necessário para o tratamento de cada amostra acrescido da estimativa do tempo necessário para as demais etapas do algoritmo.

A quantidade de memória de programa necessária para a implementação de cada um dos algoritmos também é apresentada na Tabela 10. Estas quantidades foram determinadas através da compilação individual dos códigos em linguagem C de cada um dos algoritmos. O ambiente utilizado foi o MPLAB versão 8.30 (MICROCHIP, 2009a) e o compilador MPLAB C30 (MICROCHIP, 2009b) sem nenhum tipo de otimização habilitada.

Tabela 10 – Número de ciclos e tempo de execução e memória de programa dos algoritmos utilizados.

	Memória de programa ³	Ciclos	Tempo de execução total @ 20 MIPS (ms)	Tempo de execução/amostra @ 20 MIPS (μs)
Identificação	4917	177299	8,86	104,4
VRFT	6093	452179	22,61	276,2
IFT	7911	146432	7,32	161,2
ICbT-DO	10395	800177	40,01	487,8
ICbT (simples)	4539	134448	6,72	81,15

Através dos dados da Tabela 7 e da Tabela 10 observa-se que a quantidade de memória de dados e o tempo de execução dos algoritmos são compatíveis com o mais simples microcontrolador da família PIC24H. Entretanto, no quesito memória de programa, o espaço de código requerido pelos métodos somente seria compatível com o microcontrolador mais simples da família PIC24H se o microcontrolador fosse utilizado exclusivamente para a execução dos algoritmos. Fato que não acontece quando se trata de um controlador PID industrial.

Ainda de acordo com os dados da Tabela 10, o tempo de execução estimado para os algoritmos utilizados neste estudo de caso é da ordem de poucos milissegundos. Considerando processos industriais cujas constantes de tempo são da ordem de segundos, minutos ou até mesmo horas, este tempo de execução é insignificante.

³ Além da memória de programa necessária para o respectivo algoritmo, neste espaço também constam os recursos da biblioteca de funções matemáticas necessários para a execução das operações matemáticas requeridas pelos algoritmos. Todas as funções desta biblioteca ocupariam 5250 bytes (MICROCHIP, 2005).

7 CONCLUSÕES

Se houver conhecimento suficiente sobre o processo, sob a forma de uma classe de funções de transferência à qual o processo pertence, então o modelo de referência poderá ser escolhido adequadamente, de forma a minimizar a violação da Hipótese I. Neste caso os métodos VRFT, IFT e ICbT estão aptos a serem utilizados como alternativa para o ajuste de controladores PID. Isso pode ser constatado nos resultados práticos do capítulo 5, onde todos os métodos mostraram-se robustos a uma violação moderada da Hipótese I.

Os três métodos estudados neste trabalho possuem propósitos diferentes. O VRFT minimiza $J_y(\rho)$ com apenas um conjunto de dados de entrada e saída do processo. Este mesmo custo também é minimizado pelo ICbT, que o faz de forma iterativa. Já o IFT, além de ser iterativo, minimiza o critério $J(\rho)$.

O VRFT tem vantagem sobre os métodos tradicionais de ajuste de controladores, como aqueles propostos por Ziegler e Nichols e afins. Todos são métodos de ajuste baseado em dados, mas o VRFT pode ser aplicado utilizando dados provenientes da própria operação do processo. Além disso, o vetor de parâmetros é determinado através do VRFT de forma a definir o comportamento do processo controlado em malha fechada de acordo com um modelo de referência. Isso torna possível um ajuste como aquele feito no Ensaio VRFT III, onde dados do transitório são utilizados para determinar o vetor de parâmetros do controlador. Uma vez parametrizado com o novo controlador o comportamento em malha fechada é igual, ou pelo menos semelhante, àquele definido pelo modelo de referência. Como resultado tem-se um ajuste realizado sem nenhum tipo de perturbação sobre a saída do processo. A única ressalva que deve ser feita a este método de ajuste é que a violação da Hipótese I deve ser necessariamente pequena, pois, em caso contrário, corre-se o risco de minimizar uma função custo cujo mínimo pode se afastar significativamente de $J_y(\rho)$.

A principal aplicação vislumbrada para métodos iterativos de ajuste baseado em dados é a melhoria de performance de controladores que operam de forma estável, mas não ótima. A condição de estável, mas não ótima pode ser obtida através do VRFT.

Entre os métodos iterativos, o IFT tem a vantagem de também minimizar $J_e(\rho)$, o que o torna extremamente útil quando o objetivo é aumentar a rejeição a ruído. No entanto este método, que embora possa utilizar dados provenientes da operação do processo para o seu primeiro experimento, necessita de um segundo experimento onde a referência dificilmente poderá ser enquadrada como operação do processo. O segundo experimento requerido pelo IFT deve ser considerado quando for utilizado como alternativa para o ajuste de controladores PID industriais.

Já o ICbT tem a vantagem de utilizar somente um experimento por iteração que pode ser resultante da operação do processo. Neste caso a otimização pode utilizar todas as variações da referência durante a operação do processo, otimizando-o constantemente e sem injetar nenhum tipo de distúrbio no processo.

A implementação destes métodos como alternativa para o ajuste de controladores PID em controladores industriais de baixo custo depende de seu custo computacional. Está claro que estes métodos dificilmente poderiam ser implementados em um controlador industrial

que utiliza um microcontrolador como, por exemplo, o P89LPC9402 (NXP, 2009) (256 bytes de memória de dados e 8 Kbytes de memória de programa) por limitações de espaço principalmente na memória de programa. No entanto os padrões atuais de microcontroladores utilizados para este fim estão mais próximos do microcontrolador utilizado na seção 6.2 onde os recursos computacionais são compatíveis com estes algoritmos. Neste contexto o custo computacional demandado pelos métodos não é preocupante tendo em vista a pouca quantidade de memória de dados e os tempos de execução estimados para o algoritmo. Através do estudo de caso da seção 6.2 verificou-se que o tempo estimado de execução do algoritmo não é crítico. Mesmo se estes tempos fossem 10 vezes mais lentos do que aqueles estimados na seção 6.2, ainda assim a utilização destes métodos de ajuste seria viável. No caso dos métodos iterativos, uma vez coletados os dados e iniciada a execução do algoritmo, o processo permaneceria sob ação do controlador anterior e o tempo de execução do algoritmo não seria crítico. Mesmo no caso de um método não iterativo como o VRFT, o ensaio para a coleta dos dados pode ser realizado sob a ação de um controlador PID, *on-off* ou *bang-bang*. Dessa forma o processo também permaneceria controlado enquanto o algoritmo é executado. Isso abre margem para a utilização de microcontroladores ainda mais simples e conseqüentemente com custo inferior àqueles da família PIC24H (MICROCHIP, 2005). Deve-se observar somente a quantidade de memória de dados e memória de programa demandada pelos métodos.

Se um modelo de referência é escolhido de tal forma que a Hipótese I é atendida (ou que sua violação é moderada) e se os recursos computacionais forem suficientes, então os métodos VRFT, IFT e ICbT estão aptos para servirem como alternativa para o ajuste de controladores PID. Estes métodos podem, portanto, ser incorporados ao *firmware* de um controlador PID industrial.

REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. A. **Introdução à Identificação de sistemas**: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2004. 659 p. ISBN: 85-7041-400-5.
- ÅSTRÖM, K.; HAGGLUND, T. Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins. **Automatica**, Oxford, UK, v.20, n.5, p. 645-651, 1984.
- ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. **Computer-Controlled Systems**: Theory and Design. New Jersey: Prentice-Hall, 1997. 557 p. ISBN: 0-13-314899-8.
- BAZANELLA, A. L.; GOMES DA SILVA, J. M. **Sistemas de Controle**: princípios e métodos de projetos. Porto Alegre: Editora UFRGS, 2005. 299 p.
- BAZANELLA, A. S.; GEVERS, M.; MISKOVIC, L.; ANDERSON, B. On the shape of H_2 performance criteria. In: IFAC SYMPOSIUM ON SYSTEM, STRUCTURE AND CONTROL, 3, 2007, Foz do Iguaçu, Brazil. **Proceedings**. . . Porto Alegre: IFAC, 2007.
- BAZANELLA, A. S.; GEVERS, M.; MISKOVIC, L.; ANDERSON, B. Iterative minimization of H_2 control performance criteria. **Automatica**, Oxford, UK, v.44, n.10, p. 2549-2559, Oct. 2008.
- CAMPI, M. C.; LECCHINI, A.; SAVARESI, S. M. Virtual reference feedback tuning: a direct method for the design of feedback controllers. **Automatica**, Oxford, UK, v.38, n.8, p. 1337-1346, Aug. 2002.
- CAMPI, M. C.; LECCHINI, A.; SAVARESI, S. M. An application of the virtual reference feedback tuning method to a benchmark problem. **European Journal of Control**, Milano, Italy, v.9, n.1, p. 66-76, Jan. 2003.
- CAMPI, M. C.; SAVARESI, S. M. Direct Nonlinear Control Design: the virtual reference feedback tuning (VRFT) Approach. **IEEE Transactions on Automatic Control**, Brookline, USA, v.51, n.1, Jan. 2006.
- CHEN, C. T. **Analog and digital control system design**: transfer-function, state-space, and algebraic methods. Editora Saunders College Publishers, 1993. 600 p. ISBN: 0-03-094070-2.
- HJALMARSSON, H.; GEVERS, M.; GUNNARSSON, S.; LEQUIN, O. Iterative feedback tuning: Theory and applications. **IEEE Control Systems Magazine**, Piscataway, USA, v.18, n.4, p. 26-41, Aug. 1998.
- HJALMARSSON, H. Iterative feedback tuning – an overview. **International journal of adaptive control and signal processing**. Glasgow, UK, v.16, n.5, p. 373-395, May. 2002.
- HJALMARSSON, H. From experiment design to closed-loop control. **Automatica**, Oxford, UK, v.41, n.3, p. 393-438, Jan. 2005.
- KARIMI, A.; MISKOVIC, L.; BONVIN, D. Convergence analysis of an iterative correlation-based controller tuning method. In: Triennial World Congress of the International Federation of Automatic Control, 15, 2002, Barcelona, Spain. **Proceeding**. . . New York: IFAC, 2002, p. 1546.

KARIMI, A.; MISKOVIC, L.; BONVIN, D. Iterative correlation-based controller tuning with application to a magnetic suspension system. **Control Engineering Practice**, London, UK, v.11, n.9, p. 1069-1078, Sep. 2003.

KARIMI, A.; MISKOVIC, L.; BONVIN, D. Accuracy aspects of iterative correlation-based controller tuning. In: American Control Conference, 11, 2004. **Proceeding**. . . Boston, USA, 2004, p. 1069-1078.

KARIMI, A.; MISKOVIC, L.; BONVIN, D. Iterative correlation-based controller tuning. **International journal of adaptive control and signal processing**. Glasgow, UK, v. 18, n.8, p.645-664, 2004.

KUO, B. C. **Digital Control Systems**. Illinois: Harcourt Brace Jovanovich College Publishers, 1980. p. 75-89. ISBN: 0-03-012884-6.

LATHI, B. P. **Sinais e Sistemas Lineares**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2007. 856 p. ISBN: 978-85-60031-13-9.

LEQUIN, O.; GEVERS, M.; MOSSBERG, M.; BOSMANS, E.; TRIEST, L. Iterative feedback tuning of PID parameters: comparison with classical tuning rules. **Control Engineering Practice**, London, UK, v.11, n.9, p. 1069-1078, Sep. 2003.

LJUNG, L.; SÖDERSTÖRM, T. **Theory and practice of recursive identification**. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1983. 551 p. ISBN: 978-0-262-12095-1.

MISKOVIC, L.; KARIMI, A.; BONVIN, D. Correlation-based tuning of a restricted-complexity controller for an active suspension system. **European Journal of Control**, Milano, Italy, v.9, n.1, p. 77-83, Jan. 2003.

MICROCHIP. **PIC24H Family Overview: High-Performance 16-Bit Microcontrollers**. 2005. 58 p. Disponível em <<http://ww1.microchip.com/downloads/en/DeviceDoc/70166A.pdf>>. Acesso em 6 nov. 2009.

MICROCHIP. **MPLAB® IDE**, version 5.30.00.00 [S. l.]: Microchip Technology Inc., 2009a.

MICROCHIP. **MPLAB C30**, version 3.20 [S. l.]: Microchip Technology Inc., 2009b.

NOVUS PRODUTOS ELETRÔNICOS, **Controlador N1200**: controlador universal - manual de instruções – V1.1x. 2009. 13 p. Disponível em <<http://www.novus.com.br/downloads/?ID=635350>>, Acesso em 27 nov. 2009.

NXP. **P89LPC9402**: Product data sheet. 2009. 60 p. Disponível em <http://www.nxp.com/documents/data_sheet/P89LPC9402.pdf>. Acesso em 19 nov. 2009.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. 3. ed. Rio de Janeiro, Prentice-Hall do Brasil, 1998. 813 p. ISBN: 978-85-70540-74-4.

ROBBINS, H.; MONRO, S. A stochastic approximation method. **The annals of mathematical statistics**, [S.l.], v.22, n.3, p.400-407, 1951.

ZIEGLER, J.; NICHOLS, N. Optimum settings for automatic controllers. **Transactions of the ASME**, New York, NY, USA, v.64, p. 759-768, 1942.