

Universidade Federal de Campina Grande Centro de Ciências e Tecnologia Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química

Tese de Doutorado

Identificação de Sistemas Usando uma Sequência PRBS com a Inclusão da Dinâmica da Variável de Entrada

JÚLIO INÁCIO HOLANDA TAVARES NETO

CAMPINA GRANDE – PARAIBA NOVEMBRO DE 2010

Identificação de Sistemas Usando uma Sequência PRBS com a Inclusão da Dinâmica da Variável de Entrada

JULIO INACIO HOLANDA TAVARES NETO

Tese apresentada à Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos exigidos para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Química

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: OPERAÇÃO E PROCESSO

ORIENTADORES:

Prof. Dr. Luís Gonzaga Sales Vasconcelos

Prof. Dr. Romildo Pereira Brito

CAMPINA GRANDE – PARAÍBA NOVEMBRO DE 2010



FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

T231i Tavares Neto, Júlio Inácio Holanda.

Identificação de sistemas usando uma sequência PRBS com a inclusão da dinâmica da variável de entrada / Júlio Inácio Holanda Tavares Neto. — Campina Grande, 2010.

82 f.: il.

Tese (Doutorado em Engenharia Química) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciências e Tecnologia.

Referências.

Orientadores: Prof. Dr. Luís Gonzaga Sales Vasconcelos, Prof. Dr. Romildo Pereira Brito.

1. Identificação de Sistemas. 2. Sequência Binária Pseudo-Aleatória (PRBS). 3. Elemento Final de Controle. I. Título.

CDU - 519.876.5(043)

Identificação de Sistemas Usando uma Seqüência PRBS com a inclusão da dinâmica da variável de entrada.

JULIO INACIO HOLANDA TAVARES NETO

Dissertação aprovada em: <u>15 1212010</u>

Banca Examinadora:

Turk out

Prof. Dr. Luís Gonzaga Sales Vasconcelos

Prof. Dr Romildo Pereira Brito

Prof. Dr. Antonio Carlos Brandão de Araujo.

Prof. Dr. João Teotônio Manzi Monteiro de Araújo.

Cerende Barros

Dr. Péricles Rezende Barros.

Prof. Dr. Rubens Maciel Filho.

CAMPINA GRANDE – PARAÍBA NOVEMBRO DE 2010

DEDICATÓRIA

Aos meus pais Antonio e Isabel. À minha esposa Célia e aos meus filhos Alice e Julinho pela tolerância e apoio sem os quais este trabalho não seria possível.

AGRADECIMENTOS

Aos Professores Luís Vasconcelos e Romildo Brito pelo apoio, paciência, incentivo e orientação ao longo do trabalho.

À Braskem S.A. pelo apoio e suporte para realização do curso de doutorado para sua equipe de mestres.

RESUMO

Este trabalho apresenta uma contribuição na área de identificação de sistemas, uma das técnicas disponíveis para construção de modelos e que atualmente vem sendo gradativamente a opção preferida dentre as demais alternativas de modelagem de sistemas. A técnica de identificação de sistemas abordada neste trabalho foi desenvolvida utilizando um sinal conhecido como Sequência Binária Pseudo-Aleatória ou PRBS. Uma das motivações para o desenvolvimento deste trabalho prende-se ao fato de que essa classe de sinal de excitação está em uso crescente, uma vez que possui características de excitação interessantes, e tem sido preferida pela menor dificuldade na geração e aplicação. Uma dessas características que a torna bem aceita entre responsáveis pela operação das plantas industriais refere-se ao pequeno distúrbio provocado na operação da planta, razão pela qual é comumente chamada de "sinal amigável". A metodologia atualmente proposta para o projeto de sinais PRBS, quando aplicados aos processos industriais, não considera a dinâmica da variável de entrada em seu projeto e, neste trabalho, será apresentada uma metodologia alternativa para o projeto desse tipo de sinal que inclui a influência da variável de entrada no processo de modelagem pela técnica de identificação de sistemas. Ainda como parte complementar foram desenvolvidos dois estudos de casos com a finalidade de avaliar e comparar a metodologia atualmente disponível com a metodologia proposta, aqui neste trabalho, para o projeto deste tipo de sinal de excitação. No primeiro é avaliada a influência do elemento final de controle no modelo identificado, onde observou-se que o sinal aplicado através da metodologia proposta foi capaz de gerar dados que levarão a um modelo mais representativo do sistema em estudo. No segundo estudo de caso foi simulada a influência da variável de entrada, onde novamente os resultados demonstrarão que a metodologia proposta é mais adequada para excitar o sistema nas condições sob as quais o sistema foi simulado. Finalmente, pode-se afirmar a partir dos resultados que o modelo que melhor explica a dinâmica do sistema em estudo foi o obtido a partir do sinal PRBS proposto, e desta forma, conclui-se que a metodologia proposta para o projeto de sinal PRBS apresentada, que considera a dinâmica da variável de entrada, tem uma capacidade preditiva para gerar um modelo do processo superior à metodologia usualmente adotada na literatura.

ABSTRACT

This work intends to be a contribution to the field of system identification, which is one of the methods available for the construction of models and has been gradually becoming the method of choice among the different system modeling alternatives. The system identification method addressed in this study was developed using a signal known as a Pseudorandom Binary Sequence (PRBS). This class of excitation signal has been increasingly used due to its interesting excitation characteristics and fewer generation and application difficulties. One characteristic that has led to the acceptance of PRBS in different industries is the small degree of disturbance to plant operations, which is why it is commonly called a "friendly signal". However, the currently proposed method for PRBS signals applied to industrial processes does not consider the dynamics of the input variable. The present work offers an alternative methodology for the projection of this type of signal that includes the influence of the input variable in the modeling process using the system identification method. Two case studies were carried out in order to assess and compare the proposed methodology with the currently available methodology for the projection of this type of excitation signal. In the first, the influence of the final control element in the identified model was assessed, revealing that the signal applied using the proposed methodology was able to generate data that lead to a more representative model of the system under study. In the second case study, the influence of the input variable was simulated, revealing that the proposed methodology is more adequate for exciting the system in the conditions under which the system was simulated. The results demonstrate that the novel methodology proposed for the projection of PRBS signals, which considers the dynamics of the input variable, has a predictive capacity for generating a better process model that the methodology currently adopted in the literature.

NOMENCLATURA

A_J	Área de troca térmica da jaqueta do CSTR.		
A_{T}	Área da base do reator.		
ARMAX ARX BJ C	Modelo auto-regressivo com média móvel e entradas exógenas. Modelo auto-regressivo com entradas externas. Modelo de Box-Jenkins. Concentração molar		
C C	Concentração molar do reagente A na saída		
C_A	Concentração molar do reagente A na entrada		
C_{A1}	Duração do chaveamento i de uma seguência DDDS		
C_i	Capacidade calorífica a pressão constante no rector		
	Calor específico do fluido de insuete		
	Calor especifico do fluido da jaqueta.		
CV	Reator tanque agitado continuo (<i>continuous stirred-tank reactor</i>). Variável controlada		
C_{ν_A}	Coeficiente de fluxo para válvula.		
DV	Variável distúrbio		
E	Energia de ativação.		
$G_P(S)$	Função de transferência do processo.		
$G_{vo}(s)$	Função de transferência da válvula de controle na etapa de abertura.		
$G_{MVO}(s)$	Função de transferência da variável manipulada na etapa de abertura.		
h	Nível de líquido no reator.		
H_{R}	Entalpia de reação.		
i	i-ésimo passo ou chaveamento de uma sequência-m.		
IAE	Integral do Erro Absoluto.		
ISE	Integral do Erro Quadrático.		
) K	Fator pré exponencial da reacão		
K _o	Ganho no estado estacionário para uma válvula de controle na etana de abertura.		
K _{VO}	Canho no estado estacionário para una varvura de controle na ctapa de abertura.		
Λ _{MVO}	Ganno no estado estado estado para a variavel manipulada na etapa de abertura. M(k) la seta la seta la seta la seta la manipulada na etapa de abertura.		
MIMO M	Multipla entrada multipla saida (do inglês Multiple Input Multiple Output).		
	Multiplo do periodo minimo de amostragem.		
MV (s)	variavel manipulada. Resposta da variável manipulada no domínio de Laplace.		
N	Número de entradas de um sistema		
n U	Ordem do sinal PRBS		
NA	Não aplicável		
Ng	Número de chaveamentos do PRBS.		
OE	Modelo auto-regressivo com erro na saída.		
PRBS	Sequência Binária Pseudo-Aleatória (Pseudo Randon Binary Sequence).		
PV	Variável controlada de um processo.		
q	Vazão volumétrica.		
$q_{_1}$	Vazão volumétrica de alimentação do reator.		

q_2	Vazão volumétrica de saída do reator.		
$q_{\scriptscriptstyle J}$	Fluxo de água de resfriamento na jaqueta do CSTR.		
R	Constante universal dos gases ideais.		
\mathbf{R}^2	Coeficiente de Correlação.		
SDCD	Sistema Digital de Controle Distribuído.		
t T	Tempo. Temperatura		
T^{U}_{m}	Tempo usual entre possíveis chaveamentos		
T_{SW}^U	rempe usual entre possivers entrealmentes.		
• exp	Tempo total usual (duração) do experimento usando sinal PRBS.		
$T_{\rm exp}^{T}$	Tempo total proposto (duração) do experimento usando sinal PRBS.		
T_{SV}	Tempo de acomodação para a válvula de controle.		
T_{SVO}	Tempo de acomodação para etapa de abertura de uma válvula de controle.		
T_{SVC}	Tempo de acomodação para etapa de fechamento de uma válvula de controle.		
T_{SPV}	<i>PV</i> Tempo de acomodação para a variável controlada.		
T_{SMV}	Tempo de acomodação para a variável manipulada.		
T_{SMVO}	Tempo de acomodação para a variável manipulada na etapa de abertura.		
T _{SMVC}	Tempo de acomodação para a variável manipulada etapa de fechamento.		
$T^U_{SWi_{MV}}$	i-ésimo chaveamento usual para a variável manipulada.		
$T^{P}_{T_{SW_{MY}}}$	i-ésimo chaveamento proposto para a variável manipulada.		
T_J	Temperatura da água de resfriamento na jaqueta do CSTR.		
T_{J1}	Temperatura da água de resfriamento de entrada na jaqueta do CSTR.		
T_{J2}	Temperatura da água de resfriamento de saída da jaqueta CSTR.		
$T_{ m _{86}}$	Tempo para a válvula atingir 86% do novo patamar após um degrau.		
<i>T</i> ₆₃	Tempo para a válvula atingir 63% do novo patamar após um degrau.		
T_{SW}	Tempo mínimo entre mudanças no nível do sinal no teste PRBS.		
$U_{_G}$	Coeficiente global de troca térmica.		
$U_{\scriptscriptstyle CP}$	Sinal PRBS ou degrau projetado e enviado para o controlador.		
$U_{cG}(s)$	Sinal PRBS ou degrau enviado do controlador para o elemento final de controle.		
$U_{VR}(s)$	Resposta de uma válvula de controle na abertura.		
V	Volume do reator.		
V_{J}	Volume da jaqueta do reator.		
Δt_{SC}	Tempo morto para que ocorrer uma mudança em degrau numa válvula.		
х	Deslocamento da haste de uma válvula de controle.		

ix

LETRAS GREGAS

$\tau^{\scriptscriptstyle L}_{\scriptscriptstyle dom}$	Menor constante de tempo dominante.	
r_{dom}^{H}	Maior estimativa da constante de tempo.	
$ au_{\scriptscriptstyle PV}$	Constante de tempo do processo ou da variável manipulada.	
τ_v	Constante de tempo da válvula de controle.	
$ au_{VO}$	Constante de tempo da válvula de controle na etapa de abertura.	
$ au_{\scriptscriptstyle VC}$	Constante de tempo da válvula de controle na etapa de fechamento.	
$ au_{_{MV}}$	Constante de tempo da variável manipulada.	
$ au_{\scriptscriptstyle MVO}$	Constante de tempo da variável manipulada na etapa de abertura.	
$ au_{\scriptscriptstyle MVC}$	Constante de tempo da variável manipulada na etapa de fechamento.	
$lpha_{_S}$	Relação da resposta entre malha aberta e malha fechada.	
β_s^{ν}	Fator do tempo de acomodação da válvula de controle.	
$oldsymbol{eta}_{S}^{VO}$	Fator do tempo de acomodação da válvula de controle na etapa de abertura.	
$eta_{s}^{\scriptscriptstyle VC}$	Fator do tempo de acomodação da válvula de controle na etapa de fechamento.	
$eta_{\scriptscriptstyle S}^{\scriptscriptstyle MV}$	Fator do tempo de acomodação da variável manipulada.	
$eta_{\scriptscriptstyle S}^{\scriptscriptstyle MVO}$	Fator do tempo de acomodação da variável manipulada na etapa de abertura.	
$\beta_s^{\scriptscriptstyle MVC}$	Fator do tempo de acomodação da variável manipulada na etapa de fechamento.	
$oldsymbol{eta}_{S}^{_{PV}}$	Fator do tempo de acomodação do processo.	
P	Densidade da massa reacional.	
$ ho_{_J}$	Densidade do refrigerante.	
$ heta_{ m v}$	Tempo morto de uma válvula de controle.	
$ heta_{\scriptscriptstyle VO}$	Tempo morto para a válvula de controle na etapa de abertura.	
$ heta_{\scriptscriptstyle VC}$	Tempo morto para a válvula de controle na etapa de fechamento.	
$\theta_{_{MV}}$	Tempo morto da variável manipulada.	
$\theta_{_{MVO}}$	Tempo morto da variável manipulada na etapa de abertura.	
$\theta_{_{MVC}}$	Tempo morto da variável manipulada na etapa de fechamento.	
$ heta_{\scriptscriptstyle PV}$	Tempo morto da variável controlada.	
eta_s	Fator do tempo de acomodação.	
Δ	Diferença, valor final menos valor inicial.	
θ	Tempo morto.	

SUBSCRITO

A	Referente ao reagente A.	
С	Referente ao sentido de fechamento de uma variável.	
J	Referente a jaqueta (camisa) do reator.	
L	Propriedade da substância no estado líquido.	
Ρ	Pressão constante.	
r	Referente à reação.	
55	Estado estacionário.	
Т	Total.	
1	Referente à entrada.	
2	Referente à saída.	
M	Modelo.	
0	Referente ao sentido de abertura de uma variável.	
R	Real	

ÍNDICE

CAPÍT	TULO 1 - INTRODUÇÃO	1
1.1.	Motivação	1
1.2.	Objetivos	3
1.3.	Organização da Tese	3
CAPÍT	TULO 2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	6
2.1	Conceitos Fundamentais de Identificação de Sistemas	6
2.2	Sinais de Excitação	8
2.3	Sinal de excitação PRBS	11
2.4	Válvula de Controle	14
CAPÍ	TULO 3 – METODOLOGIA PARA GERAÇÃO DE SINAIS PRBS	18
3.1	Descrição da Metodologia Usual	18
3.2	Descrição da Metodologia Proposta	21
CAPÍ	TULO 4– ESTUDO DE CASO I –INFLUÊNCIA DA VÁLVULA DE	
CONT	FROLE	32
CONT 4.1	ROLE	32
CONT 4.1	ROLE Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR	32 32 33
CONT 4.1	ROLE Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR 4.1.1.1 Balanço global de massa	32 32 33 33
CON1 4.1	 FROLE. Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação	32 33 33 33
CONT 4.1	 FROLE. Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação	32 33 33 33 33
CONT 4.1	FROLE Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR 4.1.1.1 Balanço global de massa 4.1.1.2 Balanço molar para o reagente A 4.1.1.3 Balanço de energia no reator 4.1.1.4 Balanço de energia na jaqueta	32 33 33 33 33 33
CON1 4.1	 FROLE. Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação	32 33 33 33 33 33 33 33 34
4.1 4.2	 FROLE Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1 Balanço global de massa. 4.1.2 Balanço molar para o reagente A 4.1.3 Balanço de energia no reator. 4.1.4 Balanço de energia na jaqueta. 4.1.5 Adequação das Equações Diferenciais para Aplicação no aplicativo Matlab[™] Atividades Preliminares para Identificação do Sistema 	32 33 33 33 33 33 34 34
4.1 4.2 4.3	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR	32 33 33 33 33 33 34 34 34 34
4.1 4.2 4.3	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação	32 33 33 33 33 33 33 34 34 38 38
4.1 4.2 4.3	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1 Balanço global de massa. 4.1.2 Balanço molar para o reagente A 4.1.3 Balanço de energia no reator	32 33 33 33 33 33 34
4.1 4.2 4.3 4.4	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação. 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1 Balanço global de massa	32 33 33 33 33 33 33 33 33 34
4.1 4.2 4.3 4.4	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1.1 Balanço global de massa. 4.1.1.2 Balanço molar para o reagente A. 4.1.1.3 Balanço de energia no reator	32 33 33 33 33 33 33 34
4.1 4.2 4.3 4.4	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1 Balanço global de massa. 4.1.1 Balanço global de massa. 4.1.1 Balanço molar para o reagente A 4.1.1 Balanço de energia no reator. 4.1.1 Balanço de energia na jaqueta. 4.1.1.5 Adequação das Equações Diferenciais para Aplicação no aplicativo Matlab[™] Atividades Preliminares para Identificação do Sistema Aplicação da Metodologia Usual 4.3.1 Identificação do modelo teórico sem válvula – Metodologia Usual 4.3.2 Identificação do modelo teórico com válvula – Metodologia usual. Aplicação da Metodologia Proposta 4.4.1 Caso I: Ts = 15s 4.4.2 Caso II: Ts = 20s 	32 33 33 33 33 33 33 34 34 34 38 40 42 42 43 44
4.1 4.2 4.3 4.4	 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação. 4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR. 4.1.1 Balanço global de massa. 4.1.1 Balanço molar para o reagente A. 4.1.1 Balanço de energia no reator. 4.1.1 Balanço de energia na jaqueta. 4.1.1.5 Adequação das Equações Diferenciais para Aplicação no aplicativo Matlab[™] Atividades Preliminares para Identificação do Sistema. Aplicação da Metodologia Usual. 4.3.1 Identificação do modelo teórico sem válvula – Metodologia Usual. 4.3.2 Identificação do modelo teórico com válvula – Metodologia usual. Aplicação da Metodologia Proposta. 4.4.1 Caso I: Ts = 15s. 4.4.2 Caso II: Ts = 20s. 4.4.3 Caso III: Ts = 25s. 	32 33 33 33 33 33 33 34 34 34 38 38 38 40 42 42 44 44

CAPÍTULO 5- ESTUDO DE CASO II– INFLUÊNCIA DA VARIÁVEL

MANIPU	JADA	Į
5.1	Descrição do Sistema para o Estudo de Caso II	I
5.2	Atividades Preliminares para Identificação do Sistema	2
5.2 5.2	 Pré-teste para Levantamento das informações da dinâmica do sistema	2
5.3	Identificação do Sistema Usando as Duas Metodologias	7
5.4	Avaliação das Metodologias a partir dos Modelos Identificados	5
5.4	1 Avaliação através do Coeficiente de Correlação dos modelos identificados	5
5.5	Avaliação das duas metodologias através de índices de desempenho68	8
5.5	1 Avaliação através do Coeficiente de Correlação	8
5.5	.2 Avaliação através da Integral do Erro Absoluto	9
5.5	.3 Avaliação através da Integral do Erro Quadrático	0
CAPÍTU	20 6 - CONCLUSÃO72	2
CAPÍTU	LO 7 – RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS7	3
REFERÊ	NCIAS BIBLIOGRÁFICAS	4
ANEXOS	7	8
Anexo não iso	l – Rotina desenvolvida para geração da S-Function que modela um reator CSTR érmico	8

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Exemplo de um sinal PRBS	12
Figura 3.2 – Sinal PRBS gerado e enviado pelo controlador – UCG	
Figura 3.3 – Sinais em degrau desenvolvidos e enviados para a válvula de controle	26
Figura 3.4 – Comportamento da variável manipulada para excitação Degrau/PRBS	28
Figura 3.5 – Algoritmo para geração de sinal PRBS com a dinâmica da variável de	
entrada	30
Figura 4.2– Diagrama de blocos da simulação para o degrau na MV	35
Figura 4.3 – Resposta ao degrau aplicado ao CSTR	36
Figura 4.4 – Algoritmo para geração dos sinais PRBS para simulação	38
Figura 4.5 – Diagrama de blocos do sistema sem a dinâmica da válvula	39
Figura 4.6 – Resposta do sistema frente a excitação PRBS usual	39
Figura 4.7 – Diagrama de bloco para a válvula de controle	40
Figura 4.8 – Diagrama de blocos do sistema com a dinâmica da válvula	41
Figura 4.9 - Resposta do sistema frente a uma excitação PRBS com válvula	41
Figura 4.10 – Comportamento do sinal PRBS devido a dinâmica da válvula de contre	ole
	42
Figura 4.11 - Diagrama de blocos usado para aplicação do sinal PRBS proposto	43
Figura 4.12 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula	44
Figura 4.13 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T20	45
Figura 4.14 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T20	45
Figura 4.15 - Diagrama de blocos usado para aplicação do sinal PRBS proposto T25	46
Figura 4.16 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T25	47
Figura 5.2 - Resposta à excitação degrau negativo no fluxo de água de resfriamento	do
reator	53
Figura 5.3 - Resposta à excitação degrau positivo no fluxo de água de resfriamento d	lo
reator	54
Figura 5.4 – Diagrama de blocos usado para simulação das metodologias geração de	
sinais PRBS	57
Figura 5.5 – Coeficiente de correlação dos modelos de primeira ordem através das	
metodologias testadas	65
Figura 5.6 – Coeficiente de correlação dos modelos de primeira ordem com tempo n	iorto
através das metodologias testadas	66
	xiv

Figura 5.7 – Coeficiente de correlação dos modelos de segunda ordem através das
metodologias testadas
Figura 5.8 – Coeficiente de correlação dos modelos de segunda ordem com tempo morto
através das metodologias testadas
Figura 5.9 – Coeficiente de correlação dos modelos de terceira ordem através das
metodologias testadas
Figura 5.10 – Diagrama de blocos usado para estimar a Integral do Erro Absoluto 69
Figura 5.11 – Comportamento das Metodologias através da Integral do Erro Absoluto 70
Figura 5.12 – Diagrama de blocos usado para estimar a Integral do Erro Quadrático70
Figura 5.13 – Comportamento das Metodologias através da Integral do Erro Quadrático

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Modelos de válvulas de controle
Tabela 4.1 – Estado estacionário selecionado
Tabela 4.2 – Conjunto de parâmetros para geração de sinais PRBS
Tabela 4.3 - Resultados da simulação para diferentes dinâmicas da válvula de controle47
Tabela 4.4 - Resultados da simulação para os testes realizados com os dois sinais PRBS48
Tabela 4.5 - Resultados da simulação para os testes realizados com os dois sinais PRBS48
Tabela 4.6 – Índices de desempenho dos modelos obtidos nas simulações
Tabela 5.1 – Dinâmicas selecionadas e simuladas para a variável manipulada55
Tabela 5.2 – Conjunto de parâmetros para geração de sinais PRBS
Tabela 5.3 - Planejamento dos experimentos para simulação
Tabela 5.4 - Resultado do coeficiente de correlação de cada modelo aproximado58
Tabela 5.5 – Modelos identificados no IDENT/Matlab TM a partir das simulações feitas59
Tabela 5.6 - Modelos em tempo discreto ajustados aos dados de identificação59
Tabela 5.7- Modelos ARX441 obtidos através do IDNET/Matlab TM
Tabela 5.8 - Modelos ARMAX2221 obtidos através do IDNET/Matlab TM 62
Tabela 5. 9 – Modelos BJ22221 obtidos através do IDENT/Matlab TM 63
Tabela 5. 10 – Modelos OE221 obtidos através do IDENT/MatlabTM
Tabela 5.11 - Índices de desempenho selecionados para avaliação das metodologias

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1. Motivação

A tecnologia é de uma forma geral o encontro da ciência com a engenharia, e envolve o conhecimento técnico-científico com as ferramentas e processos usados para resolver problemas, ou pelo menos facilitar a solução dos mesmos. Nesse sentido, a busca por modelos que expliquem o comportamento estático e dinâmico de um sistema é uma das atividades inerente à ciência, e sempre foi alvo de interesse, pelo fato do desenvolvimento da ciência e da tecnologia estarem diretamente relacionado ao conhecimento e domínio de como os sistemas se comportam.

A construção do modelo de um sistema dinâmico pode ser realizada de várias maneiras, e existem algumas formas de classificá-las. Uma delas é subdividida em três categorias: modelagem fenomenológica ou caixa branca, modelagem empírica ou caixa preta e modelagem caixa cinza. Na modelagem fenomenológica ou caixa branca o modelo é construído a partir do prévio conhecimento do sistema a ser modelado, isto é, das leis da natureza que o descreve.

A construção de um modelo a partir da modelagem empírica ou caixa preta é uma técnica alternativa à modelagem fenomenológica, na qual pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é necessário, apenas informações ou dados reais de entrada e saída do mesmo. Esses dois caminhos podem ser considerados como os dois extremos de técnicas de modelagem. A modelagem caixa cinza pode ser definida como uma técnica intermediária entre esses dois extremos, nesse caso, busca-se combinar as vantagens e conveniências dos procedimentos de identificação caixa preta e caixa branca. Essa técnica de modelagem utiliza dados de entrada e saída do sistema, além dos conhecimentos a priori disponíveis sobre o sistema, para a construção do modelo. Salienta-se ainda que tanto o tipo de informação adicional quanto o nível de conhecimento sobre o sistema varia de caso para caso.

Neste trabalho será enfatizada a técnica de modelagem empírica (caixa preta), mais comumente chamada de identificação de sistemas. A técnica de identificação de sistemas permite a obtenção de modelos, sem a complexidade que se verifica em alguns casos da modelagem fenomenológica, tornando-a por isso alternativa bastante atraente atualmente. Uma motivação adicional para o uso da técnica de identificação nas indústrias deve-se à grande disponibilidade de dados de plantas nos sistemas de controles, que utilizam na sua grande maioria, sistemas de controle através de computadores.

1

De acordo com Cutler e Ramaker (1979); Godfrey (1993); Astrom e Hagglund (1984) existem várias opções para a escolha de sinais de excitação. A escolha de um sinal pode produzir grande diferença na qualidade do modelo identificado (Zhu et al., 1995; Kaljurand et al., 1996; Sung e Lee, 1999). Uma classe de sinal de excitação (PRBS) está em uso crescente por apresentar menor dificuldade na sua geração e aplicação, além do pequeno distúrbio provocado na operação da planta, razão pela qual é comumente chamada de "sinal amigável". Neste trabalho será apresentada uma proposta de modificação da metodologia atual, para geração de sinais de excitação do tipo PRBS, que consiste essencialmente da inclusão da dinâmica da variável de entrada, em cada chaveamento, como alternativa para melhorar a qualidade dos dados coletados e, portanto do modelo identificado.

Nos projetos de sistemas de controle é comum relacionar a variável resposta, ou variável controlada, com o sinal de abertura da válvula de controle que atua na variável manipulada. A dependência da variável controlada com o sinal de abertura da válvula de controle, não é a mesma que a existente com a variável manipulada, pois neste caso, outras dinâmicas estão presentes. A avaliação da influência dessas diferentes dinâmicas relacionadas à variável controlada será abordada posteriormente.

Válvulas de controle são os elementos finais de controle mais comuns e mais importantes, em aplicações de automação industrial. Uma válvula de controle é continuamente submetida aos movimentos parciais ou totais de aberturas e fechamentos, cuja finalidade é ajustar uma determinada variável do processo, a variável manipulada, com o objetivo de controlar outra variável, a variável resposta ou controlada. Por outra parte, a variável manipulada, cuja manipulação é realizada através da válvula de controle, tem sua própria dinâmica. É razoável admitir que essa dinâmica tenha influência no comportamento da variável que se deseja controlar. Normalmente quando se faz a identificação de um sistema a partir de teste de planta, as dinâmicas da válvula de controle e da variável manipulada estão inclusas no modelo, esse procedimento conduz a um modelo, que quando utilizado no projeto de um sistema de controle, pode provocar degradação de seu desempenho em decorrência da degradação do desempenho da válvula de controle, ao longo de sua campanha. Assim, fazendo-se a identificação do modelo, sem a influência da válvula de controle, é mais fácil perenizar um melhor desempenho do sistema de controle, pela possibilidade de se atualizar a dinâmica da válvula de controle ao longo de sua campanha operacional, isto é, entre os intervalos de manutenção preventiva já que identificar o modelo de uma válvula, normalmente é mais simples do que o modelo de um sistema.

1.2. Objetivos

Avaliar a influência da válvula automática, elemento final de controle, num modelo dinâmico construído pela técnica de identificação de sistemas.

Avaliar a diferença entre os modelos obtidos, frente a uma excitação de entrada, com e sem a inclusão da dinâmica do elemento final de controle.

Disponibilizar uma metodologia para o projeto de sinal de excitação do tipo PRBS que inclua a dinâmica da variável manipulada nos chaveamentos, como forma de melhorar a qualidade do modelo a ser identificado pela técnica de identificação de sistemas.

1.3. Organização da Tese

Capitulo 1 - Introdução

Este capítulo fornece informações sobre os assuntos que serão abordados ao longo do trabalho, descrevendo de forma sucinta os objetivos, a motivação e como estão organizados todos os capítulos.

Capítulo 2 - Fundamentação Teórica

O capítulo aborda a revisão da literatura que trata das técnicas de identificação de sistemas dinâmicos, incluindo as decisões que devem ser adotadas na seleção do tipo de sinal de excitação a ser usado, bem como os aspectos relevantes envolvendo o projeto de teste do experimento de identificação de sistemas. Ainda é abordado e destacado o sinal de excitação do tipo PRBS e finalizando, uma abordagem sobre válvulas de controle, como o elemento final de controle, salientando seus possíveis usuais modelos encontrados nas aplicações industriais.

Capítulo 3 - Metodologia para Geração de Sinais PRBS

Este capítulo inicia-se com a descrição da metodologia usualmente adotada para geração de sinais de excitação do tipo PRBS, detalhando-se os critérios e regras heurísticas usadas para a construção desse tipo de sinal. Em seguida é apresentada, através de simulações, uma proposta alternativa para a construção de sinais PRBS que inclui a influência da dinâmica da variável de entrada, ou seja da variável manipulada, que pode proporcionar em condições específicas, modelos para sistemas dinâmicos mais aderentes que os obtidos pela metodologia usual.

Capítulo 4 - Estudo de Caso I - Influência da Válvula de Controle

Neste ponto é desenvolvido um Estudo de Caso que simula um Reator Tanque Agitado Contínuo Não Isotérmico, cujo objetivo é avaliar a influência de uma válvula de controle usada como elemento final de controle no modelo, na etapa de identificação de um sistema dinâmico. As duas metodologias para o projeto de sinais de excitação do tipo PRBS, apresentadas no Capítulo 3, são testadas com o intuito de se avaliar como as mesmas percebem essa influência. São apresentados os resultados de simulações realizadas no aplicativo SimulinkTM disponível no MatlabTM, demonstrando como a dinâmica do elemento final de controle e a metodologia para geração dos sinais de excitação, influenciam o modelo do processo identificado.

Capítulo 5 - Estudo de Caso II - Influência da Variável de Entrada

Um segundo Estudo de Caso é desenvolvido a partir do mesmo sistema dinâmico utilizado no Capítulo 4, com finalidade de avaliar a adequação da metodologia, proposta neste trabalho, para o projeto de sinais de excitação do tipo PRBS. Várias dinâmicas para a variável manipulada foram testadas, através da metodologia atual e da metodologia proposta, no processo de identificação do sistema. Os resultados das várias simulações, realizadas no aplicativo SimulinkTM disponível no MatlabTM, foram comparados e demonstram como a dinâmica da variável manipulada e a metodologia de projeto para o sinal PRBS, influenciam a qualidade do modelo de um sistema dinâmico obtido pela técnica de identificação.

Capítulo 6 - Conclusões

Aqui se apresenta as conclusões obtidas, a partir dos resultados das simulações, bem como concluiu-se que a metodologia proposta neste trabalho para o projeto de sinais de excitação do tipo PRBS, apresentou-se mais adequada que a metodologia atualmente disponível na literatura.

Capítulo 7 - Recomendações para Trabalhos Futuros

O último capítulo deste trabalho recomenda que estudos sobre a influência da variável manipulada, num modelo dinâmico, sejam estendidos para além do intervalo avaliado neste trabalho. Ainda é sugerido que, dinâmicas distintas para a abertura e fechamento de uma válvula de controle, sejam avaliadas e incluídas no projeto de sinais PRBS, conforme proposto nesse trabalho.

CAPÍTULO 2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Conceitos Fundamentais de Identificação de Sistemas

O desejo do homem de conhecer e controlar os fenômenos que ocorrem na natureza, assim como, a forma como eles evoluem, se confunde com a própria existência humana, sendo possível constatar diariamente que o impossível de ontem é o trivial de amanhã (Malho, 1988). Um modelo é uma possibilidade de se descrever como os sistemas reais se comportam, embora ele seja sempre uma aproximação da realidade, pois considerações simplificadoras sempre estão presentes no processo de modelagem. A modelagem dos sistemas reais usa técnicas que buscam a relação de causa e efeito e que pode ser desenvolvida através de várias formas e metodologias; para um sistema dinâmico a modelagem pode ser realizada a partir das leis que governam o fenômeno em análise, denominada modelagem fenomenológica, apenas a partir de informações coletadas do sistema ou uma combinação destas.

Segundo Ljung (1999) um modelo pode ser entendido, de forma genérica, como a relação assumida entre os sinais das variáveis que interagem dentro de um sistema. Os modelos podem ser expressos de várias formas e segundo vários critérios de obtenção, porém, eles devem ser adequados ao uso final que se pretende fazer do mesmo. Ao longo da história, os modelos têm sido utilizados para variados objetivos, como por exemplo, controle de processo, estimação de estado, simulação, compreensão dos fenômenos observados relativos a sistemas sociais, biológicos ou biomédicos. O foco deste trabalho será uma contribuição para a construção de modelos voltados para controle de processos industriais. Nesse caso o modelo matemático, a ser construído através da técnica de identificação de sistemas, deve ser capaz de reproduzir as dinâmicas dominantes do sistema na faixa onde foi identificado e a partir do qual, poderá ser possível projetar um controlador para assegurar um determinado desempenho. A identificação de sistemas é uma área muito abrangente e pode ser definida de várias maneiras, de modo simples pode-se definir como uma técnica para construção de modelos dinâmicos, que explique o comportamento de um sistema dinâmico. Nesse caso particular, a forma para a obtenção do modelo, baseia-se na utilização de dados reais do processo e não em leis fenomenológicas. Assim a seleção e/ou estimativa do modelo, através da técnica de identificação de sistemas, usa os dados reais do sistema gerados a partir de experimentos.

As técnicas de identificação para controle têm vários objetivos, dentre eles, é citado por Gevers (2005) a obtenção de modelo matemático do processo, apropriado para o projeto de controladores robustos. Segundo Aguirre (2007) a identificação de sistemas, também conhecida como modelagem empírica, é a área do conhecimento que estuda maneiras de coletar, analisar e modelar sistemas a partir de observações, ou seja, de dados do próprio sistema. De acordo com Garcia (2001) existe também a possibilidade de se aplicar técnicas de identificação, para se obter coeficientes a serem usados em modelos partindo-se de leis físicas.

A idéia de identificação de sistemas não é recente, testes em degrau desenvolvidos por Ziegler e Nichols (1942) como forma de incrementar as vendas de controladores PID (proporcional integral derivativa) foram bastante popularizados, bem como o método heurístico de Cohen e Coon (1953), porém, a partir da década de 1960 pode-se afirmar que foram lançadas as bases para a técnica moderna de identificação de sistemas, através dos trabalhos de Aström e Bohlin (1965) que introduziram na comunidade de controle o Método da Máxima Verossimilhança, aplicando-o para a estimação de parâmetros de modelos ARMAX¹. Posteriormente esse método deu origem ao Método do Erro de Predição (PEM). Além disso, Ho e Kalman (1965) estabeleceram as bases para a formulação em espaço de estados, originando posteriormente nos anos 90 os métodos de identificação por subespaços de estado (Gevers, 2003). Salientam-se ainda como precursores do tema os trabalhos de Box e Jenkins (1970) e Ljung (1999).

O comportamento da grande maioria dos fenômenos reais é na realidade não-linear e, portanto, a resposta desses sistemas é uma função não-linear envolvendo suas variáveis, entretanto, em boa parte das aplicações, um modelo linear é suficientemente preciso para descrever o comportamento dos sistemas físicos, especialmente quando o objetivo visa o conhecimento do sistema em torno de um determinado estado estacionário.

Uma nova visão se estabeleceu nesta área de conhecimento, ao se considerar a etapa de identificação de sistemas como a busca por um modelo aproximado do processo, modelo este pertencente a um conjunto de modelos possíveis, ao invés da procura pelo modelo exato. Desse modo se o modelo é somente uma aproximação do sistema real, então a qualidade ou precisão do modelo deve ser atrelada a aplicação desejada (Gevers, 2005). Esta nova visão despertou a necessidade de desenvolvimento de técnicas, no sentido de ajustar o experimento de identificação, de acordo com o objetivo para o qual o modelo será usado e, nesse caso, o

¹ ARMAX - Modelo Auto-Regressivo, Média Móvel com sinal eXógeno.

problema de identificação passa a fazer parte do problema de projeto do sistema de controle, ou do propósito do modelo. É comum encontrar na literatura que a identificação de sistemas ainda é uma arte, e isto, se deve ao fato de várias escolhas e decisões, tomadas no planejamento e projeto do teste, envolver aspectos subjetivos e algumas vezes fazendo-se usos de regras heurísticas.

Um aspecto relevante na construção do modelo de um sistema refere-se à linearidade. Na identificação de sistemas, usando-se estruturas lineares, deve-se observar se esta característica pode ser aplicada em toda a faixa de operação da planta, fato que normalmente não se verifica e, nesses casos, modelos lineares têm aplicação limitada apenas na região onde foram identificados. Quando se constata não-linearidade na faixa que se deseja identificar um sistema, uma alternativa é subdividi-la em várias faixas menores, cujos dados podem ser usados separadamente para identificação, através de repetitivos experimentos e, dessa forma, vários modelos serão obtidos cobrindo-se toda faixa de interesse.

A identificação de sistemas lineares é uma área da ciência de grande relevância nas aplicações práticas, pois a maioria dos sistemas pode ser descrita de forma adequada ao uso através de modelos lineares. A identificação de modelos lineares pode ser basicamente dividida em quatro etapas básicas:

- ✓ Escolha da estrutura dos modelos a serem identificados;
- Planejamento dos experimentos para gerar os dados necessários e pré- tratamento desses;
- ✓ Ajuste dos parâmetros dos modelos;
- Validação dos modelos obtidos.

2.2 Sinais de Excitação

A qualidade de um modelo, identificado a partir de dados experimentais, é influenciada pela escolha do tipo de sinal de excitação utilizado na entrada do sistema. Um sinal indevidamente projetado pode não revelar o comportamento do sistema numa determinada faixa de operação, ou até mesmo, trazer informações indesejadas de uma faixa de operação fora de interesse. Para caso de identificação linear, a excitação de entrada no sistema deve ser escolhida para excitar as dinâmicas relevantes do sistema, e, no intervalo de interesse, ou seja, na região que se deseja conhecer o comportamento dinâmico do sistema. De acordo com Aguirre (2007), o sinal ideal para a excitação da dinâmica de uma planta deve ser persistentemente excitante e possuir ordem suficientemente alta, para excitar um número

elevado de frequências dominantes da planta, ou seja, que possua um amplo espectro de potência na faixa de frequências desejadas. As características dinâmicas e estáticas que não forem excitadas não aparecerão nos dados e, consequentemente, aquilo que não estiver nos dados não será identificado.

Segundo Aguirre (2000) os sinais usados para excitar os sistemas dinâmicos devem possuir as características listadas a seguir, mas essencialmente, devem ser persistentemente excitantes. O conceito de persistência de excitação permite quantificar quão ativo é um sinal e assim, quão adequado ele é para identificação de sistemas. Um sinal persistentemente excitante de ordem "n" é um sinal de potência espectral em "n" ou mais frequências distintas

- ✓ Sinais persistentemente excitantes são desejáveis;
- ✓ No caso de sistemas com múltiplas entradas, além de tais entradas precisarem ser persistentemente excitantes, não devem estar correlacionadas entre si;
- Na identificação de dinâmica linear é importante a largura do espectro do sinal de entrada;
- Sinais aleatórios e pseudo-aleatórios são comuns e tendem a atender os requisitos acima.

A amplitude da excitação de entrada deve ser cuidadosamente escolhida, pois um sinal com amplitude demasiadamente grande afastará o sistema do ponto de operação que se deseja identificar, podendo excitar não-linearidades; enquanto um sinal com amplitude apresentará uma relação sinal/ruído muito demasiadamente pequena pequena, impossibilitando a distinção entre a resposta do sistema e o ruído. O teorema de Shannon afirma que um sinal periódico deve ser amostrado, pelo menos duas vezes, a cada oscilação completa. No entanto é comum na prática amostrar o sinal com uma frequência no intervalo, entre cinco e dez vezes, superior a maior frequência de interesse, e não apenas duas vezes (chamada de frequência de Nyquist). De acordo com Gustavsson (1975), uma regra razoável é usar um intervalo de amostragem de cerca de um décimo da maior estimativa da constante de tempo. Outra regra prática aproximada é estipular que o intervalo de amostragem, seja tomado como 10% do tempo de acomodação de uma resposta em degrau. Naturalmente que é intuitivo, pois é frequentemente pior selecionar o intervalo de amostragem muito grande do que muito pequeno, inclusive, pelo fato de minimizar a possibilidade de ocorrência do fenômeno de aliasing, fenômeno definido como a deterioração da informação amostrada devido escolha incorreta da frequência de amostragem. Uma descrição mais detalhada do fenômeno de aliasing pode ser encontrada em Ogata (1995).

Outra definição no projeto do sinal de teste é a amplitude do sinal de entrada, sendo ela responsável por levar o sistema a diferentes regiões de operação. No caso linear, busca-se que a amplitude seja a menor possível para não excitar as não-linearidades do sistema, mas que seja grande o suficiente para garantir uma boa relação sinal-ruído. Já para o caso de identificação de modelo não-linear, a amplitude do sinal pode e deve ser projetada para levar o sistema às regiões de interesse, nas quais se deseja realizar a identificação do modelo dinâmico e, portanto, as não-linearidades devem ser excitadas. A estimativa dos parâmetros de um modelo, obtido pela técnica de identificação de sistemas, pode sofrer influência significativa do tipo de sinal utilizado no experimento. De acordo com Söderström e Stoica (1989) os sinais mais usados na prática são: degrau, PRBS e soma de senóides. Existem vários tipos de sinais de excitação disponíveis para identificação de modelos dinâmicos, contudo, o sinal mais frequentemente utilizado nos testes de identificação de sistemas é o degrau, caracterizado por uma brusca mudança de nível no valor da variável de entrada (Söderström e Stoica, 1989). Em se tratando de testes de identificação em plantas industriais, esse sinal apresenta o inconveniente de desviar a planta do seu ponto de operação normal, requerendo ainda, que o sistema se estabilize em outro estado estacionário para que os dados possam ser coletados. Outro aspecto relativo à excitação do tipo degrau refere-se ao fato de que, em algumas situações práticas, a amplitude desse sinal pode ser grande o suficiente ao ponto de excitar não-linearidades do sistema, fato que pode comprometer a qualidade do modelo linear identificado em torno do ponto de operação desejado. Inversamente, restrições do sistema que exigem degrau de pequena amplitude, podem gerar resposta que esteja com variabilidade próxima ao ruído, especialmente ruído de medição, comprometendo a qualidade dos dados e, portanto do modelo.

Entretanto segundo Rivera e Flores (2000), o uso da excitação do tipo degrau é útil e aplicável quando o processo a ser identificado está sujeito a baixa variância e ruídos de alta frequência, contudo, para o caso de sistemas integrativos ou sujeitos a distúrbios integrativos, bem como sistemas com desvios (variabilidade) significativos, o uso da excitação tipo degrau tem precisão questionável e limitação quanto a sua aplicação, pois nesse caso informações do distúrbio integrativo e da variabilidade estarão presentes nos dados.

A etapa de coleta de dados numa planta industrial é, às vezes, dificultada por restrições operacionais da planta, acarretando limitações para a aplicação de alguns tipos de sinais de excitações que tenham a característica de desviar significativamente o processo de seu ponto de operação normal, pois podem levar o processo para uma condição de operação indesejada sob o ponto de vista de segurança, qualidade e/ou mesmo, custo operacional.

Exemplos desses tipos de sinais são: a excitação em rampa, excitação em degrau, esse último em algumas situações específicas. Boa parte dos processos químicos e petroquímicos se enquadra dentro desta classe que se apresenta restritiva ao uso de excitação do tipo degrau, em decorrência do distúrbio provocado na planta quando de sua aplicação. Assim, uma classe de excitação que vem sendo amplamente estudada e aplicada para essas situações é o sinal de excitação do tipo PBRS.

A classe de sinais aleatórios é uma alternativa na busca pela melhoria da qualidade do modelo a ser identificado. Esses sinais são escolhidos pelo fato de seu espectro de potência estar uniformemente distribuído numa ampla faixa de frequências. Os sinais binários randômicos, denominados RBS (do inglês *Random Binary Signal*), bem como os sinais binários pseudo-aleatórios denominados PRBS (Tulleken, 1990), apresentam a vantagem de serem sinais com média zero durante o teste de identificação, o que possibilita manter a planta industrial dentro do seu ponto de operação normal, apesar de que em alguns testes de identificação esses sinais requererem mais tempo de teste do que, por exemplo, o teste com sinal do tipo degrau devido a conveniência de se repetir a sequência PRBS.

Nesse sentido, o sinal PRBS é uma classe de sinais que está em uso crescente e que possui características interessantes devido sua menor dificuldade de geração, cuja aplicação é bem aceita entre responsáveis pela operação de plantas industriais, justamente pelo pequeno distúrbio operacional provocado na planta; essa é a razão pela qual ele é comumente chamado de "sinal amigável". Essa característica do sinal PRBS o torna mais atraente do que o sinal degrau, em algumas aplicações industriais.

2.3 Sinal de excitação PRBS

Os sinais PRBS são gerados e caracterizados por um sinal determinístico e periódico com dois níveis. Essas sequências possibilitam a comutação do sinal de entrada entre dois níveis iguais e simétricos, ao redor do ponto de operação do sistema que se deseja identificar, de forma pseudo-aleatória. A escolha do período de amostragem é uma tarefa que requer um processo iterativo uma vez que, em princípio, pouco se sabe sobre a dinâmica do processo a ser identificado. Um sinal PRBS é caracterizado por dois parâmetros: N_s , denominado número de chaveamentos, que é um número inteiro e positivo e, T_{sW}^U , denominado tempo usual entre possíveis chaveamentos ou mudanças no nível do sinal, que também é um número inteiro, porém múltiplo do período de amostragem. O nível ou amplitude do sinal deve



também ser definido em função das características e restrições do processo a ser identificado. O sinal ou sequência se repete após um período de tempo maior ou igual ao produto $N_s T_{SW}^U$, onde T_{SW}^U é o intervalo entre bits como demonstrado na Figura 2.1. Para a definição de T_{SW}^U é importante observar que esse tempo, deve ser compatível com o tempo de acomodação da resposta mais rápida do processo, porém recomenda-se que não seja superior. As sequências binárias pseudo-aleatórias são geradas a partir de registros de deslocamento, com realimentação que podem ser disponibilizadas através de software, ou por até mesmo por hardwares específicos.



Figura 2.1 – Exemplo de um sinal PRBS

As sequências binárias pseudo-aleatórias são geradas por um conjunto de "n" registros de deslocamento, de forma que o número de chaveamentos, N_S, possa ser expresso de acordo com a equação (2.1):

$$N_{s} = 2^{n} - 1 \tag{2.1}$$

A equação (2.1) mostra que N_S assume valores específicos. A definição do período de amostragem deve ser estabelecida a partir de vários testes com a variável manipulada, com o objetivo de cobrir toda a faixa de frequências de interesse, o teorema de amostragem de Shannon pode ser utilizado como critério para essa definição. A utilização da sequência PRBS para identificação de sistemas *MIMO*, múltiplas entradas e múltiplas saídas (sigla em inglês *Multiple Input Multiple Output*), pode ser estendida através da aplicação de um conjunto de sequência PRBS para cada variável de entrada. Naturalmente que o tempo de teste será composto pela soma da duração de cada teste, além do tempo necessário para a repetição de cada teste. Um dos fatores de sucesso do método de identificação depende do fato do estímulo

de entrada ser persistentemente excitante (Ljung e Glad, 1994). Um sinal PRBS é considerado persistentemente excitante, pelo fato de excitar um número elevado de frequências dominantes do sistema, ou seja, possuir um amplo espectro na faixa de frequências desejadas. Segundo Brosilow e Joseph (2002) algumas vantagens da utilização dos sinais do tipo PRBS são:

- ✓ Um sinal PRBS perturba o sistema em torno de um ponto de operação, em regime permanente, sem desviá-lo significativamente deste valor, permitindo que o sistema continue operando na sua região de operação, enquanto é feita a coleta de dados para identificação, o que é particularmente importante em processos lentos, onde a execução dos testes requer um tempo longo de duração;
- O conteúdo frequencial de um sinal PRBS pode ser ajustado facilmente, para atender as especificações sobre qual faixa de frequências se deseja excitar.
- O sinal PRBS tem a capacidade de excitar com muita intensidade uma grande faixa de frequências, para isso, o período máximo e mínimo em que o sinal deve permanecer num determinado valor deve ser devidamente determinado;
- Sinais PRBS podem ser repetidos muitas vezes (e vários ensaios podem ser repetidos), o que tende a aumentar a precisão das estimativas dos parâmetros do modelo identificado;

Uma sequência binária pseudo-aleatória, ou sinal PRBS, tem a capacidade de excitar uma longa faixa de frequências com elevada intensidade. Esta característica torna o sinal PRBS uma excitação interessante na identificação, por enriquecer as informações dos dados coletados da planta, especialmente para sistemas mono-variável, como citado em Luybem (1992) e Ljung (1999). Segundo Aguirre (2004) uma regra prática que normalmente funciona bem é, tendo-se definido o tempo de amostragem, manter constante cada valor escolhido aleatoriamente por um tempo, em torno de 3 a 5 intervalos de amostragem. No caso de sinais PRBS, a duração do menor patamar deve ser aproximadamente 3 a 5 períodos de amostragem.

Outra vantagem da excitação do tipo PRBS é o fato da excitação de entrada poder ser concentrada, em cada chaveamento, com uma frequência particular de interesse. Os sinais binários pseudo-aleatórios são comumente úteis na identificação de sistemas lineares, porém do ponto de vista teórico, Leontaritis e Billings (1987) argumentaram que esses sinais não são adequados para identificação de sistemas não-lineares.

2.4 Válvula de Controle

O controle de processo de uma planta industrial é composto por um conjunto de malhas de controle, cujo tamanho varia desde dezenas até milhares. Cada malha de controle é normalmente projetada para manter sob controle, uma determinada variável de processo, como por exemplo: pressão, vazão, nível, temperatura ou fluxo. O objetivo de um sistema de controle de processo é minimizar a variabilidade das variáveis controladas, tendo-se como resultado ganhos e/ou benefícios em várias áreas, tais como: segurança de processo, segurança das pessoas, qualidade dos produtos, redução custos e etc. De maneira simplificada, pode-se descrever uma malha de controle, como sendo um conjunto de instrumentos e acessórios, conectados por algum meio de comunicação e composto por um elemento primário de medição ou sensor (medidor/transmissor), um controlador e um elemento final de controle, que na maioria das vezes é uma válvula automática ou válvula de controle. Cada instrumento ou acessório tem uma função específica dentro de uma malha de controle: o sensor realiza a medição e realimentação do processo, medindo a variável a ser controlada. O controlador recebe continuamente a informação correspondente à variável a ser controlada, e a compara com o valor desejado ou ponto de ajuste da variável de processo, que deve ser mantida dentro deste valor desejado. O controlador processará o erro calculado ao longo do tempo, gerando uma ação de controle. Essa ação de controle, ou sinal de saída do controlador, será então enviada para o posicionador da válvula de controle, que efetuará a ação final da malha de controle. Essa ação se dá na variável de processo, escolhida como variável manipulada, a qual irá atuar no processo conduzindo a variável que se deseja controlar, para o valor desejado estabelecido ou "set point".

A válvula de controle é o elemento final de controle mais frequentemente encontrado em uma malha; ela é responsável pela manipulação do fluxo de matéria e/ou energia, ou por outras palavras, ela tem como finalidade atuar no processo de modo a corrigir o valor da variável controlada, sempre que houver algum desvio em relação ao valor desejado para a variável controlada. Assim, cada valor do sinal de saída do controlador, enviado para a válvula, determina uma posição de abertura da válvula e, portanto, um valor equivalente em fluxo de massa ou energia através da mesma. No estado estacionário, todos esses valores permanecem invariáveis no tempo e a variável de processo está no valor desejado. Na presença de alguma perturbação do sistema a malha de controle irá reagir, no sentido de corrigir o erro (Bega et al., 2003). As válvulas de controle são normalmente as únicas partes móveis de uma malha de controle, e isso a torna o maior ponto frágil numa malha de controle.

14

Trabalhos realizados por Srinivasan e Rengaswamy (2005); Hägglund (2002) indicam que entre vinte a trinta por cento das malhas oscilam, devido à presenca de atrito ou histerese nas válvulas de controle. A histerese é um fenômeno que existe, em maior ou menor intensidade, em todas as válvulas de controle, e se caracteriza pela ocorrência da diferenciação do ganho da malha de controle, quando a válvula de controle é submetida a perturbações de intensidades iguais, porém em direções opostas. Quanto maior a histerese de uma válvula de controle, pior será o desempenho da mesma. Pelo fato de introduzir não-linearidades ao processo, a histerese afeta a eficácia da resposta da ação do controlador, dificultando o controle da malha. Este fenômeno está associado a não idealidade no funcionamento dos internos das válvulas de controle, ou ainda, ao mau funcionamento de atuadores eletromecânicos. As não linearidades nas malhas de controle podem ocorrer, não somente devido à influência do próprio processo, mas também devido à característica não linear das válvulas de controle (característica instalada). A não linearidade nas válvulas de controle ocorre basicamente devido a: atrito estático, banda morta, histerese e perturbações do próprio processo Choudhury, et al., (2007). Outro fenômeno que produz não linearidade numa válvula de controle é denominado do inglês stiction, que de acordo com Ruel (2000), stiction é uma combinação das palavras stick (agarramento) e friction (atrito), criada para enfatizar a diferenca entre atrito estático e dinâmico. O stiction ocorre quando o atrito estático excede o atrito dinâmico dentro da válvula. Ele causa oscilações cíclicas conhecidas como ciclo limites. Comumente as não linearidades do processo e a característica instalada da válvula de controle são chamadas de não linearidades suaves (soft nonlinearities), isto porque localmente, podem ser consideradas lineares frente às pequenas oscilações. O stiction, a banda morta, a folga e a histerese são denominadas de rígidas (hard nonlinearities) devido a sua característica não linear dominante. As não linearidades devido a perturbações podem ser suaves ou rígidas, dependendo de sua severidade (Choudhury, et al., 2007).

Hägglund (2007) cita que a banda morta provoca um atraso na malha de controle, sugerindo que seja razoável considerar esse atraso como um tempo morto no modelo para uma válvula de controle. Steaman (2003) apresenta o modelo de um parâmetro para uma válvula de controle:

$$x(t) = \begin{cases} x(t-1) & \text{se} \setminus u(t) - x(t-1) \le d \\ \\ u(t) & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(2.2)

Onde x(t) e x(t-1) são a posição atual e a anterior da haste da válvula, respectivamente, u(t) é a saída do controlador e "d" o parâmetro definido como banda de agarramento. A partir da equação 2.2 conclui-se que é necessário um acúmulo de energia, superior à banda de agarramento, d, para que a haste da válvula possa se movimentar de uma posição de abertura para outra. Este comportamento é equivalente ao de um sistema que tem apenas banda de agarramento.

Choudhury et al. (2004) e Kano (2004) apresentaram modelos mais completos de dois parâmetros (banda de agarramento e banda morta), que se aproxima melhor do comportamento real de uma válvula de controle. Como alternativa aos modelos de Kano (2004) e Choudhury, et al. (2007), é apresentado por He (2007) um modelo empírico fundamentado numa análise dos modelos físicos. Em Garcia (2008) oito modelos de atrito foram descritos, estabelecidos e submetidos a vários testes realizados conforme recomendação das normas ISA (2000) e ISA (2006), porém apenas os modelos analíticos de Karnopp (1985), o modelo Lugre proposto por Canudas et al. (1995), e o modelo empírico de Kano (2004) foram aprovados em todos os testes realizados.

Modelos de válvulas podem ser categorizados como mostrado na Tabela 2.1 proposta por Riihilahti (1997).

MODELO PARA SIMULAÇÃO	APLICAÇÃO TIPICA	CARACTERISTICAS
Ganho Constante	Usado quando a dinâmica da válvula de controle não é significativa.	A dinâmica da válvula não é modelada.
Primeira Ordem Linear	Usado quando não se conhece a não-linearidade ou quando decide- se por análise linear do sistema	Fácil de implementar porém de difícil ocorrência para sistemas não-lineares.
Segunda Ordem Linear	Similar ao caso anterior, porém pode incluir sobre-elevação e/ou tempo morto.	Difícil ocorrência para sistema não- linear.
Primeira Ordem Não-Linear	Usado quando a não-linearidade é dominante na dinâmica da válvula.	Fácil modelagem. Um modelo realizável para vários simuladores de processo com malha simples (SISO).
Segunda Ordem Não-Linear	As duas aplicações juntas acima.	Difícil ocorrência nas aplicações reais.
Ordem Elevada Não-Linear	Baseado em parâmetros físicos e usados quando a válvula é um componente crítico e significativo.	Difícil construção e ocorrência, porém é mais preciso.
Outros Modelos	Usado caso a caso.	Baseado no modelo.

Tabela 2.1 – Modelos de válvulas de controle

A escolha de um modelo para simular uma válvula de controle é uma etapa da simulação e eventualmente modelagem de um processo, o modelo a ser escolhido pode ser simples, se a válvula não tem efeito significativo no desempenho da malha de controle. Modelos mais complexos, não necessariamente fornecerão resultados mais precisos que os modelos simples. É importante fazer uma verificação criteriosa das opções para a seleção da válvula de controle, bem como uma análise do processo para uma boa seleção do modelo para a válvula. Uma aproximação por um modelo de primeira ordem com tempo morto, no domínio de Laplace, pode ser o suficientemente adequado para os propósitos deste trabalho.

CAPÍTULO 3 - METODOLOGIA PARA GERAÇÃO DE SINAIS PRBS

3.1 Descrição da Metodologia Usual

A metodologia atual para geração de um sinal PRBS calcula cada intervalo de tempo dos chaveamentos, cujo somatório desses chaveamentos, acrescido do tempo para a variável controlada retornar ao estado estacionário, gera o sinal PRBS, que deve ser aplicado no sistema que se deseja excitar, para a posterior coleta de dados para identificação. Um possível conjunto de critérios para definição de um sinal de excitação do tipo PRBS será mostrado, detalhado e comentado, como uma compilação proposta por Zhu e Butovi (2002), Klerk e Craig (2003), Rivera e Flores (2000) e McFarlane e Rivera (1992), para o projeto de uma sequência PRBS. Em princípio, a duração total de um experimento de identificação de um sistema deveria ser a maior possível, pois, dessa forma, uma maior quantidade de dados para identificação seria disponibilizada, melhorando a estimativa dos parâmetros do modelo. Por outro lado, um experimento longo apresenta a possibilidade da inclusão de distúrbios e, portanto, não-linearidades, como também representa maior custo para sua realização. Atualmente a literatura propõe que um sinal de excitação do tipo PRBS atenda a expressão matemática (3.1).

$$T_{\text{exp}}^U \ge 2.N_U T_{SPV} \tag{3.1}$$

onde:

 T_{exp}^{U} - tempo usual (duração) do experimento usando sinal PRBS.

 N_{U} - número de variáveis de entrada (igual a 1 para sistemas mono-variável).

 $T_{\rm SPV}$ - tempo de acomodação da variável controlada.

A periodicidade de um sinal PRBS não pode ser menor que o tempo de acomodação do sistema que está sendo identificado, caso contrário, o caráter de aleatoriedade do teste estará comprometido. Por outro lado, se o período for suficientemente longo, o sistema identificará o sinal como sendo aleatório. O intervalo entre os chaveamentos, T_{SW}^U , proposto na literatura, deve ser compatível com a menor constante de tempo de interesse. Se o mesmo for muito grande, o sistema interpretará o sinal PRBS como uma excitação tipo degrau, que é um sinal com características pobres para identificação. Por outra parte, se o intervalo entre chaveamentos for muito curto, o sistema não terá tempo para responder a uma transição antes de chegar à próxima, e assim, a excitação poderá ser suficientemente pequena e incapaz de estimular a dinâmica do sistema, ou mesmo, gerar respostas do sistema com intensidades

18

próximas da intensidade de ruídos. A literatura atual sugere a seguinte relação de desigualdade para a definição dos intervalos de chaveamentos:

$$\frac{1}{10}\tau_{dom}^{L} \le T_{SW}^{U} \le \tau_{dom}^{L}$$
(3.2)

onde

 T_{SW}^{U} - tempo usual entre possíveis chaveamentos.

 $au_{\mathit{dom}}^{\scriptscriptstyle L}$ - Estimativa menor da constante de tempo dominante.

Como citado por Aguirre (2007), o intervalo entre bits (tempo de chaveamento), T_{SW}^{U} , deve ser compatível com a estimativa da menor constante de tempo de interesse, e este valor deve ser um inteiro obedecendo à desigualdade expressa em (3.3).

$$\frac{\tau_{dom}^L}{10} < T_{SW}^U < \frac{\tau_{dom}^L}{3}$$
(3.3)

Ainda, citado por Aguirre (2004), na identificação, usando-se modelos lineares é comum escolher T^{U}_{SW} mais próximos do limite inferior da desigualdade apresentada em (3.3), ao passo que para estruturas não-lineares, bons resultados têm sido obtidos tomando-se T^{U}_{SW} mais próximos do limite superior.

De acordo com Luyben (1992), é proposto que o período mínimo de cada chaveamento deva ser calculado através da equação empírica (3.4).

$$T_{SW\min} = \frac{2.8 \left(\tau_{dom}^{H} + \frac{\theta_{PV}}{2}\right)}{\alpha_{S}}$$
(3.4)

onde

 α_s - razão de resposta entre malha aberta e malha fechada. θ_{pv} - tempo morto da variável de saída.

 $\tau^{\scriptscriptstyle H}_{\scriptscriptstyle dom}$ - estimativa da maior constante de tempo dominante.

O período máximo em que o valor da variável manipulada pode permanecer constante é um múltiplo do período mínimo de amostragem. Este múltiplo é o valor de M_P , calculado pela equação (3.5), onde β_S indica o quanto deve ser excitada a zona de baixas frequências. $\beta_S = 3$ está relacionado à excitação das frequências correspondentes até 95% do tempo de acomodação do sistema. Para $\beta_S = 4$, em torno de 98% do tempo de acomodação e para β_S = 5, relaciona-se com a excitação de 99% do tempo supracitado.

$$M_P = \frac{2.\pi \cdot \alpha_s \cdot \beta_s}{2.8} \tag{3.5}$$

19
Ainda de acordo com a metodologia proposta na literatura, o intervalo entre os possíveis chaveamentos deve ainda assumir a desigualdade mostrada na equação (3.6):

$$T_{SW}^{U} \le \frac{2,78.\tau_{dom}^{L}}{\alpha_{s}}$$
(3.6)

O valor definido para cada chaveamento de uma sequência-m deve obedecer às regras e sugestões explicitadas, porém a estimativa de cada chaveamento é feita usando-se softwares ou hardwares que produzem o projeto do sinal PRBS a ser implementado. O número de chaveamentos de uma sequência-m, ou sinal de excitação PRBS, N_s, está proposto na literatura através da expressão (2.1) onde n é definido como a ordem do sinal PRBS.

$$N_s = 2^n - 1 \tag{2.1}$$

O número de chaveamentos de uma sequência PRBS deve ainda obedecer à relação de desigualdade demonstrada em (3.7)

$$N_{s} = 2^{n} - 1 \ge \frac{2\pi\beta_{s}\tau_{dom}^{H}}{T_{sW}^{U}}$$

$$(3.7)$$

Além disso, para geração de um sinal PRBS, calcula-se cada intervalo de chaveamento, cujo somatório desses chaveamentos, acrescido do tempo para a variável controlada retornar ao estado estacionário, gera o sinal PRBS que deve ser aplicado no sistema. A compilação dos critérios apresentados permite sintetizar uma expressão matemática para o projeto do tempo do experimento, que usa uma sequência PRBS como fonte de excitação do sistema a ser identificado. Para expressar a duração total do experimento, pode-se então escrever a equação indicada em (3.8).

$$T_{\exp}^{U} = \sum_{i=1}^{N_{s}} T_{SW_{i}}^{U} + T_{SPV}$$
(3.8)

Considerando $T_{SPV} = \beta_S^{PV} \cdot \tau_{PV} + \theta_{PV}$ então tem-se:

$$T_{exp}^{U} = \sum_{i=1}^{N_{s}} T_{SW_{i}}^{U} + \beta_{S}^{PV} \cdot \tau_{PV} + \theta_{PV}$$
(3.9)

Onde:

 T_{exp}^{U} - Tempo total usual para o experimento com sinal PRBS.

 T_{SPV} - Tempo de acomodação da variável controlada requerido para a mesma retornar ao estado estacionário inicial.

 N_s - Número de chaveamentos.

 T_{SW}^{U} - i-ésimo chaveamento usualmente projetado para a variável manipulada.

 β_{S}^{PV} - Fator de tempo de estabilização para a variável controlada (resposta).

 $\tau_{_{PV}}$ - Constante de tempo da variável controlada (resposta).

 θ_{pv} - Tempo morto da variável controlada (variável de saída).

i-i-ésimo chaveamento.

A equação (3.9) é uma compilação dos critérios atualmente sugeridos na literatura para o projeto do tempo de duração de um sinal de excitação PRBS. A utilização da sequência PRBS para identificação de sistemas multivariáveis, ou seja, com mais de uma entrada e mais de uma saída, pode ser estendida através da aplicação de um conjunto de sequências PRBS para cada variável de entrada. Naturalmente que o tempo de teste será composto pela soma da duração de cada um dos testes, e sugere-se que os sinais aplicados sejam consecutivos e independentes.

3.2 Descrição da Metodologia Proposta

Quando da aplicação de uma sequência PRBS, que usa uma válvula de controle como elemento final, nem sempre a duração de todos os chaveamentos projetados é suficiente para que a válvula se desloque de um nível do sinal para o outro. Quando esse fato ocorre, as duas amplitudes, isto é, os dois níveis do chaveamento projetado não serão atingidos, ou por outras palavras, os chaveamentos não serão efetivamente desenvolvidos como os projetados. Nesse sentido, é possível que ocorrências dessa natureza impeçam a desejada excitação do sistema em identificação. A literatura não aborda, ou ressalta, o fato de que o modelo identificado contém, ou carrega, a dinâmica que o sinal de excitação leva ao conjunto de dados coletados naturalmente, ao longo de cada chaveamento. Esse aspecto pode ser relevante, quando o elemento final de controle, ou mesmo a variável de entrada, apresentar uma dinâmica significativa em relação à dinâmica da variável de saída. Na realização dos testes de identificação, os chaveamentos executados são realizados usando-se a malha de controle, no modo manual ou no modo automático, para alterar a entrada do sistema (variável manipulada). Os sinais enviados do controlador ao elemento final de controle são normalmente padronizados na instrumentação industrial, por exemplo, sinais de 4 a 20mA, 1 a 5V, ou 3 a 15 psi². A Figura 3.1 representa o comportamento do sinal desejado para a saída do controlador, quando se realiza um chaveamento ou excitação em degrau, onde U_{CP} é o sinal PRBS, ou degrau projetado e desejado para a saída do controlador.



Figura 3.1 – Chaveamento PRBS ou degrau aplicado ao controlador – UCP

Não somente para o caso de chaveamentos PRBS, mas para qualquer mudança realizada na variável manipulada, observa-se que existe um atraso entre o sinal que entra no controlador e o sinal enviado do controlador para o elemento final de controle. Esse atraso é reconhecido e denominado pela Norma ANSI/ISA-TR75. 25.02-2000 como Δt_{sc} . Esse intervalo de tempo, ou atraso, pode ser definido como o tempo entre o início de um chaveamento, ou degrau, e o momento que o mesmo atinge o valor máximo. O atraso verificado é explicado devido ao tempo requerido para que o controlador processe os sinais de entrada, gerando o sinal de saída, acrescido do tempo requerido para a transmissão do sinal de saída do controlador até o elemento final de controle. Esse atraso está representado na Figura 3.2, onde U_{CG} é o sinal PRBS, ou degrau, gerado e enviado do controlador para o elemento final de controle, e Δt_{sc} mostra o atraso na realização da mudança de sinal.

² Psi sigla em inglês para designar a unidade de pressão em libra força por polegada quandrada (Pounds force per Square Inch).



Figura 3.2 – Sinal PRBS gerado e enviado pelo controlador – UCG

A Figura 3.2 demonstra o atraso, Δt_{sc} , o qual segundo a Norma ANSI/ISA-TR75. 25.02-2000 deve obedecer à desigualdade (3.10).

$$\Delta t_{SC} \le \frac{T_{86}}{20} \tag{3.10}$$

Onde T_{-86} é o tempo para resposta em degrau, definido como o intervalo de tempo entre o início de um sinal de entrada em degrau, e o momento em que a resposta atinge 86% do valor do estado estacionário final, incluso o tempo morto da válvula. Como normalmente esse atraso é muito menor que a dinâmica de uma válvula de controle, pode-se, para efeitos práticos, desprezá-lo e, portanto, essa influência não será considerada neste trabalho. Para identificação de sistemas, usando-se sinais de excitação do tipo PRBS que caracterizam-se pela mudança de níveis da variável manipulada ao redor e próximo de um determinado estado estacionário, é importante que a válvula atinja esses dois níveis o mais rapidamente possível. A capacidade de uma válvula de controle gerar a excitação projetada depende de alguns fatores, como por exemplo: a correta especificação do tipo de válvula, adequados projetos do atuador e posicionador, montagem, além da correta manutenção periódica desse elemento final de controle. Os trabalhos realizados por Srinivasan e Rengaswamy (2005) e Hägglund (2002), indicam que entre 20 e 30% das malhas de controle oscilam devido à presença de atrito ou histerese nas válvulas de controle de uma planta industrial. O desempenho pobre do sistema de controle, também pode ter origem nos distúrbios de carga do processo e sintonias ruins do controlador. Segundo Srinivasan e Rengaswamy (2005), as paradas programadas de uma planta industrial acontecem normalmente entre seis meses e três anos de operação. Nesse período, uma válvula de controle que apresente baixo desempenho, permanecerá operando e afetando

diretamente o desempenho do sistema de controle até a próxima parada para manutenção. Segundo Michel (2003), quando um comando é dado para uma válvula de controle se deslocar de uma posição de abertura para outra, o comportamento da dinâmica da válvula dependerá da posição atual, da direção (abertura ou fechamento) e amplitude do sinal aplicado. Ainda de acordo com Michel (2003), para os processos que apresentam dinâmica rápida, por exemplo, envolvendo fluxo e pressão, o comportamento da válvula (tempo morto, constante de tempo e sobre-elevação do posicionador) é relevante, podendo influenciar o modelo do processo. Os fenômenos de histerese, atrito, coeficiente de vazão da válvula, bem como, o tipo de curva característica, sempre influenciam o comportamento e desempenho da malha de controle, e portanto, a dinâmica do processo. Esse comportamento não uniforme de uma válvula de controle ao longo de sua campanha operacional pode influenciar significativamente a qualidade dos dados obtidos para identificação. Essa afirmação se baseia no fato de os dados de planta, coletados para a identificação do modelo, conterem influências e informações da dinâmica da válvula, as quais estarão presentes no modelo. O tempo de resposta de uma válvula de controle pode ser medido através do parâmetro denominado T_{63} , definido como o tempo medido a partir do início da mudança do sinal de entrada, até guando a válvula atinge 63% do sinal de saída final desejado. Ele é a soma algébrica do tempo estático, ou tempo morto requerido para vencer a inércia, ou banda morta da válvula, e o tempo dinâmico requerido para que, após o início do movimento do posicionador, este atinja 63% do curso estabelecido. Assim, pode-se expressar o tempo de resposta através da equação (3.11).

$$T_{63} = \theta_V + \tau_V \tag{3.11}$$

Para que a válvula atinja o nível final do chaveamento será necessário um tempo aproximado, estimado em (3.12)

$$T_{SV} = \theta_V + \beta_S^V \cdot \tau_V \tag{3.12}$$

Para aplicações, especialmente processos lentos, ou quando a dinâmica do elemento final de controle é suficientemente lenta que impeça a implementação do chaveamento projetado, recomenda-se acrescentar essa dinâmica para melhor construir uma sequência PRBS. De acordo com Riihilahti (1997), existem vários modelos que podem aproximar a dinâmica de uma válvula de controle. Um modelo de primeira ordem com tempo morto, tem se mostrado uma razoável aproximação quando se deseja modelar uma válvula de controle nos processos industriais. A dinâmica das válvulas de controle encontradas na indústria tem comportamento distinto quando são abertas parcialmente e quando são fechadas parcialmente. Portanto, a rigor, quando se aplica um PRBS, o intervalo de cada chaveamento deve

24

considerar este fato. Quando se faz o pré-teste para a avaliação preliminar da dinâmica do sistema em identificação, normalmente se faz a excitação em degrau nos dois sentidos, isto é, degrau positivo e degrau negativo para a estimativa dos parâmetros do sistema, os quais serão úteis para o projeto do sinal PRBS. Ljung e Glad (1994), sugerem ainda que, inicialmente, uma entrada do tipo degrau no sistema seja aplicada para se obter uma impressão geral sobre as constantes de tempo do mesmo. Desta forma, evita-se aplicar um sinal que seja tão "rápido" que o sistema não possa responder.

A Figura 3.3 representa o comportamento de uma válvula de controle obtido através de medições. No eixo vertical da direita está o projeto do sinal que chega à válvula de controle, oriundo da saída do controlador e, no eixo vertical da esquerda, mostra-se o comportamento da abertura da válvula de controle. O comportamento da abertura de uma válvula de controle, $U_{VR}(s)$, quando submetida à ação de um sinal de entrada, $U_{CG}(s)$, oriundo do controlador e assumindo que o mesmo pode ser aproximado por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto, pode-se escrever:

$$G_{\nu_{O}}(s) = \frac{U_{\nu_{R}}(s)}{U_{CG}(s)} = \frac{K_{\nu_{O}} \cdot e^{-\theta_{\nu_{O}} \cdot s}}{\tau_{\nu_{O}} \cdot s + 1}$$
(3.13)

Onde:

 $U_{\nu R}(s)$ - Resposta da válvula de controle na abertura.

 $U_{CG}(s)$ - Sinal de saída do controlador enviado ao o atuador de válvula de controle na abertura.

 $G_{\nu 0}(s)$ - Função de transferência da válvula de controle na abertura.

 K_{VO} - Ganho no estado estacionário para a válvula de controle na abertura.

 $\theta_{\nu\rho}$ - Tempo morto para a válvula de controle na abertura.

 $au_{\nu o}$ - Constante de tempo da válvula de controle na abertura





Para que a válvula atinja a abertura projetada para gerar a mudança de sinal projetado para a variável manipulada, será necessário um tempo adicional, expresso como o tempo de acomodação para válvula (3.14):

$$T_{SVO} = \beta_S^{VO} \cdot \tau_{VO} + \theta_{VO} \tag{3.14}$$

Onde:

 T_{SVO} - Tempo de acomodação para a ação de abertura da válvula.

 β_s^{VO} - Fator de tempo de estabilização para abertura da válvula.

 $au_{\nu o}$ - Constante de tempo da válvula para ação de abertura.

 θ_{vo} - Tempo morto da válvula para ação de abertura.

Analogamente, pode-se desenvolver o mesmo raciocínio para o processo de fechamento da válvula de controle e chegar-se-á expressão mostrada em (3.15).

$$T_{SVC} = \beta_S^{VC} \cdot \tau_{VC} + \theta_{VC} \tag{3.15}$$

Onde:

 T_{SVC} - Tempo de acomodação para a ação de fechamento da válvula.

 β_s^{VC} - Fator de tempo de estabilização para abertura da válvula.

 τ_{vo} - Constante de tempo da válvula para ação de abertura.

 $\theta_{\nu\rho}$ - Tempo morto da válvula para ação de abertura.

A hipótese simplificadora de que as dinâmicas da válvula de controle, para as ações de abertura e fechamento, são aproximadamente iguais, levará à seguinte simplificação:

$$\tau_{\nu} = \frac{(\tau_{\nu O} + \tau_{\nu C})}{2}$$
(3.16)

$$\theta_{\nu} = \frac{(\theta_{\nu O} + \theta_{\nu C})}{2} \tag{3.17}$$

Portanto, o tempo adicional requerido para que a válvula permita que a variável manipulada atinja o valor efetivamente projetado, poderá ser escrito segundo a equação (3.18):

$$T_{SV} = \beta_S^V \cdot \tau_V + \theta_V \tag{3.18}$$

É razoável admitir, por hipótese, que esse tempo de acomodação para válvula, deva ser considerado em cada chaveamento realizado na variável manipulada. É comum nos projetos de sistemas de controles encontrados nas indústrias, emparelhar a variável controlada com o valor de abertura da válvula de controle que atua na variável manipulada. Essa prática pode conduzir a projetos de baixo desempenho, pelo fato desse sinal de entrada não traduzir a real dependência entre a variável controlada e a variável manipulada pela válvula de controle. Por exemplo, quando a variável manipulada é um fluxo gasoso, uma variação da pressão dessa corrente irá produzir uma alteração no fluxo gasoso (real variável manipulada), sem que a abertura da válvula identifique essa mudança na real variável manipulada e, portanto, nenhuma correção será realizada.

Assim, sugere-se que a capacidade de um modelo para representar um sistema dinâmico deva ser melhorada, se o sinal de entrada usado for a real variável manipulada, pois nesse caso, será inclusa não somente a dinâmica da própria válvula de controle, como também outros fenômenos que influenciam o comportamento da variável efetivamente manipulada, tais como: ruídos de medição da variável manipulada, tempo morto presente na dinâmica da variável manipulada e velocidade de resposta da variável manipulada. Por outra parte, observa-se nas aplicações reais que o comportamento da variável manipulada, por exemplo, um fluxo de uma corrente fluída, quando submetida à mudança de "*set point*", apresenta uma dinâmica diferente daquela prevista e projetada através do sinal em degrau, ou mesmo PRBS. Esse comportamento, obtido a partir de dados reais e aproximado por um sistema de primeira ordem com tempo morto, é demonstrado na Figura 3.4, na qual, o eixo vertical da direita mostra valor projetado pelo sinal para a variável manipulada, e no eixo vertical da esquerda, o comportamento da variável manipulada.

Na Figura 3.4 pode-se observar a existência de um tempo morto na resposta da variável manipulada, além da dinâmica referente ao tempo de acomodação da variável manipulada, requerido para que ela atinja os dois níveis projetados. Dessa forma, o comportamento da variável manipulada, MV(t), quando excitada pela ação de abertura da válvula de controle, $U_{VR}(t)$, pode ser representado através da seguinte função de transferência:

$$G_{MVO}(s) = \frac{MV_O(s)}{U_{VRO}(s)} = \frac{K_{MVO} \cdot e^{-\theta_{MVO} \cdot s}}{\tau_{MVO} \cdot s + 1}$$
(3.19)





Para que a variável manipulada atinja o valor final, devido à abertura final da válvula, será requerido um tempo adicional estimado como:

$$T_{SMVO} = \beta_S^{MVO} \cdot \tau_{MVO} + \theta_{MVO}$$
(3.20)

De forma análoga, para a ação de fechamento da válvula e aproximando também por um sistema de primeira ordem com tempo morto, o comportamento da variável manipulada apresentará uma dinâmica cujo tempo de acomodação poderá ser estimado como:

$$T_{SMVC} = \beta_S^{MVC} \cdot \tau_{MVC} + \theta_{MVC}$$
(3.21)

Assumindo como hipótese simplificadora, que o comportamento da variável manipulada, quando submetida ao aumento e diminuição de seu valor, tem dinâmicas e, portanto, parâmetros iguais, pode-se inferir que:

$$\tau_{MV} = \frac{(\tau_{MVO} + \tau_{MVC})}{2} \tag{3.22}$$

$$\theta_{MV} = \frac{(\theta_{MVC} + \theta_{MVC})}{2} \tag{3.23}$$

E então, o tempo adicional proposto para ser incluso em cada chaveamento de um sinal PRBS poderá ser expresso segundo a equação (3.24):

$$T_{SMV} = \beta_S^{MV} \cdot \tau_{MV} + \theta_{MV}$$
(3.24)

A metodologia usual para o projeto de sinais PRBS não explicita a inclusão dessa variável para o cálculo dos chaveamentos, razão pela qual se pode perder parte da real e completa dependência da saída do processo em relação à entrada. Nesse sentido, é possível deduzir que a dinâmica da variável manipulada pode influenciar de forma significativa os chaveamentos projetados nos sinais de excitação do tipo PRBS e, por conseguinte, o modelo do sistema em identificação. Assim, a inclusão da dinâmica da variável manipulada, como um critério adicional no projeto de um sinal PRBS, tem como objetivo avaliar a influência desse critério no modelo obtido pela técnica de identificação de sistemas que usa essa sequência.

Atualmente a literatura propõe a seguinte expressão para o tempo total de um experimento PRBS:

$$T_{\exp}^{U} = \sum_{i=1}^{N_{S}} T_{SW_{i}}^{U} + T_{SPV}$$
(3.25)

Entretanto, para que a variável manipulada permaneça nos níveis superiores e inferiores em todos os chaveamentos, há a necessidade de se incluir em cada chaveamento o tempo de acomodação da variável manipulada, até os níveis projetados para a sequência.

Matematicamente esse tempo adicional pode ser escrito como:

$$T_{T_{SW_{MV}}}^{P} = T_{SW_{t}}^{U} + T_{SMV}$$
(3.26)

$$T_{T_{SW_{MV}}}^{P} = T_{SW_{I}}^{U} + \beta_{S}^{MV} \cdot \tau_{MV} + \theta_{MV}$$

$$(3.27)$$

Analisando a Figura 3.4, nota-se que o tempo morto desenvolvido pela variável manipulada está presente no início e no final de cada chaveamento e, portanto, ele não contribui para a redução da duração efetiva dos chaveamentos, podendo, por isso, ser excluído do incremento proposto para cada chaveamento. Portanto a proposta apresentada do tempo total para um experimento PRBS será:

$$T_{exp}^{P} = \sum_{i=1}^{N_{S}} (T_{T_{SW_{MV}}}^{P}) + T_{SPV} \text{ ou ainda}$$
(3.28)

29

$$T_{exp}^{P} = \sum_{i=1}^{N_{S}} (T_{T_{SW_{MV}}}^{U} + \beta_{S}^{MV} . \tau_{MV}) + T_{SPV}$$
(3.29)

Desenvolvendo a série acima gerada, chega-se à expressão para o tempo total do experimento proposto nesse trabalho:

$$T_{\exp}^{P} = \sum (T_{T_{SW_{MV}}}^{U}) + N_{S} \cdot (\beta_{S}^{MV} \cdot \tau_{MV}) + \beta_{S}^{PV} \cdot \tau_{PV} + \theta_{PV}$$
(3.30)

A Figura 3.5 apresenta um algoritmo que explica o procedimento proposto neste trabalho para o projeto de um sinal PRBS, que inclui a dinâmica da variável de entrada na definição dos chaveamentos.





O critério adicional para o projeto de sinais de excitação PRBS propõe que a duração de um experimento que utiliza uma sequência-m ou sinal de excitação do tipo PRBS, seja aumentada de uma parcela expressa como $N_s \cdot (\beta_s^{MV} \cdot \tau_{MV})$.

CAPÍTULO 4- ESTUDO DE CASO I -INFLUÊNCIA DA VÁLVULA DE CONTROLE

4.1 Descrição do sistema dinâmico a ser usado na identificação

Um sistema dinâmico foi selecionado neste Estudo de Caso, para a avaliação da influência do elemento final de controle e das metodologias apresentadas no capítulo três, para projeto de sinais de excitação do tipo PRBS, na identificação de um sistema dinâmico. Este sistema consiste de um reator CSTR (*Continuous Stirred-Tank Reactor*), sigla em inglês para o reator contínuo de mistura perfeita, perfeitamente agitado, de área circular, no qual uma substância A reage exotermicamente na fase líquida, gerando B. O reator é resfriado por uma jaqueta conforme Figura 4.1. A substância A reage irreversivelmente, produzindo uma substância B, como indicada na reação química da figura 4.1.



Figura 4.1 - Reator CSTR não isotérmico de mistura perfeita.

Para construção do modelo matemático, as seguintes hipóteses simplificadoras foram assumidas, e no Anexo I está apresentada uma rotina escrita no MatlabTM para simulação do reator que será realizada no SimulinkTM.

- H1. Massa específica constante;
- H2. Capacidade calorífica do líquido refrigerante Cpj constante;
- H3. Capacidade calorífica de A igual a capacidade calorífica de B;
- H4. Entalpia da reação constante;
- H5. Reator homogêneo, isto é, bem agitado;
- H6. Jaqueta completamente preenchida com fluido refrigerante;

H7. Fluido da jaqueta bem agitado (fluido homogêneo); e

H8. Coeficiente global de troca térmica, UG constante.

H9. Não há acúmulo de água na jaqueta do reator.

4.1.1 Modelo Matemático do Reator CSTR

O volume reacional V(t) varia com o tempo e em função da vazão de alimentação e de saída do reator. Consequentemente, o nível do reator h(t) também varia com o tempo, pois:

$$V(t) = A_T h(t) \tag{4.1}$$

O modelo matemático do sistema pode ser expresso como o conjunto de quatro equações diferenciais, composto pelos balanços global de massa molar para o reagente A e de energia no reator e na camisa de aquecimento, mostrados a seguir.

4.1.1.1 Balanço global de massa

$$A_T \cdot \frac{dh(t)}{dt} = q_1(t) - q_2(t) \tag{4.2}$$

4.1.1.2 Balanço molar para o reagente A

$$A_{T} \cdot \frac{d[C_{A}(t).h(t)]}{dt} = C_{A1}(t).q_{1}(t) - C_{A}(t).q_{2}(t) - [A_{T}.h(t)]\{k_{0}.\exp\left[\frac{-E}{R.T(t)}\right]\}C_{A}(t)$$
(4.3)

4.1.1.3 Balanço de energia no reator

$$A_{T} \cdot \rho \cdot C_{P} \cdot \frac{d[h(t) \cdot T(t)]}{dt} = \rho \cdot C_{P} \cdot [q_{1}(t) T_{1}(t) - q_{2}(t) \cdot T(t)] + - \Delta H_{r} \cdot [A_{T} \cdot h(t)] \Biggl\{ k_{0} \cdot \exp\Biggl[\frac{-E}{R \cdot T(t)}\Biggr] \Biggr\} \cdot C_{A}(t) + - U_{G} \cdot A_{J} \cdot [T(t) - T_{J}(t)] \Biggr\}$$
(4.4)

4.1.1.4 Balanço de energia na jaqueta

$$\rho_J V_J C_{PJ} \frac{dT_J(t)}{dt} = \rho_J C_{PJ} q_J(t) [T_{1J}(t) - T_J(t)] + U_G A_J [T(t) - T_J(t)]$$
(4.5)

4.1.1.5 Adequação das Equações Diferenciais para Aplicação no aplicativo MatlabTM

Adequação do Balanço global de massa.

$$\frac{dh(t)}{dt} = \frac{1}{A_{7}} \left(q_{1}(t) - q_{2}(t) \right)$$
(4.6)

Adequação do balanço molar para o reagente A.

$$\frac{dC_{A}(t)}{dt} = \left\{ \frac{1}{A_{T}} \left\{ C_{A}(t) q_{1}(t) - C_{A}(t) q_{2}(t) - [A_{T} \cdot h(t)] \right\} \left\{ k_{0} \cdot \exp\left[\frac{-E}{R \cdot T(t)}\right] C_{A}(t) \right\} - C_{A}(t) \left[\frac{1}{A_{T}} (q_{1}(t) - q_{2}(t))\right] \cdot \frac{1}{h(t)} \quad (4.7)$$

Adequação do balanço de energia no reator.

$$\frac{dT(t)}{dt} = \left\{ \frac{1}{A_T \cdot \rho \cdot C_P} \begin{cases} \rho \cdot C_P \cdot [q_1(t)T_1(t) - q_2(t) \cdot T(t)] + \\ -\Delta H_r \cdot [A_T \cdot h(t)] \left\{ k_0 \cdot \exp\left[\frac{-E}{R \cdot T(t)}\right] \right\} \cdot C_A(t) + \\ -U_G \cdot A_J \cdot [T(t) - T_J(t)] \end{cases} - T(t) \left[\frac{1}{A_T} \cdot (q_1(t) - q_2(t)) \right] \right\} \cdot \frac{1}{h(t)} \quad (4.8)$$

Adequação do balanço de energia na jaqueta.

$$\frac{dT_J(t)}{dt} = \frac{1}{\rho_J . V_J . C_{PJ}} \left\{ \rho_J . C_{PJ} . q_J(t) . [T_{1J}(t) - T_J(t)] + U_G . A_J . [T(t) - T_J(t)] \right\}$$
(4.9)

4.2 Atividades Preliminares para Identificação do Sistema

Independentemente do tipo de sinal PRBS escolhido para o projeto de identificação de sistemas, uma avaliação preliminar da dinâmica do mesmo é requerida. Neste Estudo de Caso a dinâmica de interesse será a relação entre a temperatura de operação do reator e a vazão de água de resfriamento, ou seja, busca-se a relação matemática (4.10):

$$T = T(q_J) \tag{4.10}$$

A literatura propõe como atividade preliminar, a obtenção de informações do sistema a partir de testes de excitação, normalmente através de excitação em degrau na variável manipulada, para determinar algumas características da dinâmica do processo. Nessa etapa, busca-se informações que serão úteis para o projeto do sinal de excitação PRBS que pretende-se aplicar ao processo, tais como: tempo de acomodação, constantes de tempo dominantes e tempo morto. O fluxo de água de resfriamento é ajustado com o objetivo de manter a temperatura de operação do reator, num valor desejado que estabeleça uma determinada conversão do reagente A. Um estado estacionário foi selecionado para geração dessas informações, cujos valores que o definem estão indicados na Tabela 4.1:

34

Variável	Valor Estado Estacionário	Descrição
q1	6,11E-3m ³ /s	Vazão de alimentação do reagente A ao reator
T1	60°C	Temperatura de alimentação do reator
Ca1	5,4mol/m ³	Concentração de A na alimentação do reator
Hini	1,0m	Nível inicial de operação do reator
Qj	2,349E-3m ³ /s	Vazão de alimentação de água de refrigeração do reator
T1j	29°C	Temperatura de água de resfriamento na entrada do reator

Tabela 4.1 - Estado estacionário selecionado

O sistema foi excitado através da aplicação de uma excitação degrau negativo de 8% em relação ao valor do estado estacionário, cuja amplitude foi igual a 1,8792.10⁻⁴m³/s no fluxo de refrigerante para a camisa do reator, enquanto as demais entradas foram mantidas constantes e iguais aos seus respectivos valores no estado estacionário mostrado na Tabela 4.1. A Figura 4.2 representa o diagrama de blocos utilizado no SimulinkTM para geração de dados do sistema. O bloco reator mostrado na Figura 4.2 foi construído utilizando o bloco S-functions (System Functions), disponível no MatlabTM, no qual permite-se escrever um sistema dinâmico como um conjunto de equações matemáticas que, neste caso, foram as equações diferenciais que descrevem o reator CSTR e anteriormente mostradas através das equações (4.6) até (4.9).



Figura 4.2- Diagrama de blocos da simulação para o degrau na MV

Os dados foram processados na toolbox "IDENT" do Matlab, para estimativa das informações requeridas para o projeto do teste PRBS. A partir dos dados obtidos na simulação (Figura 4.2.) e mostrados na Figura 4.3, o modelo assumido como modelo real do sistema está explicitado na equação (4.11), através da função de transferência do processo gerada no IDENT, cujos parâmetros serão utilizados para o projeto do sinal PRBS a ser utilizado posteriormente.



Figura 4.3 - Resposta ao degrau aplicado ao CSTR

$$G_{p}(s) = \frac{-3.136, 5e^{-9.1.s}}{127, 3.s+1}$$
(4.11)

Os parâmetros do modelo acima, cujo coeficiente de correlação foi de 99,63%, foram utilizados para os projetos de excitação PRBS demonstrados a seguir.

A Tabela 4.2 mostra o conjunto de parâmetros necessários para o projeto de sinal de excitação do tipo PRBS, que utiliza a metodologia atual.

Parâmetro	Símbolo	Valor
Constante de tempo dominante, estimativa maior	$ au_{\scriptscriptstyle dom}^{\scriptscriptstyle H}$	127,3s
Constante de tempo dominante, estimativa menor	${oldsymbol{ au}}^L_{dom}$	127,3s
Relação entre as respostas em malha aberta e malha fechada	$\alpha_{_S}$	2
Fator de tempo de acomodação para a variável controlada	β_{S}^{PV}	5
Fator de tempo de acomodação para a variável manipulada	$eta_{\scriptscriptstyle S}^{\scriptscriptstyle MV}$	5
Amplitude da excitação na entrada	М	1,88.10 ⁻⁴ m ³ /s
Valor da variável manipulada no estado estacionário	MV	2,349.10 ⁻³ m ³ /s
Valor da constante de tempo da Variável Manipulada	$ au_{_{MV}}$	Variável
Tempo Morto da variável manipulada	$ heta_{_{MV}}$	2 s

Tabela 4.2 - Conjunto de parâmetros para geração de sinais PRBS

Para o projeto dos dois sinais PRBS, através da metodologia usual e da metodologia proposta, o algoritmo apresentado na Figura 4.4 foi utilizado com o auxilio de uma rotina escrita em MatlabTM, que inclui a dinâmica da válvula de controle na geração do sinal, através da metodologia proposta e apresentada no capítulo três.





4.3 Aplicação da Metodologia Usual

4.3.1 Identificação do modelo teórico sem válvula - Metodologia Usual

Nessa etapa do trabalho, para identificação do modelo teórico e ainda sem a dinâmica da válvula de controle, foi aplicada uma excitação de entrada do tipo PRBS com uma amplitude de 8% em relação ao valor no estado estacionário, projetada a partir da metodologia usualmente proposta na literatura. Como mostrado na Figura 4.4, o diagrama de blocos utilizado no SimulinkTM foi empregado para geração de dados do sistema.



Figura 4.5 – Diagrama de blocos do sistema sem a dinâmica da válvula

Os dados gerados na simulação, foram utilizados para obtenção do modelo para o sistema, mostrado na equação (4.12), e para isso utilizou-se a toolbox "IDENT" do Matlab. A Figura 4.5 representa o comportamento das variáveis manipuladas e controladas obtido da simulação descrita anteriormente.



Figura 4.6 - Resposta do sistema frente a excitação PRBS usual

O modelo obtido está apresentado na equação (4.12) e foi aproximado por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto.

$$G_{p}(s) = \frac{-2984, 6.e^{-4, 6.s}}{131, 9.s + 1}$$
(4.12)

O coeficiente de correlação obtido para o modelo foi de 90,05%.

4.3.2 Identificação do modelo teórico com válvula – Metodologia usual

Nessa etapa do trabalho, foi aplicada a metodologia convencionalmente encontrada na literatura para o projeto de sinais PRBS, na qual a definição do intervalo de chaveamento não considera a dinâmica da válvula, que além de poder ser relevante, não é constante ao longo do tempo. Uma dinâmica de primeira ordem, conforme a equação (4.13), foi assumida para o comportamento do elemento final de controle, a qual foi inserida em série com o processo a ser identificado.

$$G_{\nu}(s) = \frac{1.e^{-5.s}}{3.s+1}$$
(4.13)

Para a dinâmica da válvula, o ganho no estado estacionário assumido foi igual à unidade, para assegurar a aplicação da amplitude do sinal PRBS de excitação do sistema. O diagrama de bloco mostrado na Figura 4.7 apresenta o modelo assumido para a válvula de controle.



Figura 4.7 – Diagrama de bloco para a válvula de controle

Os valores para a constante de tempo, e o tempo morto assumidos para o modelo da válvula de controle, foram estabelecidos a partir da análise dos resultados de testes de planta, realizados em dez válvulas de controle de duas polegadas de diâmetro, após serem submetidas à manutenção preventiva de no máximo 30 dias e postas em operação numa planta industrial. Os resultados mostraram que uma dinâmica de primeira ordem com tempo morto representou adequadamente a maioria das válvulas investigadas. O sinal PRBS projetado para essa etapa foi elaborado conforme descrito no Capítulo 3, que considerou o conjunto de critérios proposto por Zhu e Butovi (2002), Klerk e Craig (2003), Rivera e Flores (2000) e McFarlane e Rivera (1992). O sistema a ser identificado foi submetido a uma excitação do tipo PRBS, onde o sinal foi aplicado diretamente na válvula de controle e a simulação foi realizada no SimulinkTM, utilizando o diagrama de blocos demonstrado na Figura 4.8.



Figura 4.8 – Diagrama de blocos do sistema com a dinâmica da válvula

O comportamento da variável manipulada e controlada que foi obtido a partir dos dados da simulação realizada está explicitado na Figura 4.9.



Figura 4.9 - Resposta do sistema frente a uma excitação PRBS com válvula

Na Figura 4.10 procurou-se mostrar em detalhe o comportamento do sinal PRBS, após a válvula, que efetivamente excita o processo. É possível notar que o sinal aplicado se desvia do sinal de projeto devido à influência da dinâmica da válvula de controle. Os dados obtidos com a simulação foram analisados e processados na toolbox IDENT do MatlabTM, cujo modelo obtido está expresso na equação (4.14).

$$G_{p}(s) = \frac{-3169, 8.e^{-4,9.s}}{137, 9.s + 1}$$
(4.14)

O coeficiente de correlação obtido para o modelo foi de 89,49%.



Figura 4.10 - Comportamento do sinal PRBS devido a dinâmica da válvula de controle

4.4 Aplicação da Metodologia Proposta

Nessa última etapa dos testes, o algorítmo para geração de sinal PRBS foi modificado para considerar a influência da dinâmica do elemento final de controle, no projeto dos intervalos de chaveamentos. A modificação introduzida consistiu na inclusão de uma parcela adicional em cada intervalo de chaveamento, cujo valor correspondeu ao tempo de acomodação relativo à dinâmica de abertura ou fechamento parcial da válvula, sendo assumida a hipótese simplificadora, que considerou a dinâmica referente à abertura da válvula de controle, como sendo igual à dinâmica de fechamento, e, portanto, a mesma dinâmica foi implementada tanto para a abertura, quanto para o fechamento da válvula. Ainda como parte deste estudo de caso, o sistema foi simulado, utilizando-se três dinâmicas diferentes para a válvula de controle, cujo objetivo foi verificar a influência da dinâmica da válvula, através do aumento da constante de tempo.

4.4.1 Caso I: Ts = 15s

O sistema a ser identificado foi submetido a uma excitação do tipo PRBS, proposta através do diagrama de blocos ilustrado na Figura 4.11, e semelhantemente aos exemplos anteriores, o sinal foi aplicado diretamente na válvula de controle. Considerando o modelo assumido para a válvula de controle, expressado pela equação (4.15), pode-se estimar o tempo de acomodação, Ts, como sendo igual a:

$$G_{\nu}(s) = \frac{1.e^{-5.s}}{3.s+1} \tag{4.15}$$

$$T_s = 5.\tau$$
. e, portanto Ts = 15s (4.16)

Nesse caso o tempo de acomodação, Ts, como calculado através da equação (4.16), foi acrescido em cada intervalo do chaveamento, calculado a partir do projeto do sinal PRBS como usualmente proposto na literatura e, portanto, resultou num aumento no tempo do experimento conforme mostrado no Capítulo 2.



Figura 4.11 - Diagrama de blocos usado para aplicação do sinal PRBS proposto

A Figura 4.12 ilustra o comportamento da variável manipulada e controlada para o sinal PRBS proposto e aplicado na variável manipulada.



Figura 4.12 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula

O modelo identificado a partir dos dados obtidos está expresso pela equação (4.17).

$$G_{p}(s) = \frac{-2995, 7.e^{-5,7.s}}{131, 6.s + 1}$$
(4.17)

O coeficiente de correlação obtido para o modelo foi de 92,92%.

4.4.2 Caso II: Ts = 20s

Com o objetivo de avaliar o comportamento do sistema para diferentes dinâmicas da válvula de controle, já que ao longo do tempo essa dinâmica não é constante, o sistema foi simulado, utilizando-se outro modelo para a válvula de controle. Foi assumida uma degradação da válvula de controle representada pelo aumento da constante de tempo da mesma, conforme equação proposta (4.18):

$$G_{\nu}(s) = \frac{1.e^{-5.s}}{4.s+1}$$
(4.18)

Semelhantemente ao caso anterior, resultou num aumento do tempo do experimento em relação à proposta usual de projeto de sinais PRBS. O diagrama de blocos mostrado na Figura 4.13 foi utilizado no SimulinkTM, para a obtenção dos dados do sistema referente ao Caso II



Figura 4.13 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T20

 $T_s = 5.\tau$. e, portanto Ts = 20s (4.19)

A Figura 4.14 ilustra o comportamento da variável manipulada e controlada para o sinal PRBS modificado e aplicado na variável manipulada.



Figura 4.14 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T20

O modelo identificado a partir dos dados acima obtidos está expresso pela equação (4.20).

$$G_{p}(s) = \frac{-2990, 9.e^{-5,8.s}}{131, 1.s+1}$$
(4.20)

O coeficiente de correlação obtido para o modelo foi de 93,66%.

4.4.3 Caso III: Ts = 25s

Novamente outra dinâmica para o elemento final de controle foi proposta e testada e cujos resultados estão expressos a seguir.

Nessa situação, adotou-se uma constante de tempo igual a cinco segundos para a simulação.

$$G_{V}(s) = \frac{1.e^{-5.s}}{5.s+1}$$
(4.21)

O tempo de acomodação, T_s , foi calculado com sendo igual a 25 segundos, cujo valor foi acrescido em cada intervalo de chaveamento, semelhantemente aos casos anteriores.

 $T_s = 5.\tau$. e, portanto Ts = 25s (4.22)

O diagrama de blocos mostrado na Figura 4.15 foi utilizado no SimulinkTM, para a obtenção dos dados do sistema.



Figura 4.15 - Diagrama de blocos usado para aplicação do sinal PRBS proposto T25

A Figura 4.16 demonstra o resultado da simulação através do comportamento da variável manipulada e controlada do sistema. O modelo identificado a partir dos dados obtidos está expresso pela equação mostrada em (4.23).

$$G_p(s) = \frac{-2976, 6.e^{-5.9.s}}{130, 0.s+1}$$
(4.23)

O coeficiente de correlação obtido para o modelo foi de 94,51%.

A Tabela 4.3 mostra o resultado do modelo gerado a partir da simulação explicitada anteriormente.



Figura 4.16 - Resposta do sistema para o sinal PRBS proposto com válvula T25

Teste	κ (°C/m ³ /s)	τ (s)	$\theta(s)$	$G_P(s)$	R^{2} (%)
Metodologia Proposta com válvula (Ts=15s)	-2995,7	131,6	5,7	$G_p(s) = \frac{-2995, 7.e^{-5, 7.s}}{131, 6.s + 1}$	92,92
Metodologia Proposta com válvula (Ts=20s)	-2990,9	131,1	5,8	$G_p(s) = \frac{-2990, 9.e^{-5, 8.s}}{131, 1.s + 1}$	93,66
Metodologia Proposta com válvula (Ts=25s)	-2976,6	130,0	5,9	$G_p(s) = \frac{-2976, 6.e^{-5.9.s}}{130, 0.s + 1}$	94,51

Tabela 4.3 – Resultados da simulação para diferentes dinâmicas da válvula de controle

4.5. Resultados das simulações

A Tabela 4.4 resume os resultados obtidos para as várias simulações realizadas com o modelo. Nesta seção será efetuada a comparação entre os modelos obtidos, a partir do sinal PRBS projetado sem a inclusão da dinâmica da válvula de controle, e o sinal PRBS projetado com a inclusão da dinâmica do elemento final de controle. A Tabela 4.5 apresenta os modelos que serão comparados com o modelo real do processo.

Teste	к (°C/m³/s)	τ (s)	$\theta(s)$	$G_{\mathcal{P}}(s)$	R^2 (%)
Excitação degrau (modelo real do processo).	-3136,5	127,3	9,1	$G_p(s) = \frac{-3136, 5.e^{-9.1.s}}{127, 3.s + 1}$	99,93
Metodologia Usual sem válvula	-2984,6	131,9	4,6	$G_p(s) = \frac{-2984, 6.e^{-4, 6.s}}{131, 9.s + 1}$	90,05
Metodologia Usual com válvula $(T_s = 15s)$	-3169,8	137,9	4,9	$G_p(s) = \frac{-3169, 8.e^{-4, 9.s}}{137, 9.s + 1}$	89,49
Metodologia Proposta com válvula (T _s =15s)	-2995,7	131,6	5,7	$G_p(s) = \frac{-2995, 7.e^{-5,7.s}}{131, 6.s + 1}$	92,92
Metodologia Proposta com válvula (T _s =20s)	-2990,9	131,1	5,8	$G_p(s) = \frac{-2990, 9.e^{-5.8.s}}{131, 1.s + 1}$	93,66
Metodologia Proposta com válvula (T _s =25s)	-2976,6	130,0	5,9	$G_p(s) = \frac{-2976, 6.e^{-5.9.s}}{130, 0.s+1}$	94,51

Tabela 4.4 - Resultados da simulação para os testes realizados com os dois sinais PRBS

Tabela 4.5 - Resultados da simulação para os testes realizados com os dois sinais PRBS

Teste	κ (°C/m ³ /s)	τ (s)	$\theta(s)$	$G_p(s)$	R^{2} (%)
Excitação degrau (modelo real do processo).	-3136,5	127,3	9,1	$G_p(s) = \frac{-3136, 5.e^{-9, 1.s}}{127, 3.s + 1}$	99,93
Metodologia Usual com válvula $(T_s = 15s)$	-3169,8	137,9	4,9	$G_p(s) = \frac{-3169, 8.e^{-4, 9.s}}{137, 9.s + 1}$	89,49
Metodologia Proposta com válvula (T _s =15s)	-2995,7	131,6	5,7	$G_p(s) = \frac{-2995, 7.e^{-5,7.s}}{131, 6.s + 1}$	92,92

4.6. Conclusões das Simulações

A partir dos resultados obtidos podem-se explicitar os seguintes comentários e conclusões:

- Para um tempo de acomodação de quinze segundos da válvula de controle, a inclusão da dinâmica da válvula aumentou o tempo morto do modelo, num valor da ordem 6,5% quando o sinal PRBS usualmente projetado foi aplicado;
- Comparando as duas metodologias para geração de sinais PRBS e, para um tempo de acomodação de quinze segundos da válvula de controle, a inclusão da dinâmica da válvula de controle aumentou o tempo morto do modelo num valor da ordem de 24% quando o sinal PRBS proposto neste trabalho foi aplicado;
- Em módulo, a inclusão da dinâmica da válvula de controle aumentou o ganho do processo no estado estacionário em 6,2%, quando utilizou-se o sinal PRBS usualmente projetado;
- Comparando as duas metodologias para geração de sinais PRBS e, para um tempo de acomodação de quinze segundos da válvula de controle, observou-se uma redução do ganho no estado estacionário da ordem de 5,5%, quando utilizou-se o sinal PRBS projetado de acordo com a metodologia proposta neste trabalho;
- ✓ Quando utilizou-se o sinal PRBS usualmente projetado, observou-se que a constante de tempo do modelo identificado foi 4,5% superior, devido à influência da dinâmica da válvula de controle;
- Comparando as duas metodologias para geração de sinais PRBS e, para um tempo de acomodação de quinze segundos da válvula de controle, quando se utilizou o sinal PRBS proposto neste trabalho, observou-se que a constante de tempo do modelo identificado foi 4,5% inferior ao valor apresentado através da metodologia usual.
- ✓ O coeficiente de correlação do modelo obtido a partir da metodologia proposta (99,92%) foi melhor do que o coeficiente de correlação utilizando a metodologia atual (89,49%), devido a qualidade da excitação e, por conseguinte, a qualidade dos dados coletados através da metodologia proposta.

A validação de um modelo possui um grande número de índices de desempenho citados em trabalhos de identificação de sistemas. Esses índices visam avaliar a qualidade do modelo quanto à sua possibilidade de reconstrução da dinâmica do sistema modelado, ou seja, visam medir a capacidade preditiva dos modelos, naturalmente com ênfase na sua aplicação.

A Tabela 4.6 apresenta o cálculo de índices de desempenho para os modelos selecionados na simulação para o tempo de acomodação de 15s, que será usado para a escolha do melhor modelo.

Índice	PRBS Usual	PRBS Proposto		
MRSE (%)	0, 001	0, 001		
\mathbf{R}^2	99,17	99,47		
MSE	0, 00006	0,00003		
MAE	0, 00589	0,00426		

Tabela 4.6 - Índices de desempenho dos modelos obtidos nas simulações

Analisando os índices encontrados na Tabela 4.6 pode-se concluir que:

- A média relativa do erro quadrático, MRSE, encontrada para cada um dos modelos foi igual, o que significa que ambos os modelos teriam, segundo esse índice, a mesma capacidade de explicar o sistema;
- ✓ Avaliando o coeficiente de correlação, R², infere-se que o modelo obtido a partir do projeto do sinal PRBS proposto, tem um coeficiente de correlação levemente superior ao modelo obtido a partir do sinal, usualmente proposto na literatura;
- ✓ A média do erro quadrático, MSE, obtida para o modelo, através do sinal usualmente utilizado na literatura, foi superior ao valor calculado para o modelo identificado através do sinal PRBS proposto, explicando melhor a dinâmica do sistema em estudo;
- A média do erro absoluto, MAE, obtido a partir do projeto de sinal proposto, apresentou um valor inferior ao obtido através do projeto de sinal usualmente utilizado, sendo, portanto, melhor para a dinâmica do sistema em estudo;
- ✓ Finalmente, pode-se afirmar a partir dos resultados acima, o modelo que melhor explica a dinâmica do sistema em estudo, foi o obtido a partir do sinal PRBS proposto, e desta forma, conclui-se que a proposta de projeto de sinal PRBS apresentada, que considera a dinâmica da válvula de controle, tem uma capacidade preditiva para gerar um modelo do processo superior à proposta usualmente adotada na literatura.

CAPÍTULO 5- ESTUDO DE CASO II- INFLUÊNCIA DA VARIÁVEL MANIPULADA

Neste capítulo é desenvolvido um exemplo que apresenta os resultados da identificação de um sistema dinâmico, utilizando-se a excitação PRBS através da metodologia usualmente aplicada e da metodologia proposta. A metodologia proposta consiste da inclusão de um critério adicional para o projeto de excitação PRBS conforme foi descrito no Capítulo 3. O objetivo deste estudo de caso é avaliar a influência da dinâmica da variável manipulada no modelo identificado através das metodologias usual e proposta.

5.1 Descrição do Sistema para o Estudo de Caso II

O sistema dinâmico escolhido para simulação e análise das metodologias de excitação do sistema, foi o mesmo utilizado no Capítulo 4 para a avaliação da influência do elemento final de controle, ou seja, um reator de mistura perfeitamente agitado (CSTR) de área circular, no qual uma substância A reage exotermicamente na fase líquida gerando B. O reator é resfriado por uma jaqueta conforme Figura 4.1. A substância A reage irreversivelmente produzindo uma substância B.



Figura 4.1 - Reator CSTR não isotérmico de mistura perfeita.



5.2 Atividades Preliminares para Identificação do Sistema

O sistema dinâmico em estudo foi simulado utilizando-se o aplicativo SimulinkTM, disponível no MatlabTM, através do diagrama de blocos ilustrado na Figura 5.1. Nessa etapa foram realizadas duas simulações cujo objetivo foi levantar informações necessárias para o projeto do sinal de excitação PRBS a ser utilizado na avaliação das metodologias usual e proposta para geração desse tipo de sinal.

O diagrama de blocos mostrado na Figura 5.1 foi desenvolvido no SimulinkTM para simular o reator CSTR, através do bloco S-function disponível no SimulinkTM e, cujo modelo matemático para o reator escrito através das equações (4.6) até (4.9), foi desenvolvido através da rotina em MatlabTM, apresentada no Anexo I. Note-se que a dinâmica da variável de entrada (variável manipulada), foi aproximada por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto, e recebe uma excitação em degrau, a qual foi aplicada após um tempo de mil segundos de uma simulação realizada com duração total de quatro mil segundos.

5.2.1 Pré-teste para Levantamento das informações da dinâmica do sistema

As simulações foram realizadas através da aplicação de dois sinais em degrau: um degrau positivo, e outro negativo de mesma amplitude e igual a 4, 698.10⁻⁴ m³/s, no fluxo de água de resfriamento para o reator, ambos em relação a um estado estacionário definido pelo fluxo de água de resfriamento, e fixado em 2,349.10⁻³m³/s. A excitação em degrau foi aplicada após mil segundos de simulação, para permitir que o sistema fosse perturbado apenas após atingir o estado estacionário sobre o qual se pretende fazer a identificação do sistema.



Figura 5.1 - Diagrama de blocos da simulação para excitação degrau

A Figura 5.2 ilustra o comportamento da temperatura de operação do reator frente à excitação em degrau negativo realizada no fluxo de água de resfriamento para a camisa do reator. Os dados, processados na caixa de ferramenta IDENT do MatlabTM, permitiram a obtenção do modelo de primeira ordem com tempo morto, apresentado através da equação (5.1), cujo coeficiente de correlação encontrado foi 99,35%.



Figura 5.2 - Resposta à excitação degrau negativo no fluxo de água de resfriamento do reator

$$G_{P}(s) = \frac{-3331,7}{141,2.s+1} e^{-6,7.s}$$
(5.1)

A Figura 5.3 ilustra o comportamento da temperatura de operação do reator, frente à excitação em degrau positivo realizada no fluxo de água de resfriamento para a camisa do reator.



Figura 5.3 - Resposta à excitação degrau positivo no fluxo de água de resfriamento do reator

Os dados, processados na caixa de ferramenta IDENT do MatlabTM, permitiram a obtenção do modelo de primeira ordem com tempo morto, apresentado através da equação (5.2), cujo coeficiente de correlação encontrado foi 90,5%.

$$G_P(s) = \frac{-2633.9}{109.2.s+1} e^{-6.8.s}$$
(5.2)

Observa-se nas duas simulações realizadas que duas dinâmicas foram obtidas a partir da excitação degrau positivo e negativo. Essas diferentes dinâmicas são justificadas pela não linearidade observada no modelo matemático do sistema. As constantes de tempo obtidas serão utilizadas para o projeto do sinal PRBS, como estimativa maior e estimativa menor da constante de tempo dominante do processo.

5.2.2 Simulação Dinâmica Usando as Metodologias para Geração do Sinal PRBS

A metodologia para geração de sinal PRBS proposta, considera a hipótese de que a dinâmica da variável manipulada deva ser inclusa na definição dos intervalos de chaveamentos do sinal projetado. Para avaliar essa influência, os experimentos foram planejados considerando diversas dinâmicas de primeira ordem com tempo morto para a variável manipulada. Foram selecionadas sete dinâmicas para a variável manipulada, cujos tempos de acomodação da mesma foram escolhidos, de forma a cobrir um intervalo variando desde 1% até 100% da constante de tempo da variável controlada do sistema em estudo, estimado pela maior estimativa da constante de tempo dominante.

O modelo para a dinâmica da variável manipulada foi assumido como de primeira ordem com tempo morto, onde a escolha justifica-se pela predominância desse comportamento dinâmico para as variáveis manipuladas, normalmente observadas nos processos industriais, e verificadas em ensaios realizados com dados de planta. Admite-se ainda que, como premissa, esse modelo carrega as informações e influências, não somente da válvula de controle que manipulada. As sete dinâmicas selecionadas para a variável manipulada, que foram usadas para as simulações desenvolvidas estão demonstradas na Tabela 5.1. Salienta-se que para os projetos dos sinais de excitação PRBS, bem como para as simulações, foram utilizadas as informações do sistema levantadas na etapa do pré-teste.

Experimento	$\tau_{dom}^{H}(s)$	$L_{dom}(s)$	$\tau_{MV}(s)$	$\theta_{_{MVV}}(s)$	τ_{M} (% τ_{P})	$ au_P / au_W$
1	141,2	109,2	10,00	2,0	14,1	7,1
2	141,2	109,2	15,00	2,0	9,4	10,6
3	141,2	109,2	20,00	2,0	7,1	14,2
4	141,2	109,2	25,00	2,0	5,6	17,7
5	141,2	109,2	30,00	2,0	4,7	21,2
6	141,2	109,2	35,00	2,0	4,0	24,8
7	141,2	109,2	40,00	2,0	3,5	28,3

Tabelas 5.1 – Dinâmicas selecionadas e simuladas para a variável manipulada

A partir dos resultados obtidos no pré-teste, e de acordo com os critérios disponíveis para geração de sinais de excitação PRBS, é apresentado na Tabela 5.2 o conjunto de parâmetros para o projeto do sinal PRBS.
Parâmetro	Símbolo	Valor
Constante de tempo dominante, estimativa maior	$ au_{dom}^{H}$	141,2s
Constante de tempo dominante, estimativa menor	$ au_{dom}^L$	109,2s
Relação entre as respostas em malha aberta e malha fechada	α_s	2
fator de tempo de acomodação para a variável controlada	β_{s}^{PV}	5
fator de tempo de acomodação para a variável manipulada	β_{s}^{MV}	5
Amplitude da excitação na entrada	М	$1,88.10^{-4}$ m ³ /s
Valor da variável manipulada no estado estacionário	MV	2,349.10 ⁻³ m ³ /s
Valor da constante de tempo da Variável Manipulada	$ au_{_{MV}}$	Variável
Tempo Morto da variável manipulada	$ heta_{_{MV}}$	2 s

Tabela 5.2 - Conjunto de parâmetros para geração de sinais PRBS

A Tabela 5.3 mostra o planejamento dos sete experimentos que foram simulados no SimulinkTM, na qual se pode observar que a relação entre a constante de tempo da variável controlada no sistema em identificação, e a constante de tempo da variável manipulada varia desde 7,1 até 28,3 ou seja, os experimentos foram planejados de maneira que pequenas e grandes influências da variável manipulada pudessem ser simuladas e, portanto, avaliadas.

Experimento	Modelos	$ au_{dem}^{H}(s)$	$ au_{dm}^{L}(s)$	B. I. C/T	$\beta_{S}^{W}.\tau_{M}(s)$	$\tau_W(s)$	$\theta_{MV}(s)$	$ au_P / au_W$	$ au_{M}$ (% $ au_{P}$)
1	MU/MP1	141,2	109,2	35%	50,00	10,00	2,0	14,1	7,1
2	MU/MP2	141,2	109,2	53%	75,00	15,00	2,0	9,4	10,6
3	MUMP3	141,2	109,2	71%	100,00	20,00	2,0	7,1	14,2
4	MU/MP4	141,2	109,2	89%	125,00	25,00	2,0	5,6	17,7
5	MUMP5	141,2	109,2	106%	150,00	30,00	2,0	4,7	21,2
6	MUMP6	141,2	109,2	124%	175,00	35,00	2,0	4,0	24,8
7	MUMP7	141,2	109,2	142%	200,00	40,00	2,0	3,5	28,3

Tabela 5.3 – Planejamento dos experimentos para simulação

Para a realização das simulações foi desenvolvida uma rotina no MatlabTM, ilustrada através do fluxograma mostrado na Figura 4.4, cujo objetivo foi gerar os dois sinais PRBS para cada um dos experimentos. Para cada experimento foram gerados dois sinais PRBS, um conforme usualmente disponibilizado e proposto na literatura, e o outro a partir da metodologia para geração de sinais PRBS proposto neste trabalho, e que essencialmente consiste, da inclusão de um tempo adicional em cada chaveamento equivalente ao tempo de acomodação da variável manipulada. O fluxograma mostrado na Figura 4.4 ilustra a sistemática adotada para a geração dos dois sinais usados em cada um dos experimentos.

Assim, para cada um dos sete experimentos dois sinais PRBS foram gerados e aplicados no modelo dinâmico do CSTR, usado neste estudo de caso, de maneira que dois conjuntos de dados fossem obtidos, um para cada tipo de sinal aplicado.

5.3 Identificação do Sistema Usando as Duas Metodologias

Os sete experimentos foram simulados através do diagrama de blocos mostrado na Figura 5.4, no qual pode-se observar que os dois sinais PRBS, gerados a partir da metodologia usual e da metodologia proposta, são aplicados simultaneamente no mesmo sistema em cada um dos experimentos. Para cada experimento, uma dinâmica escolhida para a variável manipulada foi simulada com os dois sinais de excitação PRBS, de modo que fosse possível avaliar a influência de cada sinal PRBS em todas as sete dinâmicas selecionadas para a variável de entrada.



Figura 5.4 – Diagrama de blocos usado para simulação das metodologias geração de sinais PRBS

O resultado das simulações, que disponibilizou as informações requeridas para identificação do sistema, foi tratado na caixa de ferramenta IDENT³ do MatlabTM e assim, os modelos identificados contêm a influência da dinâmica da variável manipulada e o tipo de sinal PRBS usado, segundo a metodologia proposta e a metodologia usual. A partir dos dados gerados nas simulações anteriormente citados vários modelos foram obtidos usando-se a caixa de ferramenta IDENT do MatlabTM. Inicialmente o sistema foi aproximado por cinco

³ IDENT – Toolbox do MatlabTM a partir da qual é possível gerar modelos a partir de um conjunto de dados.

modelos lineares no domínio de Laplace, a saber: modelos de primeira ordem, primeira ordem com tempo morto, segunda ordem, segunda ordem com tempo morto e modelo de terceira ordem. Para cada aproximação realizada foi calculado o coeficiente de correlação do referido modelo, os quais são mostrados na Tabela 5.4

Experimento	Primeira Ordem		Primeira Ordem Com tempo morto		Segunda Ordem		Segunda Ordem Com tempo morto		Terceira Ordem	
	MU	MP	MU	MP	MU	MP	MU	MP	MU	MP
1	84,34	79,44	94,99	95,72	98,38	96,37	94,99	95,97	98,13	-69,7
2	86,29	84,71	95,45	97,03	97,58	97,39	97,18	96,83	3,11	97,04
3	87,48	88,98	97,41	97,87	98,44	98,11	97,88	98	98,88	98,35
4	88,52	92,31	97,09	98,41	99,28	98,57	99,68	98,55	97,16	98,74
5	89,17	94,41	97,36	98,71	99,23	98,83	98,62	98,81	97,22	98,96
6	89,73	98,83	97,62	98,89	99,34	98,97	98,56	98,96	99,31	99,08
7	90,33	96,73	97,84	98,97	99,38	99,03	98,83	99,02	97,82	99,11
Soma de R ² =	615,86	635,41	677,76	685,6	691,63	687,27	685,74	686,14	591,63	521,58

Tabela 5.4 - Resultado do coeficiente de correlação de cada modelo aproximado

Adotando-se como premissa que o melhor modelo que representa um sistema, não é necessariamente o mais complexo, e sim, aquele mais simples, mas que contém as dinâmicas relevantes do sistema, foi escolhido o modelo representado por função de transferência de segunda ordem, no domínio de Laplace, para a avaliação das duas metodologias de geração de sinais PRBS. O maior valor da soma dos coeficientes de correlação dos sete experimentos foi o critério escolhido para a seleção do modelo. A Tabela 5.5 demonstra no domínio de Laplace, o modelo identificado para cada experimento realizado. Outras representações matemáticas em tempo discreto, especialmente adequadas à identificação de sistemas por existirem diversos algorítmos para a estimação de seus parâmetros, foram estimadas e estão abaixo apresentadas na tentativa de se buscar um modelo do sistema para a avaliação das duas metodologias para geração de sinais PRBS.

Um sistema linear em tempo discreto pode ser representado sob a forma geral:

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q^{-1})}v(k)$$
(5.3)

Com os polinômios da equação acima expressos como:

$$A(q) = 1 - a_1 q^{-1} - \ldots - a_{ny} q^{-ny}$$
(5.4)

$$B(q) = b_1 q^{-1} + \ldots + b_{nu} q^{-n_u}$$
(5.5)

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + \ldots + C_n q^{-n_v}$$
(5.6)

$$D(q) = 1 + d_1 q^{-1} + \ldots + d_n q^{-n_d}$$
(5.7)

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + \ldots + f_{n_c} q^{-n_f}$$
(5.8)

Experimento		$K_i(^{\circ}C/m^3/s)$	τ_1 (s)	τ_2 (s)	$R^{2}(\%)$	G _{ii} (s)
1	MU1	-2919,2	120,3	6,8	98,4	$G_{U1}(s) = \frac{-2919,2}{(120,3.s+1).(6,8.s+1)}$
	MP1	-2987,4	124,3	6,5	96,4	$G_{P1}(s) = \frac{-2987,4}{(124,3.s+1).(6,5.s+1)}$
2	MU2	-2926,7	120,6	6,7	97,6	$G_{U2}(s) = \frac{-2926,7}{(120,6.s+1).(6,7.s+1)}$
	MP2	-2978,7	123,9	6,5	97,4	$G_{P2}(s) = \frac{-2978,7}{(123,9.s+1).(6,5.s+1)}$
3	MU3	-2921,7	120,3	6,8	98,4	$G_{U3}(s) = \frac{-2921,7}{(120,3.s+1).(6,8.s+1)}$
	MP3	-2975,5	123,7	6,5	98,1	$G_{P3}(s) = \frac{-2975,5}{(123,7.s+1).(6,5.s+1)}$
4	MU4	-2930,6	120,9	6,7	99,3	$G_{U4}(s) = \frac{-2930,6}{(120,9.s+1).(6,7.s+1)}$
	MP4	-2975,2	123,7	6,3	98,6	$G_{P4}(s) = \frac{-2975,2}{(123,7.s+1).(6,3.s+1)}$
5	MU5	-2929,8	120,7	6,8	99,2	$G_{U5}(s) = \frac{-2929,8}{(120,7.s+1).(6,8.s+1)}$
	MP5	-2975,1	123,8	6,2	98,8	$G_{P5}(s) = \frac{-2975,1}{(123,8.s+1).(6,2.s+1)}$
6	MU6	-2931,1	120,8	6,7	99,3	$G_{U6}(s) = \frac{-2931,1}{(120,8.s+1).(6,7.s+1)}$
	MP6	-2973,9	123,8	6,1	99,0	$G_{P6}(s) = \frac{-2973,9}{(123,8.s+1).(6,1.s+1)}$
7	MU7	-2931,3	120,8	6,8	99,4	$G_{U7}(s) = \frac{-2931,3}{(120,8.s+1).(6,8.s+1)}$
	MP7	-2970,8	123,8	5,9	99,0	$G_{P7}(s) = \frac{-2970,8}{(123,8.s+1),(5,9.s+1)}$

Tabela 5.5 – Modelos identificados no Matlab/IDENT a partir das simulações feitas

Para este estudo de caso foram testados os modelos em tempo discreto mostrados na Tabela 5.6, sendo q-1 o operador de atraso e v(k) o ruído branco e u(k) a entrada do sistema no instante k.

ARX441	A(q)y(k) = B(q)u(k) + v(k)	
ARMAX2221	A(q)y(k) = B(q)u(k) + C(q)v(k)	
BJ22221	y(k) = [B(q)/F(q)]u(k) + [C(q)/D(q)]v(k)	
OE221	y(k) = [B(q)/F(q)]u(k) + v(k)	

Tabela	5.6 -	Modelos	em tempo	discreto	aiustados a	ios dados	de identificação
T		ATA OGOVOU	vin compo		m mother woo .		we inclusion the the

Os parâmetros obtidos para os modelos em tempo discretos serão a seguir apresentados para cada estrutura avaliada. A avaliação de cada estrutura foi realizada usandose a caixa de ferramenta IDENT do MatlabTM. Os polinômios obtidos em cada um dos sete experimentos para a estrutura ARX441 estão mostrados na Tabela 5.7 na qual se verifica que os coeficientes de correlação estão inferiores aos valores obtidos para o modelo de segunda ordem no domino de Laplace mostrados na Tabela 5.5.

	EXP.	A(q)	B(q)	$R^{2}(\%)$
1	M P	A(q) = 1 - 3.873 (+-0.1666) q^-1 + 5.597 (+-0.4766) q^-2 - 3.578 (+-0.4538) q^-3 + 0.8542 (+-0.1438) q^-4	$B(q) = -2.018 (+-0.09139) q^{-1} + 3.646 (+-0.2598) q^{-2} - 1.056 (+-0.2667) q^{-3} - 0.5061 (+-0.08527) q^{-4}$	93,65
	MU	$\begin{array}{l} \Lambda(q) = 1 - 3.702 \ (+-0.3096) \ q^{-1} + 5.173 \\ (+-0.8845) \ q^{-2} - 3.236 \ (+-0.8417) \ q^{-3} + \\ 0.7641 \ (+-0.2667) \ q^{-4} \end{array}$	$B(q) = -2.103 (+-0.169) q^{-1} + 3.341 (+-0.4835) q^{-2} - 0.9474 (+-0.4945) q^{-3} - 0.4217 (+-0.1574) q^{-4}$	94,36
2	M P	A(q) = 1 - 3.859 (+-0.0957) q^-1 + 5.568 (+-0.2738) q^-2 - 3.561 (+-0.2606) q^-3 + 0.8517 (+-0.08256) q^-4	$B(q) = -2.043 (+-0.05302) q^{-1} + 3.634 (+-0.15) q^{-2} - 1.061 (+-0.1541) q^{-3} - 0.4967 (+-0.04964) q^{-4}$	94,46
	MU	A(q) = 1 - 3.614 (+-0.2466) q^-1 + 4.897 (+-0.705) q^-2 - 2.948 (+-0.6709) q^-3 + 0.6659 (+-0.2124) q^-4	$B(q) = -2.166 (+-0.1345) q^{-1} + 3.233 (+-0.3846) q^{-2} - 0.7507 (+-0.3933) q^{-3} - 0.3648 (+-0.1254) q^{-4}$	91,09
3	MP	A(q) = 1 - 3.857 (+-0.06247) q^-1 + 5.568 (+-0.1787) q^-2 - 3.566 (+-0.1701) q^-3 + 0.8548 (+-0.05389) q^-4	$ \begin{array}{l} B(q) = -2.053 \ (+-0.03516) \ q^{-1} + 3.637 \ (+-0.09882) \\ q^{-2} \ -1.072 \ (+-0.1015) \ q^{-3} \ - \ 0.4949 \ (+-0.03307) \\ q^{-4} \end{array} $	95,06
	MU	A(q) = 1 - 3.429 (+-0.2214) q^-1 + 4.377 (+-0.6328) q^-2 - 2.462 (+-0.6021) q^-3 + 0.5146 (+-0.1906) q^-4	B(q) = -2.275 (+-0.1207) q^-1 + 2.949 (+-0.3458) q^-2 - 0.4768 (+-0.353) q^-3 - 0.2747 (+-0.1127) q^- 4	95,02
	M P	A(q) = 1 - 3.857 (+-0.0438) q^-1 + 5.57 (+- 0.1253) q^-2 - 3.57 (+-0.1193) q^-3 + 0.8569 (+-0.03779) q^-4	B(q) = -2.06 (+-0.02522) q^-1 + 3.64 (+-0.07024) q^-2 - 1.078 (+-0.07227) q^-3 - 0.4945 (+-0.02387) q^-4	97,02
4	MU	A(q) = 1 - 3.384 (+-0.1986) q^-1 + 4.248 (+-0.5675) q^-2 - 2.34 (+-0.5399) q^-3 + 0.4762 (+-0.1709) q^-4	$B(q) = -2.305 (+-0.1082) q^{-1} + 2.882 (+-0.3102) q^{-2} - 0.4051 (+-0.3164) q^{-3} - 0.2536 (+-0.1011) q^{-4}$	96,48
5	M P	A(q) - 1 - 3.857 (+-0.03312) q^-1 + 5.571 (+-0.09477) q^-2 - 3.573 (+-0.09023) q^-3 + 0.858 (+-0.02858) q^-4	B(q)2.064 (+-0.01959) q^-1 + 3.644 (+-0.05401) q^-2 - 1.081 (+-0.05566) q^-3 - 0.4948 (+-0.01869) q^-4	96,89
	MU	$ \begin{array}{c} \Lambda(\mathbf{q}) = 1 - 3.258 \ (+-0.1888) \ \mathbf{q}^{-1} + 3.887 \\ (+-0.5395) \ \mathbf{q}^{-2} - 1.997 \ (+-0.5131) \ \mathbf{q}^{-3} + \\ 0.3677 \ (+-0.1624) \ \mathbf{q}^{-4} \end{array} $	B(q) = -2.377 (+-0.1029) q^-1 + 2.69 (+-0.295) q^-2 - 0.2049 (+-0.3006) q^-3 - 0.189 (+-0.09612) q^-4	96,78
6	MP	A(q) = 1 - 3.856 (+-0.02586) q^-1 + 5.571 (+-0.07399) q^-2 - 3.573 (+-0.07045) q^-3 + 0.8585 (+-0.02231) q^-4	B(q) = -2.068 (+-0.01581) q^-1 + 3.647 (+-0.04306) q^-2 - 1.082 (+-0.04446) q^-3 - 0.4951 (+-0.01522) q^-4	97,61
	MU	A(q) = 1 - 3.203 (+-0.1788) q^-1 + 3.73 (+- 0.5109) q^-2 - 1.846 (+-0.4859) q^-3 + 0.3191 (+-0.1538) q^-4	$ \begin{array}{l} B(q) = -2.408 \ (+-0.09732) \ q^{-1} + 2.608 \ (+-0.2792) \\ q^{-2} - 0.1133 \ (+-0.2846) \ q^{-3} - 0.1618 \ (+-0.09098) \\ q^{-4} \end{array} $	97,09
7	MP	A(q) = 1 - 3.856 (+-0.02076) q^-1 + 5.572 (+-0.05941) q^-2 - 3.574 (+-0.05657) q^-3 + 0.8588 (+-0.01792) q^-4	B(q) = -2.071 (+-0.01318) q^-1 + 3.649 (+-0.03545) q^-2 - 1.083 (+-0.03667) q^-3 - 0.4955 (+-0.01281) q^-4	64,07
	MU	A(q) = $1 - 3.107 (+-0.1726) q^{-1} + 3.455 (+-0.4932) q^{-2} - 1.585 (+-0.4691) q^{-3} + 0.2368 (+-0.1484) q^{-4}$	B(q) = -2.462 (+-0.09395) q^-1 + 2.459 (+-0.2697) q^-2 + 0.03816 (+-0.2746) q^-3 - 0.1128 (+-0.08784) q^-4	97,29

Tabela 5. 7 – Modelos ARX441 obtidos através do IDNET/MatlabTM

Os polinômios obtidos em cada um dos experimentos, para a estrutura ARMAXX2221 na qual, semelhantemente ao caso ARX441, se verifica que os coeficientes de correlação estão, em média, inferiores aos valores obtidos para o modelo de segunda ordem obtido no domino de Laplace são apresentados na Tabela 5.8.

]	EXP.	A(q)	B(q)	C(q)	$R^{2}(\%)$
1	M P	A(q) = 1 - 1.854 (+ 0.0002793) q^-1 + 0.8553 (+- 0.0002785) q^-2	B(q) = -2.256 (+-0.02046) q^-1 - 1.036 (+-0.0236) q^-2	C(q) = 1 + 1.538 (+-0.02983) q^-1 + 0.6419 (+-0.01965) q^-2	96,58
	ΜU	A(q) = 1 - 1.86 (+- 0.0002223) q^-1 + 0.861 (+- 0.0002213) q^-2	B(q) = -2.92 (+-0.02038) q^- 1 - 0.2428 (+-0.02338) q^-2	C(q) = 1 + 0.4559 (+- 0.03537) q^-1 + 0.3023 (+- 0.02684) q^-2	98,49
2	M P	A(q) = 1 - 1.854 (+- 0.0002397) q^-1 + 0.8548 (+- 0.000239) q^-2	B(q) = -2.2 (+-0.008804) q^- 1 - 1.11 (+-0.01013) q^-2	C(q) = 1 + 1.697 (+-0.01347) $q^{-1} + 0.7484 (+-0.01227)$ q^{-2}	97,55
	ΜU	A(q) = 1 - 1.859 (+- 0.0002202) q^-1 + 0.8599 (+- 0.0002191) q^-2	B(q) = -2.774 (+-0.0206) q^- 1 - 0.4107 (+-0.02371) q^-2	C(q) = 1 + 0.7717 (+- 0.03055) q^-1 + 0.4499 (+- 0.02196) q^-2	97,50
3	M P	A(q) = 1 - 1.854 (+- 0.0002493) q^-1 + 0.855 (+- 0.0002482) q^-2	B(q) = -2.208 (+-0.01017) q^-1 - 1.1 (+-0.01174) q^-2	C(q) = 1 + 1.719 (+-0.01061) q^-1 + 0.8072 (+-0.009663) q^-2	98,27
	ΜU	A(q) = 1 - 1.86 (+- 0.0001732) q^-1 + 0.8607 (+- 0.0001723) q^-2	B(q) = -2.842 (+-0.01697) q^-1 - 0.3329 (+-0.01953) q^-2	C(q) = 1 + 0.6928 (+-0.0258) $q^{-1} + 0.4208 (+-0.0195) q^{-2}$	98,46
	M P	A(q) = 1 - 1.855 (+- 0.0002774) q^-1 + 0.856 (+- 0.0002759) q^-2	B(q) = -2.273 (+-0.01544) q^-1 - 1.016 (+-0.01786) q^- 2	C(q) = 1 + 1.657 (+-0.01075) $q^{-1} + 0.8417 (+-0.008711)$ q^{-2}	98,74
4	MU	A(q) = 1 - 1.86 (+-0.000139) q^-1 + 0.8612 (+-0.0001382) q^-2	B(q) = -2.909 (+-0.01407) q^-1 - 0.2568 (+-0.01621) q^-2	$\hat{C}(q) = 1 + 0.5896$ (+- 0.02262) q^-1 + 0.3754 (+- 0.01776) q^-2	99,25
5	M P	A(q) = 1 - 1.856 (+- 0.0003093) q^-1 + 0.8568 (+- 0.0003074) q^-2	B(q) = -2.267 (+-0.01764) q^-1 - 1.005 (+-0.0204) q^-2	$C(q) = 1 + 1.594 (+-0.007663) q^{-1} + 0.8891 (+-0.006372) q^{-2}$	98,99
5	MU	A(q) = 1 - 1.86 (+- 0.0001324) q^-1 + 0.8612 (+- 0.0001316) q^-2	B(q) = -2.883 (+-0.01359) q^-1 - 0.2859 (+-0.01565) q^-2	$C(q) = 1 + 0.6543 (+-0.02099) q^{-1} + 0.4058 (+-0.01636) q^{-2}$	99,23
6	M P	A(q) = 1 - 1.858 (+- 0.0003484) q^-1 + 0.8587 (+- 0.0003462) q^-2	$ \begin{array}{c} B(q) = -2.343 \ (+-0.02246) \\ q^{-1} - 0.8854 \ (+-0.02596) \\ q^{-2} \end{array} $	C(q) = 1 + 1.483 (+- 0.007588) q^-1 + 0.9085 (+- 0.005905) q^-2	99,11
	MU	A(q) = 1 - 1.86 (+- 0.0001232) q^-1 + 0.8611 (+- 0.0001224) q^-2	$ \begin{array}{rcl} B(q) &=& -2.876 & (+-0.01279) \\ q^{-1} &=& 0.2937 & (+-0.01474) \\ q^{-2} & & \end{array} $	C(q) = $1 + 0.6734$ (+- 0.01955) q^-1 + 0.4152 (+- 0.01523) q^-2	99,29
7	M P	A(q) = 1 - 1.859 (+- 0.000384) q^-1 + 0.8605 (+- 0.0003814) q^-2	B(q) = -2.316 (+-0.02397) q^-1 - 0.8738 (+-0.02766) q^-2	C(q) = 1 + 1.413 (+- 0.005347) q^-1 + 0.9372 (+- 0.004203) q^-2	99,15
ø	MU	A(q) = 1 - 1.86 (+- 0.0001171) q^-1 + 0.8611 (+- 0.0001164) q^-2	B(q) = -2.864 (+-0.01222) q^-1 - 0.3076 (+-0.01409) q^-2	C(q) = $1 + 0.7072$ (+- 0.01817) q^-1 + 0.4364 (+- 0.01414) q^-2	99,36

Tabela 5. 8 – Modelos ARMAX2221 obtidos através do IDNET/MatlabTM

A Tabela 5.9 mostra os polinômios obtidos em cada um dos experimentos para a estrutura BJ22221 na qual, semelhantemente ao caso ARMAX2221, se verifica que os coeficientes de correlação estão, em média, inferiores aos valores obtidos para o modelo de segunda ordem obtido no domino de Laplace.

Tabala 5 0	Madalaa	D 111111	abdid on advanta		TDENT ALL IM
1 abeia 5. 9 –	woucios	DJ22221	oblidos atraves	00	IDEN L/Wattab

	EXP.	B(q)	C(q)	D(a)	F(a)	$R^{2}(\%)$
	M P	B(q) = -2.699 (+-0.02984) q^-1 - 0.469 (+-0.03378) q^- 2	$C(q) = 1 + 0.6809 (+-0.04895) q^{-1} + 0.3606 (+-0.02989) q^{-2}$	D(q) = 1 - 1.987 (+- 0.004169) q^-1 + 0.9869 (+- 0.00416) q^-2	$F(q) = 1 - 1.859 (+- 0.0003522) q^{-1} + 0.8603 (+- 0.0003534) q^{-2}$	97,66
	MU	B(q) = -2.874 (+-0.0279) q^- 1 - 0.2865 (+-0.0316) q^-2	C(q) = 1 + 0.3127 (+- 0.05175) q^-1 + 0.174 (+- 0.03308) q^-2	D(q) = 1 - 1.988 (+- 0.003785) q^-1 + 0.9882 (+- 0.003768) q^-2	F(q) = 1 - 1.858 (+- 0.0003744) q^-1 + 0.8596 (+- 0.0003748) q^-2	97,34
	M P	B(q) = -2.414 (+-0.02703) q^-1 - 0.8048 (+-0.0308) q^- 2	C(q) = 1 + 1.183 (+-0.04058) q^-1 + 0.5194 (+-0.0224) q^- 2	D(q) = 1 - 1.993 (+- 0.002454) q^-1 + 0.9936 (+- 0.002447) q^-2	$F(q) = 1 - 1.857 (+-0.0003418) q^{-1} + 0.8577 (+-0.0003418) q^{-2}$	97,94
	МU	B(q) = -2.897 (+-0.02127) q^-1 - 0.2625 (+-0.02422) q^-2	$C(q) = 1 + 0.3128 (+-0.03979) q^{-1} + 0.1865 (+-0.02692) q^{-2}$	D(q) = 1 - 1.99 (+-0.004102) $q^{-1} + 0.99 (+-0.004097) q^{-2}$	$F(q) = 1 - 1.859 (+-0.0002778) q^{-1} + 0.86 (+-0.0002794) q^{-2}$	97,14
	M P	B(q) = -2.182 (+-0.009808) q^-1 - 1.079 (+-0.01114) q^- 2	C(q) = 1 + 1.566 (+-0.01794) $q^{-1} + 0.608 (+-0.01405) q^{-2}$	D(q) = 1 - 1.997 (+- 0.0009556) q^-1 + 0.9978 (+- 0.000955) q^-2	F(q) = 1 - 1.854 (+- 0.0002909) q^-1 + 0.8547 (+- 0.0002898) q^-2	97,75
	MU	B(q) = -2.904 (+-0.01836) q^-1 - 0.2579 (+-0.0209) q^- 2	$C(q) = 1 + 0.3102 (+-0.03448) q^{-1} + 0.1862 (+-0.02365) q^{-2}$	D(q) = 1 - 1.992 (+-0.00226) q^-1 + 0.9925 (+-0.002256) q^-2	F(q) = 1 - 1.859 (+-0.000232) q^-1 + 0.86 (+-0.000232) q^-2	97,93
	M P	B(q) = -2.169 (+-0.006137) q^-1 - 1.095 (+-0.006941) q^-2	C(q) = 1 + 1.608 (+-0.01359) q^-1 + 0.6319 (+-0.01216) q^-2	D(q) = 1 - 1.998 (+- 0.0006142) q^-1 + 0.9988 (+- 0.0006141) q^-2	$F(q) = 1 - 1.853 (+-0.0002603) q^{-1} + 0.8544 (+-0.0002592) q^{-2}$	97,89
And	MU	B(q) = -2.922 (+-0.01584) q^-1 - 0.2377 (+-0.01803) q^-2	C(q) = 1 + 0.28 (+-0.03021) q^-1 + 0.1713 (+-0.02121) q^-2	D(q) = 1 - 1.993 (+- 0.001714) q^-1 + 0.9932 (+- 0.001712) q^-2	$F(q) = 1 - 1.859 (+- 0.0001943) q^{-1} + 0.8602 (+- 0.0001936) q^{-2}$	98,63
	MP	B(q) = -2.169 (+-0.005593) q^-1 - 1.095 (+-0.006324) q^-2	C(q) = 1 + 1.63 (+-0.01218) $q^{-1} + 0.6531 (+-0.01103)$ q^{-2}	D(q) = 1 - 1.999 (+- 0.0005084) q^-1 + 0.9992 (+- 0.0005084) q^-2	F(q) = 1 - 1.854 (+- 0.0002423) $q^{-1} + 0.8548 (+-$ 0.0002412) q^{-2}	98,15
	MU	B(q) = -2.927 (+-0.01442) $q^{-1} - 0.2341 (+-0.01643)$ q^{-2}	$\hat{C}(q) = 1 + 0.2773 (+-0.02766) q^{-1} + 0.1705 (+-0.01956) q^{-2}$	D(q) = 1 - 1.994 (+- 0.001418) q^-1 + 0.9947 (+- 0.001417) q^-2	$F(q) = 1 - 1.859 (+-0.0001756) q^{-1} + 0.8602 (+-0.000175) q^{-2}$	98,65
;	M P	B(q) = -2.173 (+-0.005642) q^-1 - 1.093 (+-0.00639) q^- 2	C(q) = 1 + 1.646 (+-0.01135) q^-1 + 0.6724 (+-0.01015) q^-2	D(q) = 1 - 1.999 (+- 0.0004799) q^-1 + 0.9993 (+- 0.00048) q^-2	F(q) = 1 - 1.854 (+- 0.0002284) q^-1 + 0.8554 (+- 0.0002273) q^-2	98,49
	MU	$\begin{array}{rcrr} B(q) &=& -2.938 & (+-0.01302) \\ q^{-1} &=& 0.2211 & (+-0.01484) \\ q^{-2} & & \end{array}$	C(q) = 1 + 0.2608 (+- 0.02526) q^-1 + 0.1629 (+- 0.01814) q^-2	D(q) = 1 - 1.995 (+- 0.001293) q^-1 + 0.995 (+- 0.001292) q^-2	F(q) = 1 - 1.859 (+- 0.0001563) q^-1 + 0.8604 (+- 0.0001558) q^-2	98,73
7	MP	$\begin{array}{ c c c c c c c c c c c c c c c c c c c$	C(q) = 1 + 1.668 (+- 0.009672) q^-1 + 0.6955 (+- 0.009045) q^-2	D(q) = 1 - 1.999 (+- 0.000465) q^-1 + 0.9994 (+- 0.0004654) q^-2	F(q) = 1 - 1.855 (+- 0.0002087) q^-1 + 0.8564 (+- 0.0002074) q^-2	98,94
	MU	$ \begin{array}{ c c c c c c c c c c c c c c c c c c c$	$\begin{array}{c} C(q) = 1 + 0.2489 \ (+- \\ 0.02352) \ q^{-1} + 0.1569 \ (+- \\ 0.01702) \ q^{-2} \end{array}$	D(q) = 1 - 1.995 (+- 0.001127) q^-1 + 0.9956 (+- 0.001127) q^-2	$ \begin{array}{c} F(q) = 1 - 1.859 (+- \\ 0.0001436) q^{-1} + 0.8604 (+- \\ 0.0001431) q^{-2} \end{array} $	98,83

Os polinômios obtidos em cada um dos experimentos para a estrutura OE221, de forma idêntica ao caso BJ22221, se verifica que os coeficientes de correlação estão, em média, inferiores aos valores obtidos para o modelo de segunda ordem obtido no domínio de Laplace, são demonstrados na Tabela 5.10

	EXP.	B(q)	F(q)	$R^{2}(\%)$
1	M P	B(q) = -3.88 (+-0.4612) q^-1 + 0.8295 (+- 0.5364) q^-2	F(q) = 1 - 1.865 (+-0.003486) q^-1 + 0.8665 (+- 0.003461) q^-2	96,34
	M U	B(q) = -3.61 (+-0.09498) q^-1 + 0.5992 (+- 0.1098) q^-2	F(q) -1 - 1.868 (+-0.001004) q^-1 + 0.8687 (+- 0.0009979) q^-2	98,56
2	M P	B(q) = -4.121 (+-0.515) q^-1 + 1.094 (+- 0.5996) q^-2	$F(q) = 1 - 1.866 (+-0.003794) q^{-1} + 0.8673 (+-0.003766) q^{-2}$	97,39
	MU	$B(q) = -3.891 (+-0.09736) q^{-1} + 0.8849 (+-0.1126) q^{-2}$	$F(q) = 1 - 1.868 (+-0.000934) q^{-1} + 0.8689 (+-0.0009283) q^{-2}$	97,66
2	M P	B(q) = -4.208 (+-0.6075) q^-1 + 1.166 (+- 0.7085) q^-2	$F(q) = 1 - 1.865 (+-0.004526) q^{-1} + 0.8664 (+-0.004492) q^{-2}$	98,11
3	MU	B(q) = -3.784 (+-0.1062) q^-1 + 0.8059 (+- 0.1227) q^-2	$F(q) = 1 - 1.869 (+-0.0009754) q^{-1} + 0.8701 (+-0.0009691) q^{-2}$	98,53
4	M P	B(q) = -4.136 (+-0.6516) q^-1 + 1.033 (+- 0.7618) q^-2	$F(q) = 1 - 1.863 (+-0.005022) q^{-1} + 0.8637 (+-0.004984) q^{-2}$	98,58
	MU	B(q) = -3.773 (+-0.09829) q^-1 + 0.771 (+- 0.1138) q^-2	$F(q) = 1 - 1.868 (+-0.0008705) q^{-1} + 0.8689 (+-0.0008646) q^{-2}$	99,44
5	M P	B(q) = -4.057 (+-0.7454) q^-1 + 0.8803 (+- 0.8709) q^-2	$F(q) = 1 - 1.859 (+-0.005749) q^{-1} + 0.8606 (+-0.005704) q^{-2}$	98,83
	MU	B(q) = -3.859 (+-0.1064) q^-1 + 0.8827 (+- 0.1231) q^-2	$F(q) = 1 - 1.869 (+-0.000919) q^{-1} + 0.87 (+-0.0009127) q^{-2}$	99,36
6	MP	B(q) = -4.005 (+-0.9035) q^-1 + 0.7482 (+- 1.058) q^-2	$F(q) = 1 - 1.856 (+-0.007084) q^{-1} + 0.8571 (+-0.007029) q^{-2}$	98,97
	MU	B(q) = -3.856 (+-0.1054) q^-1 + 0.8698 (+- 0.1219) q^-2	$F(q) = 1 - 1.869 (+-0.0008916) q^{-1} + 0.8695 (+-0.0008854) q^{-2}$	99,46
7	MP	B(q) = -3.939 (+-1.072) q^-1 + 0.5966 (+- 1.259) q^-2	F(q) = 1 - 1.852 (+-0.008387) q^-1 + 0.8534 (+- 0.008322) q^-2	99,03
	MU	B(q) = -3.901 (+-0.1096) q^-1 + 0.9304 (+- 0.1268) q^-2	F(q) = 1 - 1.869 (+-0.0009068) q^-1 + 0.8702 (+- 0.0009004) q^-2	99,49

Tabela 5. 10 – Modelos OE221 obtidos através do IDENT/MatlabTM

Observa-se, porém que as estruturas avaliadas e representadas no domínio de Laplace apresentaram melhores coeficientes de correlação do que as estruturas em tempo discreto avaliadas. Isto pode ser observado comparando-se os resultados apresentados na Tabelas 5.5 com os resultados demonstrados nas Tabelas 5.7 até a Tabela 5.10.

5.4 Avaliação das Metodologias a partir dos Modelos Identificados

5.4.1 Avaliação através do Coeficiente de Correlação dos modelos identificados

A partir dos valores dos coeficientes de correlação indicados na Tabela 5.4 as curvas relacionando o coeficiente de correlação, estimado através da equação (5.3) para cada uma das metodologias são mostradas na Figura 5.5 para a aproximação do modelo por um sistema de primeira ordem.



Figura 5.5 – Coeficiente de correlação dos modelos de primeira ordem através das metodologias testadas

A Figura 5.6 apresenta resultado semelhante para os coeficientes de correlação obtidos pelas duas metodologias, quando se aproximou o modelo do sistema por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto.



Figura 5.6 – Coeficiente de correlação dos modelos de primeira ordem com tempo morto através das metodologias testadas

Para a aproximação do modelo do sistema em estudo por uma função de transferência de segunda ordem, a Figura 5.7 ilustra e compara os coeficientes de correlação obtidos pelas duas metodologias.



Figura 5.7 – Coeficiente de correlação dos modelos de segunda ordem através das metodologias testadas

A aproximação do modelo do sistema por uma função de transferência de segunda ordem com tempo morto apresentou o resultado mostrado na Figura 5.8, para os coeficientes de correlação do modelo aproximado.



Figura 5.8 – Coeficiente de correlação dos modelos de segunda ordem com tempo morto através das metodologias testadas

E finalmente, a aproximação do modelo do sistema por uma função de transferência de terceira ordem apresentou o resultado, mostrado na Figura 5.9 para os coeficientes de correlação do modelo aproximado.



Figura 5.9 – Coeficiente de correlação dos modelos de terceira ordem através das metodologias testadas

Analisando os resultados obtidos a partir das quatro aproximações realizadas, pode-se verificar que o modelo de segunda ordem apresentou a melhor aderência ao conjunto de dados gerados nas simulações, e foi assumido como o modelo do sistema em estudo para efeito de avaliação dos índices de desempenho.

5.5 Avaliação das duas metodologias através de índices de desempenho

Conforme explicitado anteriormente, o modelo de segunda ordem, selecionado para a análise das duas metodologias de geração de sinais de excitação do tipo PRBS será utilizado para a estimativa dos índices de desempenho, e serão calculados a partir dos dados de simulação dos sete experimentos. Para a estimativa dos índices de desempenho, a seguir explicitados, ao sinal de excitação em degrau foram adicionados ruídos com o objetivo de submeter o sistema a oscilações aleatórias ao redor do ponto de operação. Vários índices de desempenho foram selecionados com o objetivo de ampliar a análise das duas metodologias utilizadas neste Estudo de Caso. A Tabela 5.11 demonstra os índices de desempenho selecionados para a avaliação: o coeficiente de correlação, R², a integral do erro quadrático, ISE e a integral do erro absoluto, IAE que serão definidos posteriormente neste capítulo.

Experimento	R ²		IS	SE	IAE	
	MU	MP	MU	MP	MU	MP
1	98,4	96,4	736,6	698,5	2244,4	2214,0
2	97,6	97,4	931,2	890,6	2592,1	2545,0
3	98,4	98,1	1158,3	1114,0	2937,7	2887,0
4	99,3	98,6	1402,9	1371,0	3271,0	3238,4
5	99,2	98,8	1671,1	1642,0	3596,0	3568,6
6	99,3	99,0	1962,5	1932,0	3914,0	3887,8
7	99,4	99,0	2254,6	2242,0	3205,0	3200,0

Tabela 5.11 - Índices de desempenho selecionados para avaliação das metodologias

5.5.1 Avaliação através do Coeficiente de Correlação

Os coeficientes de correlação (R^2) dos resultados obtidos para os modelos identificados através das duas metodologias para geração de sinais PRBS estão demonstrados na Figura 5.7. Esse índice de desempenho mede o quanto um modelo se ajusta aos dados observados, e no caso, assumido como reais para o sistema. Nota-se que os modelos identificados, através das metodologias usadas, apresentaram coeficiente de correlação elevado e todos acima de 95%.



Figura 5.7 – Coeficiente de correlação dos modelos de segunda ordem através das metodologias testadas

5.5.2 Avaliação através da Integral do Erro Absoluto

A estimação da Integral do Erro Absoluto, IAE, para cada experimento foi realizada através do diagrama de blocos ilustrado na Figura 5.10. Para a realização da simulação foi aplicado um sinal de excitação do tipo degrau, ao redor do ponto de operação no qual o sistema foi identificado e, simultaneamente adicionado uma combinação de sinais do tipo ruído branco defasados entre si, simulando assim um sinal aleatório ao longo do tempo de simulação.



Figura 5.10 - Diagrama de blocos usado para estimar a Integral do Erro Absoluto

A Figura 5.11 apresenta a comparação das metodologias através da Integral do Erro Absoluto, IAE, estimada pela equação (5.4). A análise dessa figura mostra que a metodologia proposta mostrou-se mais adequada que a metodologia usual com uma integral do erro absoluto médio 1,1% inferior.

$$IAE = \int_{0}^{\infty} |e(t)| dt \tag{5.4}$$

A estimação da Integral do Erro Quadrático, ISE, para cada experimento foi realizada através do diagrama de blocos ilustrado na Figura 5.12 no qual um sinal de excitação degrau, ao redor do ponto de operação no qual o sistema foi identificado, foi combinado com sinais tipo ruído branco.



Figura 5.11 - Comportamento das Metodologias através da Integral do Erro Absoluto

5.5.3 Avaliação através da Integral do Erro Quadrático



Figura 5.12 - Diagrama de blocos usado para estimar a Integral do Erro Quadrático

A Figura 5.13 apresenta a comparação das metodologias através da Integral do Erro Quadrático, ISE, estimado através da equação (5.5), caracterizado por penalizar grandes erros. A análise desta Figura 5.13 revela que a metodologia proposta mostrou-se mais adequada que a metodologia usual com uma integral do erro quadrático médio 2,8% inferior.

$$ISE = \int_{0}^{\infty} e(t)^2 dt \tag{5.5}$$



Figura 5.13 - Comportamento das Metodologias através da Integral do Erro Quadrático



CAPÍTULO 6 - CONCLUSÃO

A metodologia proposta neste trabalho para geração de sinais PRBS (que inclui a dinâmica da variável de entrada), gerou modelos mais aderentes ao sistema em estudo do que os modelos obtidos através da metodologia usual, quando a relação τ_{PV} / τ_{MV} esteve dentro do intervalo indicado na equação (6.1).

$$7 \le \frac{\tau_{\rm PV}}{\tau_{\rm MV}} \le 28 \tag{6.1}$$

A metodologia proposta oferece a possibilidade de melhor excitar as características dinâmicas e estáticas do sistema e, portanto, oferecer um modelo mais representativo que quando comparado a metodologia usual para os níveis de excitação avaliados.

A metodologia proposta para geração de sinais PRBS, com a inclusão da dinâmica da válvula, pode ser útil, por possibilitar repetidas identificações ao longo da campanha de uma válvula e assim, várias atualizações do modelo do sistema podem ser disponibilizadas, diminuindo custos operacionais com identificação do sistema.

CAPÍTULO 7 – RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Avaliar e comparar as duas metodologias para geração de sinais PRBS para os casos nos quais a relação τ_{PV} / τ_{MV} , esteja fora do intervalo testado neste trabalho;

Avaliar as duas metodologias para geração de sinais PRBS considerando diferentes dinâmicas para as etapas de abertura e fechamento da válvula de controle;

Estabelecer critério que defina a inclusão da dinâmica da variável de entrada no projeto (duração de cada chaveamento) de sinais de excitação do tipo PRBS, baseado na comparação das dinâmicas da variável de entrada e da variável de saída;

Avaliar a dinâmica de degradação de uma válvula de controle, e como essa degradação influencia a relação entre as variáveis de entrada e de saída de um sistema.

Sugere-se avaliar a relevância da correção da parcela β_s^{MV} . τ_{MV} , pela introdução de um fator de correção (fator compreendido entre zero e um), o qual pode ter alguma relação com a dinâmica (função de transferência) do processo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguirre, L. A, Introdução à Identificação de Sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais. 3. ed. Belo Horizonte:Editora UFMG, 2007.

Aguirre, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. 1. ed. Belo Horizonte-MG: Editora UFMG, 554p. 2000

Aguirre, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. 2a ed. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 2004.

Astrom, K. J.; Hagglund, T. Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins, *Automatica*, **20**, 645. 1984.

Bega, E. A.; Delmée, G. J.; Cohn, P. E., et al. Instrumentação Industrial. Rio de Janeiro: Editora Interciência, 2003.

Box, G. E. P. and Jenkins, G, M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day (1970)

Brosilow, C.; Joseph, B. Techniques of model based control. Upper Saddler River: Prentice Hall, 2002.

Canudas, C.; Olsson, H.; Åström, K. J.; Lischinsky, P. A new model for control of systems with friction, IEEE Transactions on Automatic Control, v. 40 n. 3, p. 419-425, 1995.

Choudhury, M. A. A. S.; Shah, S. L.; Thornhill, N. F. (2004). Diagnosis of poor control loop performance using higher order statistics. Automatica, n. 40. v.10. p.1719–1728. 2004.

Choudhury, M. A. A. S.; Jain, M.; Shah, S. L. Stiction-definition, modeling, detection and quantification, Journal of Process Control. n. 18, p. 232-243. 2007.

Cohen, G. H., Coon, G. A., Theoretical considerations of retarded control. *Transactions of the* ASME, 827-834, 1953.

Cutler, C.R.; Ramaker, B.L. Dynamic matrix control-A computer control algorithm, *AIChE* 86th National Meeting, Houston, TX. 1979.

Godfrey, K.R. Perturbation Signals for System Identification, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.

Rivera, D. E. and Flores, M. E. Beyond Step Testing and Process Reaction Curves: Introducing Meaninful Systems Identification Concepts in the Undergraduate Chemical Engineering Curriculum. 12th IFAC Symposium on System Identification, , Santa Barbara. 2000.

Garcia, C. Identificação de Sistemas. Notas de aula. Universidade de São Paulo. 2001.

Garcia, C. E., Morshedi, A.M. Quadratic programming solution of dynamics matrix control (QDMC). Chemical Engineering Communications 46, Issue 1-3, p. 73 – 87, 1986.

Garcia, C.; Comparison of friction models applied to a control valve. Control Engineering Practice, n.16 p.1231-1243. 2008.

Gevers, M. A personal view on the development of system identification. Preprints 13th IFAC Symposium on System Identification, Rotterdam, p.773-784. 2003.

Gevers, M. Identification for control: from the early achievements to the revival of experiment design. European Journal of Control. n.11. v. 4-5. p.335–352. 2005.

G. H. Cohen and G. A. Coon, "Theoretical Consideration of Related Control," Trans. ASME, 75, pp. 827-834, 1953.

Gustavsson, I. Survey of applications of identification in chemical and physical processes. Automatica, v.11, n.1, p.3-24, 1975.

Hägglund, T. A friction compensator for pneumatic control valves. Journal of Process Control, n.12, p.897-904, 2002.

Hägglund, T. Automatic on-lines estimation of backlash in control loops. Journal of Process Control, n.17, p.489-499. 2007.

He, Q. P.; Wang, J.; Pottmann, M.; Qin, S. J. A curve fitting method for detecting valve stiction in oscillating control loops. Industrial and Engineering Chemistry Research, 46(13), 45494560. (2007).

J.G. Ziegler, N.B. Nichols, Optimum settings for automatic controllers, Trans. ASME 64 (1942) 759–768.

Kaljurand, M.; Valentin, J.R.; Shao, M. Feedback shift register sequences versus uniformly distributed random sequence for correlation chromatography, *Analytica Chimica Acta*, **324**, pp. 29-36. 1996.

Kano, M.; Maruta, H.; Kugemoto, H. et al. Practical model and detection algorithm for valve stiction. In Proceedings of the 7th IFAC DYCOPS, Boston, USA, CD-ROM. 2004

Karnopp, D. Computer simulation of stick-slip friction in mechanical dynamic systems. Transations of the ASME – Journal of Dynamics Systems, Measurement and Control, n. 107 p.100-103. 1985.

Klerk, E. and Craig, I. K. Multivariable closed-loop system identification of plants under model predicitive control. Preprints 13th IFAC Symposium on System Identification, Rotterdam, p.531-536. 2003

Leontaritis, I. J. and Billings, S. A.; Experimental Design and Identificability for nonlinear Systems. Inf. J. Systems Sci.n.18. v. 1.p. 189-202. 1987

LJung, L, System Identification: Theory For User. 2.ed. Englwood Cliffs, Prentice Hall, 1999.

Ljung, L.; Glad, T. Modelling of Dynamical Systems. 1. ed. New Jersey: Englewwod Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 368p. 1994.

W.L Luyben, "Pratical Distillation Control", Van Nostrand Reinhold, New York. 1992.

McFarlane, R. C. and Rivera, D. E. Identification of distillation systems. Practical Distillation Control, W. L. Luyben (ed), Van Nostrand Reinhold, p.96-139. 1992

ANSI/ISA⁴-TR75. 25.02-2000. Control Valve Response Measuremente from Step Inputs (2001)

ANSI/ISA-75.25.01-2000. Instrument Society of America,: Test Procedures for Control Valve Response Measurement from Step Inputs, 2000.

ANSI/ISA-75.26.01-2006. Instrument Society of America. Control Valve Diagnostic Data Acquisition and Reporting, 2006.

Ogata, K. Discrete-Time Control Systems. 2 ed. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1995.

R. Michel. A Simple Method to Determine Control Valve Performance and its Impacts on Control Loop Performance. (2003)

Ruel, M. Stiction: The hidden menace. Control Magazine. http://www.expertune.com/articles/RuelNov2000/stiction.html. (2000).

Söderström, T.; Stoica, P. System Identification. Hemel Hempstead, UK.; Prentice Hall International, 1989.

Srinivasan, R.; Rengaswamy R. . Stiction Compensation in Process Control Loops: A Framework

for Integrating Stiction Measure and Compensation. Ind. Eng. Chem. Res., n. 44, p. 9164-9174.2005

Sung, S.W.; Lee, J.H. Pseudo-random binary sequence design for finite impulse response identification, AIChE annual meeting, 1999.

Zhu, Y. and Butoyi, F. . Case Study on closed-loop identification for MPC. Control Engineering Pratice, v.10, p.403-417.2002.

Zhu, G.G.; Skelton, R.; Li P. q-Markov Cover identification using pseudo-random binary signals, Int. J. Control, 62, 1273-1290. 1995.

Tulleken, H. J. A. F., Generalized binary noise test-signal concept for improved identification-experiment design, Automatica, n. 26, v. 1.p. 37-49. 1990

Riihilahti, J. Control Valve Simulation Models for Process Simulators. 1997.

⁴ ISA – norma Americana cuja sigla significa: Instrumentation, Systems, and Automation Society.

O Deserto da Filosofia de Levi Malho Edição/reimpressão: 1988 Páginas: 232Editor: Rés ISBN: 9789727030248 Colecção: Filosofia

ANEXOS

Anexo 1 - Rotina desenvolvida para geração da S-Function que modela um reator CSTR não

isotérmico

function [sys,x0,str,ts] = reator(t,x,u,flag)
%simula um reator CSTR de mistura perfeita no qual uma reação exotérmica
% (A->B) é resfriada por uma jaqueta com água em circulação.
%Modelo desenvolvido por Julio Holanda Tavares

%UG = 2,203 Kcal/sm2°C, coeficiente de troca térmica. Sem aumentar valor = 0,531 m2, área da base do reator CSTR circular. %At %DeltaHr = 935,2 Kcal/mol, entalpia de reação. %ro = 1200 Kg/m3, densidade da mistura reagente. = 1000 Kg/m3, densidade da água de refrigeração. %roj = 0,73 Kcal/ kg°C, calor específico da mistura reagente. %Cp %Cpj = 0,99869 Kcal/mol°C, calor específico da água de refrigeração. = 2,672 Kcal/mol, energia de ativação da reação. %E = 1,987E-3 Kcal/mol°C, constante universal dos gases. %R %k0 = 1,97E8 1/s, termo pre-exponencial da constante da reação. = 11,78 m2, área de troca térmica da jaqueta do reator. %Aj = 2,95 m2, volume da jaqueta de resfriamento do reator. %Vj % %Outras informações do modelo % %Interior do reator. 0/0 %t s, tempo. m, altura do reator CSTR. %hmax = 1.1 = 4,42 m3, volume total do reator. %Vt % glss = 6,11E-3 m3/s, vazão de alimentação de "A" ao reator. s,tempo de residência no reator (12,05 min.). %Teta = 188 °C,temperatura de alimentação do reator. = 60%T1 mol/m3, concentração de "A" na alimentação. = 5.4%Ca1 %hini = 1,0 m, nível inicial do reator. % %Camisa do reator. °C, temperatura da água de refrigeração na entrada. %T1i = 29= 2,349E-3 m3/s, vazão de alimentação de água de refrigeração. %qj % %Possíveis variáveis controladas % %h(t), Ca(t), T(t), Tj(t) % % %Possíveis Variáveis Manipuladas % %qj,q1 %

%Possíveis Variáveis Distúrbios: % %Ca1(t)T1(t)T1j(t) % %ROTINA S-FUNCTION

switch flag,

case 0, %Dimensiona o sistema e inicializa os estados

%sys = [estados,0,saídas,entradas,reservado,direct feedthrought flag,Nr ts]

sys = [4,0,4,5,0,1,1];

% condições iniciais

x0(1)=1.0;	%nível inicial do reator.
x0(2)=5.4;	%concentração inicial do reator.
x0(3) = 51.3;	% temperatura inicial na saída do reator.
x0(4) = 49.3;	%temperatura inicial de água de saída do reator.

str = [];	% sample time:	[periodo, offset]
ts = [0 0];		

case 1, % Calcula as derivadas.

% Atualiza entradas.

UG = 2.203; %Kcal/sm2°C, coficiente de troca térmica. Sem auemntar valor m2, área da base do reator CSTR circular. = 0.531; %At Kcal/mol, entalpia de reação. DeltaHr= 935.2; % ro = 1200; % Kg/m3, densidade da mistura reagente. Kg/m3, densidade da água de refrigeração. roj = 1000; %Kcal/ kg°C, calor esperífico da mistura reagente. Cp = 0.73; % Cpj = 0.99869; % Kcal/mol°C, calor específico da água de refrigeração. Kcal/mol, energia de ativação da reação. E = 2.672; % = 1.987E-3; % Kcal/mol°C, constante universal dos gases. R = 1.97E8; % 1/s, termo pre-exponencial da consante da reação. k0 m2, área de troca térmica da jaqueta do reator. Ai = 11.78; % m2, volume da jaqueta de resfriamento do reator. = 2.95; % Vi %Outras informações do modelo ... % %Interior do reator. % % = 6.11E-3; % m3/s, vazao de alimentação de "A" ao reator. q1 = 60; % °C, temperatura de alimentação do reator. **T1** mol/m3, concentração de "A" na alimentação. Ca1 = 5.4; %

% %Camisa do reator % T1j = 29; % °C, temperatura da água de refrigeração na entrada. qj = 2.349E-3; % m3/s, vazão de alimentação de água de refrigeração. h = x(1); % nível do CSTR. Ca = x(2); % concentração d A no CSTR. T = x(3); % temperatura do produto. Tj = x(4); % temperatura da água de resfriamento.

% Variáveis Distúrbios

qj	= u(1); %	fluxo da água de resfriamento.
q1	= u(2); %	fluxo de alimentação do reator.
Cal	= u(3); %	concentração de alimentação do reator.
T1	= u(4); %	temperatura de alimentação do reator.
T1j	= u(5); %	temperatura de entrada água refrigeração.

% Estimativa de q2(h);

%q2=c*A0.SQRT(2*g*h)

g = 10; % m/s2 $c = (0.5975*((x(1)+0.001)^{-0.0044}));\% \text{coeficiente variável}$ A0 = 2.28703E-3; % m2 $q2 = c*A0*(2*g*x(1))^{-0.5}; \% (m3/s)$

% Cálculo das derivadas

sys(1)=(1/At)*(q1-q2); %dh/dt

sys(2) = ((1/At)*(Ca1*q1-Ca*q2-(At*h)*(k0*exp(-E/(R*T))*Ca))-Ca*((1/At)*... (q1-q2)))*(1/h); % dCa/dt

sys(3) = ((1/(At*ro*Cp))*((ro*Cp)*(q1*T1-q2*T) + DeltaHr*(At*h)*(k0*... exp(-E/(R*T)))*Ca - UG*Aj*(T - Tj)) - T*((1/At)*(q1 - q2)))*(1/h); %dT/dt

sys(4) = (1/roj*Vj*Cpj)*(roj*Cpj*qj*(T1j-Tj)+UG*Aj*(T-Tj)); %dTj/dt

case 2

sys=[]; % não faça nada

case 3, % Calcule as saídas.

```
sys(1) = x(1);

sys(2) = x(2);

sys(3) = x(3);

sys(4) = x(4);
```

0000 1

sys = []; % não faça nada

case 9

sys = []; % não faça nada

otherwise

error(['Unhandled flag = ',num2str(flag)]); % Error handling

sys = [];

end