

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
DE AUTOMAÇÃO E SISTEMAS**

Aline Aguiar da Franca

**CONTROLE PREDITIVO DMC:
PROJETOS E SIMULAÇÕES NAS FORMAS LINEAR E
NÃO-LINEAR BASEADA NO MODELO DE
HAMMERSTEIN**

Florianópolis

2012

Aline Aguiar da Franca

**CONTROLE PREDITIVO DMC: PROJETOS E
SIMULAÇÕES NAS FORMAS LINEAR E NÃO-LINEAR
BASEADA NO MODELO DE HAMMERSTEIN**

Dissertação submetida ao Programa
de Pós-Graduação em Engenharia de
Automação e Sistemas para a obtenção
do Grau de Mestre em Engenharia de
Automação e Sistemas.
Orientador: Prof. Dr. Antonio Au-
gusto Rodrigues Coelho

Florianópolis

2012

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Franca, Aline Aguiar da
Controle preditivo DMC [dissertação] : projetos e
simulações nas formas linear e não-linear baseada no modelo
de Hammerstein / Aline Aguiar da Franca ; orientador,
Antonio Augusto Rodrigues Coelho - Florianópolis, SC, 2012.
120 p. ; 21cm

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Automação e Sistemas.

Inclui referências

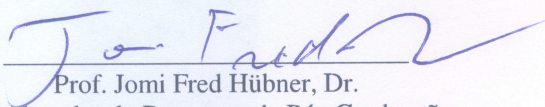
1. Engenharia de Automação e Sistemas. 2. Controle
preditivo DMC. 3. Modelos lineares FOPDT. 4. Modelo de
Hammerstein. I. Coelho, Antonio Augusto Rodrigues. II.
Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-
Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas. III. Título.

Aline Aguiar da Franca

**CONTROLE PREDITIVO DMC: PROJETOS E SIMULAÇÕES
NAS FORMAS LINEAR E NÃO-LINEAR BASEADA NO
MODELO DE HAMMERSTEIN**

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de “Mestre em Engenharia de Automação e Sistemas”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas.

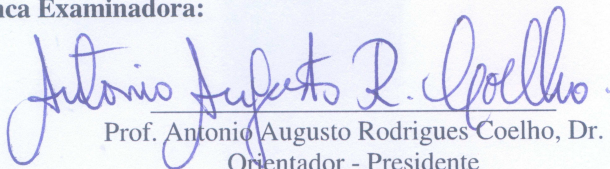
Florianópolis, 30 de novembro de 2012.



Prof. Jomi Fred Hübner, Dr.

Coordenador do Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Automação e Sistemas (PPGEAS)

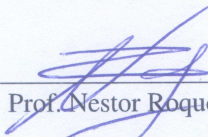
Banca Examinadora:



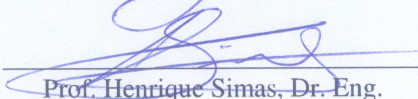
Prof. Antonio Augusto Rodrigues Coelho, Dr.
Orientador - Presidente



Prof. Francisco José Gomes, Dr.



Prof. Nestor Roqueiro, Dr.



Prof. Henrique Simas, Dr. Eng.

Aos meus pais, Simone e Ubiratan, por acreditarem em mim e sempre me apoiarem em minhas decisões.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Simone e Ubiratan, e aos meus irmãos, Glauce e Alan, pelo apoio, incentivo e amor incondicionais.

Aos meus amigos, Guilherme, Ingrid, Laryssa, Débora e Thiago, por compreenderem minha ausência e por tornarem minha vida mais alegre e completa.

Aos meus companheiros de mestrado, Job, Marina, Paulo, Lie, Luciano, Francisco e Cleber, por terem me ajudado a enfrentar as madrugadas de estudo e por serem minha segunda família.

À Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas (PPGEAS) por contribuírem para o meu aprendizado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro.

*Que ninguém se engane: só se consegue
a simplicidade através de muito trabalho.*

Clarice Lispector

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo apresentar um estudo relacionado ao controlador preditivo DMC (*Dynamic Matrix Control*) em suas formas linear e não-linear. O DMC é um controlador preditivo baseado em modelo (MPC - *Model Predictive Control*) que emprega os elementos da resposta ao degrau para gerar as previsões da saída do processo. A ampla utilização de sua forma linear ocorre devido à simplicidade dos modelos lineares empregados para representar o comportamento do processo, mas estes se tornam inadequados quando é necessária uma representação mais realística de um processo complexo. Os processos reais geralmente apresentam características não-lineares que devem ser representadas por modelos não-lineares. O modelo de Hammerstein, que é formado por uma parcela estática não-linear e uma parcela dinâmica linear, é o selecionado para representar os processos não-lineares desta dissertação. Este modelo apresenta propriedades que simplificam o projeto do controlador DMC não-linear e possibilitam a determinação de uma solução analítica para o problema de minimização da função custo (caso sem restrições). Primeiramente, é realizado um estudo sobre o efeito da sintonia dos parâmetros do controlador DMC e sobre métodos para realizar estas sintonias de forma eficiente. Além disto, são apresentadas novas estruturas para o controlador DMC (DMC-RST e DMC-IMC), considerando também os casos com restrição de controle. Através de modelos de Hammerstein, é comprovada a ineficiência do controlador DMC linear em meio a sistemas não-lineares. E como solução para este problema são introduzidos o controle linearizante e o controle DMC não-linear baseado em modelo de Hammerstein. Também é exposto neste trabalho métodos de resolução do problema da multiplicidade de soluções de controle para o sinal de controle não-linear.

Palavras-chave: Controle preditivo, DMC, modelo de Hammerstein, sistemas lineares e sistemas não-lineares.

ABSTRACT

This work aims to present a study related to the predictive controller DMC (Dynamic Matrix Control) in its linear and nonlinear forms. The DMC is a model predictive controller (MPC) that employs elements of the step response to generate predictions of the process output. The wide use of its linear form is due to the simplicity of linear models used to represent the process behavior, but these become inadequate when it is necessary a more realistic representation of a complex process. Real processes generally exhibit nonlinear characteristics that must be represented by nonlinear models. The Hammerstein model, which is composed by a nonlinear static portion and a linear dynamic portion, is selected to represent the nonlinear processes of this dissertation. This model has properties that simplify the nonlinear DMC design and enable the determination of an analytical solution for the problem of minimizing the cost function (unrestricted case). First of all, a study about the effect of tuning the DMC parameters and the methods for performing these tuning efficiently is accomplished. In addition, new structures are presented to the DMC (DMC-RST and DMC-IMC), also considering the cases with restricted control. Through Hammerstein models is shown the inefficiency of the linear DMC among nonlinear systems. As a solution to this problem is introduced the linearizing control and the nonlinear DMC based on a Hammerstein model. It is also exposed in this work methods of solving the problem of multiplicity of control solutions for the nonlinear control signal.

Keywords: Predictive control, DMC, Hammerstein model, linear systems and nonlinear systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	<i>Receding Horizon</i>	37
Figura 2	Efeito do horizonte de controle e do fator de ponderação no desempenho do processo 1.....	39
Figura 3	Efeito do horizonte de controle e do fator de ponderação no desempenho do processo 2.....	39
Figura 4	Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 1.....	40
Figura 5	Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 2.....	40
Figura 6	Efeito do fator de ponderação de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 1.....	41
Figura 7	Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 2.....	41
Figura 8	Sintonia do DMC através do método de Shridhar e Cooper (1997) no processo 1.....	44
Figura 9	Sintonia do DMC através do método de Shridhar e Cooper (1997) no processo 2.....	44
Figura 10	Sintonia do DMC através do método de Iglesias et al. (2006) no processo 1.....	45
Figura 11	Sintonia do DMC através do método de Iglesias et al. (2006) no processo 2.....	46
Figura 12	Sintonia do DMC através do método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) no processo 1.....	48
Figura 13	Sintonia do DMC através do método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) no processo 2.....	49
Figura 14	Sintonia do DMC através do método do gradiente via função sigmóide no processo 1.....	52
Figura 15	Sintonia do DMC através do método do gradiente via função sigmóide no processo 2.....	53
Figura 16	Sintonia do DMC através do método gradiente clássico no processo 1.....	54
Figura 17	Sintonia do DMC através do método gradiente clássico no processo 2.....	55
Figura 18	Estrutura de controle polinomial RST.....	60

Figura 19	Controlador DMC na forma RST no processo 1.	62
Figura 20	Controlador DMC na forma RST no processo 2.	62
Figura 21	Estrutura de controle polinomial IMC.	63
Figura 22	Controlador DMC na forma IMC no processo 1.	65
Figura 23	Controlador DMC na forma IMC no processo 2.	66
Figura 24	DMC com restrição de controle no processo 1.	68
Figura 25	DMC com restrição de controle no processo 2.	68
Figura 26	Estrutura de controle polinomial RST com saturação de malha direta.	69
Figura 27	Controlador DMC na forma RST com restrição de controle no processo 1.	70
Figura 28	Controlador DMC na forma RST com restrição de controle no processo 2.	70
Figura 29	Estrutura de controle polinomial IMC com restrição de controle.	71
Figura 30	Controlador DMC na forma IMC com restrição de controle no processo 1.	71
Figura 31	Controlador DMC na forma IMC com restrição de controle no processo 2.	72
Figura 32	Estrutura de controle polinomial IMC modificado.	73
Figura 33	Controlador DMC na forma IMC com realimentação de saturação no processo 1.	73
Figura 34	Controlador DMC na forma IMC com realimentação de saturação no processo 2.	74
Figura 35	Modelo de Hammerstein.	78
Figura 36	Curva estática não-linear.	80
Figura 37	Controlador DMC linear no processo não-linear 1.	81
Figura 38	Controlador DMC linear no processo não-linear 2.	81
Figura 39	Estrutura de controle linearizante.	82
Figura 40	Sistema de controle equivalente.	82
Figura 41	Controle DMC do processo não-linear 1 linearizado.	83
Figura 42	Controle DMC do processo não-linear 2 linearizado.	84
Figura 43	NLH-DMC.	84
Figura 44	Controle DMC não-linear com aproximação por busca iterativa no processo não-linear 1.	88
Figura 45	Controle DMC não-linear com aproximação por busca	

iterativa no processo não-linear 2.	89
Figura 46 Controle DMC não-linear com aproximação de Zhu e Seborg (1994) no processo não-linear 1.....	90
Figura 47 Controle DMC não-linear com aproximação de Zhu e Seborg (1994) no processo não-linear 2.....	91
Figura 48 Controle DMC não-linear com aproximação por Série de Taylor no processo não-linear 1.	92
Figura 49 Controle DMC não-linear com aproximação por Série de Taylor no processo não-linear 2.	92
Figura 50 Etapas do procedimento de identificação.	101
Figura 51 Identificação através de pulso duplo.....	103
Figura 52 Resposta ao pulso duplo retangular.....	104
Figura 53 Identificação via relé.....	105
Figura 54 Tipos de relés.....	105
Figura 55 Método de Ziegler-Nichols para modelagem de processos do tipo FOPDT.	107

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Sintonias para o controlador DMC para o processo 1...	52
Tabela 2	Sintonias para o controlador DMC para o processo 2...	53
Tabela 3	Validação dos métodos de sintonia para o processo 1...	57
Tabela 4	Validação dos métodos de sintonia para o processo 2...	57
Tabela 5	Validação do DMC nas formas RST e IMC para o processo 1.	67
Tabela 6	Validação do DMC nas formas RST e IMC para o processo 2.	67
Tabela 7	Validação do DMC nas formas RST e IMC com restrição de controle para o processo 1.	74
Tabela 8	Validação do DMC nas formas RST e IMC com restrição de controle para o processo 2.	75
Tabela 9	Avaliação de desempenho das soluções para a lei de controle no processo não-linear 1.	93
Tabela 10	Avaliação de desempenho das soluções para a lei de controle no processo não-linear 2.	93
Tabela 11	Sintonias.	115
Tabela 12	Sintonias para o fator de ponderação de controle.	116

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MPC	<i>Model Predictive Control</i>	29
DMC	<i>Dynamic Matrix Control</i>	29
NMPC	<i>Nonlinear Model Predictive Control</i>	29
FOPDT	<i>First Order Plus Dead Time</i>	30
IMC	<i>Internal Model Control</i>	30
IAE	<i>Integral of Absolute Error</i>	45
IAC	<i>Integral of Absolute Control</i>	45
ITAE	<i>Integral Time Absolute Error</i>	51
PLC	<i>Programmable Logic Controller</i>	56
FPGA	<i>Field-programmable Gate Array</i>	56
GPC	<i>Generalized Predictive Control</i>	59
2DOF	<i>Two Degrees of Freedom</i>	59
FSR	<i>Finite Step Response</i>	78
NLH-DMC	<i>Nonlinear Hammerstein Dynamic Matrix Control</i>	84
FOPDT	<i>First-Order Plus Dead-Time</i>	101
MQ	Mínimos Cuadrados	107
MQR	Mínimos Cuadrados Recursivo	110

LISTA DE SÍMBOLOS

N	horizonte de modelo	33
y	sinal de saída	34
g_i	coeficientes que compõem a resposta ao degrau	34
u	sinal de entrada, controle	34
p	perturbação	34
J	função custo	34
N_y	horizonte de predição da saída	34
N_u	horizonte de controle	34
λ	fator de ponderação de controle	34
y_r	referência	34
Δu	incremento do esforço de controle	34
f	resposta livre do sistema	35
\mathbf{G}	matriz dinâmica de ordem $N_y \times N_u$	36
$\hat{\mathbf{y}}$	vetor de valores previstos da saída	36
$\Delta \mathbf{u}$	vetor do esforço de controle futuro	36
\mathbf{f}	vetor da resposta livre do sistema	36
\mathbf{I}	matriz Identidade	37
G_p	processo	38
G_m	modelo FOPDT do processo	38
T_s	período de amostragem	38
K_p	ganho do modelo FOPDT	42
τ	constante de tempo modelo FOPDT	42
θ	atraso de transporte no tempo contínuo	42
N_a	número de amostras da experimentação	56
K_g	primeira linha do vetor $[\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{G}^T$	59
E_o	erro entre a resposta livre e a referência do sistema	59
R	polinômio do controlador RST	60
S	polinômio do controlador RST	60
T	polinômio do controlador RST	60
C	polinômio do controlador IMC	63
F_r	polinômio do controlador IMC	64
F_w	polinômio do controlador IMC	64

u_b	saída do controlador	67
u_f	signal de entrada real do processo	67
u_{min}	limite mínimo do signal de controle	67
u_{max}	limite máximo do signal de controle	67
x	pseudo-saída, não-mensurável, do bloco não-linear	78
γ_i	elementos do polinômio da não-linearidade do modelo de Hammerstein	78
m	grau do polinômio da não-linearidade do modelo de Hammerstein	78
Δx	variação da pseudo-saída do modelo de Hammerstein	78
D	largura do pulso	102
μ	multiplicador	102
M	amplitude do pulso	102
δ	distância entre dois pulso	102
H	função degrau unitário	103
U	transformada de Laplace do signal de entrada	103
Y	transformada de Laplace do signal de saída	103
t_a	instante onde ocorre o valor extremo y_a	104
t_b	instante onde ocorre o valor extremo y_b	104
t_c	instante onde ocorre o valor extremo y_c	104
y_a	valor extremo do pulso no instante t_a	104
y_b	valor extremo do pulso no instante t_b	104
y_c	valor extremo do pulso no instante t_c	104
K_u	ganho crítico	105
T_u	período crítico	105
b	amplitude da senóide de entrada do relé	105
ϵ	largura da histerese	105
a	amplitude da saída	106
a_1	parâmetro do modelo estimado	108
b_0	parâmetro do modelo estimado	108
b_1	parâmetro do modelo estimado	108
$\xi(t)$	incerteza de modelagem, erro de medição ou ruído	108
φ	vetor de medidas	108
ϕ	matriz de observação	108
$\hat{\theta}$	estimativa do vetor de parâmetros	109

E	vetor do erro de predição	109
W	matriz de ponderação do estimador dos mínimos quadrados	109
σ	ponderação dos erros de medida do estimador dos mínimos quadrados	109
K	ganho do estimador	111
P	matriz de covariância	111

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	29
1.1 JUSTIFICATIVA	29
1.2 OBJETIVOS	30
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	31
2 PROJETO DO CONTROLADOR DMC LINEAR ...	33
2.1 INTRODUÇÃO	33
2.2 CONTROLADOR DMC LINEAR	33
2.3 SINTONIA DO DMC	38
2.3.1 Método de Shridhar e Cooper (1997)	42
2.3.2 Método de Iglesias et al. (2006)	43
2.3.3 Método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011)	46
2.3.4 Proposta de Sintonia da Energia do DMC	47
2.3.5 Estudo comparativo entre os métodos de sintonia ..	51
2.4 CONCLUSÃO	57
3 HIBRIDIZAÇÃO DO DMC	59
3.1 INTRODUÇÃO	59
3.1.1 DMC na forma RST	59
3.1.2 DMC na forma IMC	61
3.1.3 Estudo comparativo entre os controladores DMC, DMC na forma RST e DMC na forma IMC	66
3.2 FORMA DO DMC SOB RESTRIÇÕES	66
3.2.1 Forma do DMC via RST com Saturação	69
3.2.2 Forma do DMC via IMC Modificado	69
3.2.3 Estudo comparativo entre o DMC nas formas IMC e RST sob restrições	72
3.3 CONCLUSÃO	74
4 DMC EM SISTEMAS NÃO-LINEARES	77
4.1 INTRODUÇÃO	77
4.2 MODELO DE HAMMERSTEIN	77
4.3 DMC LINEAR EM UM SISTEMA NÃO-LINEAR	80
4.4 CONTROLE LINEARIZANTE	82
4.5 CONTROLADOR DMC BASEADO EM MODELO NÃO- LINEAR	83
4.6 MULTIPLICIDADE DE SOLUÇÕES PARA A LEI DE CONTRO- LE	87
4.6.1 Busca Iterativa	88
4.6.2 Aproximação de Zhu e Seborg (1994)	89

4.6.3 Aproximação por Série de Taylor	90
4.6.4 Estudo comparativo entre as soluções para a lei de controle	93
4.7 CONCLUSÃO	94
5 CONCLUSÃO	95
5.1 PERSPECTIVAS DE TRABALHOS FUTUROS	96
5.2 PUBLICAÇÃO	97
ANEXO A – Métodos de Identificação de Modelos FOPDT	101
ANEXO B – Métodos de Sintonia Para o Controlador DMC	117
REFERÊNCIAS	117

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, os algoritmos de controle preditivo vêm se tornando mais populares devido a sua eficiência e, pouco a pouco, convivem com os tradicionais controladores ajustáveis manualmente (CLARKE, 1994; FRANCA et al., 2012). Isto devido a sua eficiência, robustez e aspectos essenciais para aplicações em tempo real (MEJÍA, 2003).

Os controladores preditivos baseados em modelo (MPC - *Model Predictive Control*) apresentam-se como uma importante forma de controle avançado para aplicação em controle industrial de processos contínuos, principalmente os químicos e petroquímicos (KOKATE; WAGHMARE, 2011). Nesta família, o controlador por matriz dinâmica (DMC - *Dynamic Matrix Control*), desenvolvido por Cutler e Ramaker (1980) é o mais popular e possui grande aceitação no tratamento de plantas monovariáveis ou multivariáveis com restrições operacionais e de malha (CAMACHO; BORDONS, 1998).

A maioria dos controladores é baseada em modelos lineares, pela simplicidade e facilidade de serem tratados. Porém, considerando-se que grande parte dos processos reais são não-lineares, o uso de modelos lineares introduz incertezas de projeto. Esta incerteza pode se mostrar aceitável em várias aplicações; entretanto, para os casos onde a não-linearidade é acentuada, faz-se necessário o uso de controladores não-lineares para melhorar o desempenho ou a estabilidade do sistema, como o controle preditivo não-linear (NMPC - *Nonlinear Model Predictive Control*) (CAMACHO; BORDONS, 1998; RAWLINGS, 2000; NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Um modelo não-linear que vem apresentando bons resultados para o emprego em controladores preditivos é o modelo de Hammerstein, pois, além de apresentar propriedades que simplificam o projeto do controlador preditivo não-linear, possibilita uma solução analítica para o problema de minimização da função custo para o caso sem restrições (BARS; HABER, 1991; KATENDE; JUTAN, 1996; FRUZZETI; MCDONALD, 1997).

1.1 JUSTIFICATIVA

Com o aumento das aplicações industriais, várias pesquisas têm direcionado modificações no projeto de controle MPC, visando melho-

rar o seu desempenho dinâmico. Observando-se a estratégia deste tipo de controle, percebe-se que a modelagem do processo a ser controlado possui importância fundamental. Em geral, têm-se utilizado modelos lineares para a descrição do sistema. Mas, como grande parte dos processos reais são não-lineares, existem diversas vantagens a serem obtidas com a identificação de um modelo não-linear, dentre elas: possibilitar o projeto de controladores mais eficientes, ajudar na seleção de variáveis a serem controladas, localização de sensores, entre outras.

Diversos sistemas dinâmicos não-lineares podem ser representados por modelos matemáticos não-lineares do tipo Hammerstein, Volterra e Bilinear. Dentre estes destaca-se o modelo de Hammerstein, que consiste de um elemento não-linear seguido por um sistema dinâmico linear. A sua popularidade deve-se não somente a maior simplicidade em relação a outras representações não-lineares como também pela capacidade de representação da não-linearidade na maioria dos processos práticos (BARS; HABER, 1991; SANTOS, 2007).

1.2 OBJETIVOS

Este trabalho tem por objetivo principal apresentar estudos relacionados ao controlador DMC, tanto em sua forma linear quanto não-linear, através da seguinte metodologia de desenvolvimento:

- revisão bibliográfica sobre a estratégia de controle preditivo DMC linear e não-linear em sistemas monovariáveis;
- implementação de métodos de sintonia baseados em modelos de primeira ordem com atraso de transporte (FOPDT - *First Order Plus Dead Time*) para controladores preditivos;
- apresentação de um novo método de sintonia para o fator de ponderação do sinal de controle;
- hibridização do controlador DMC linear com o controlador RST e IMC (*Internal Model Control*);
- apresentação da estratégia de controle DMC linear sob restrições de controle;
- apresentação de métodos de solução ótima para o problema de multiplicidade de soluções para o controle DMC não-linear.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

No capítulo 2 são expostos o projeto do controlador DMC linear e as suas principais metodologias de sintonia. Adicionalmente, são introduzidas duas novas sintonias para o fator de ponderação de controle, baseadas no método gradiente via função sigmóide e clássico. São apresentados como exemplos dois processos: um com atraso de transporte e outro com resposta inversa.

No capítulo 3 é realizada a hibridização do DMC com a estrutura de alocação de pólos clássica (RST) e com o Controle por Modelo Interno (IMC), para casos com e sem restrição de controle.

No capítulo 4 é apresentado o controlador preditivo em sistemas não-lineares de Hammerstein. Primeiramente é mostrado o comportamento de duas plantas não-lineares no caso do controlador DMC linear. Em seguida, são apresentadas uma proposta de controle linearizante e a teoria de controle preditivo baseado em modelo não-linear. Além disso, são enumeradas soluções para a lei de controle não-linear.

Finalmente, no capítulo 5 é realizada uma síntese do trabalho desenvolvido, destacando suas principais contribuições.

2 PROJETO DO CONTROLADOR DMC LINEAR

2.1 INTRODUÇÃO

Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC) é uma família de controladores que, utilizando um modelo, consegue direcionar o comportamento futuro do processo através de um horizonte de predição estendido (DOUGHERTY; COOPER, 2003). Este tipo de controlador estabeleceu-se nas últimas duas décadas como uma importante forma de controle avançado para aplicação em controle industrial de processos contínuos, principalmente os químicos e petroquímicos (KOKATE; WAGHMARE, 2011). Isto deve-se a uma série de características, tais como o tratamento de processos com elevado grau de interação entre as variáveis, de ordens elevadas e com atrasos de transporte dominantes.

Na família MPC, o Controle por Matriz Dinâmica (DMC), desenvolvido por Cutler e Ramaker (1980) é o mais popular e possui grande aceitação tanto na academia quanto na indústria no tratamento de plantas monovariáveis ou multivariáveis quando sujeitas a restrições operacionais e de malha (CAMACHO; BORDONS, 1998).

Este capítulo está estruturado da seguinte forma: fundamentação teórica do controlador DMC linear, principais metodologias de sintonia já existentes e a apresentação de duas novas baseadas, respectivamente, pelo método do gradiente via função sigmóide e pelo método do gradiente clássico. Para exemplificar os métodos apresentados neste capítulo, são utilizados dois processos: um com atraso de transporte grande e outro com resposta inversa.

2.2 CONTROLADOR DMC LINEAR

O controlador DMC é um controlador preditivo capaz de manipular restrições operacionais nas variáveis de controle e saída de forma sistemática que utiliza um modelo obtido pela resposta ao degrau do processo. Assume-se que o processo é estável e causal, pois somente um número de termos, N , é considerado e a saída é dada por

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + p(t), \quad (2.1)$$

onde g_i são os coeficientes que compõem a resposta ao degrau e $p(t)$ é uma perturbação.

De posse deste modelo, o problema é solucionado através da predição da saída do processo e da otimização da função custo. Este critério de otimização, representado por (2.2), está sujeito a um conjunto de restrições que considera os erros entre as previsões de saída e os sinais de referência mais os incrementos nas ações de controle (CUTLER; RAMAKER, 1980).

$$J = \sum_{j=1}^{N_y} (\hat{y}(t+j|t) - y_r(t+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_u-1} \lambda (\Delta u(t+j))^2, \quad (2.2)$$

onde J é a função custo, N_y , o horizonte de predição, N_u , o horizonte de controle, λ , o fator de ponderação de controle, $\hat{y}(t+j|t)$, a predição da saída no instante $t+j$ utilizando as informações disponíveis até o instante t , $y_r(t)$, a referência no instante t e Δu , o incremento do esforço de controle.

Com base nos elementos de (2.1), os valores previstos da saída para instantes futuros de tempo são dados por

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+j|t) = & \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + \\ & + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+j-i) + \hat{p}(t+j|t), \end{aligned} \quad (2.3)$$

onde a primeira parcela representa as contribuições dos termos do passado e a segunda, as do futuro.

As perturbações $\hat{p}(t+j|t)$ são consideradas constantes para os instantes de tempo superiores a t e dadas por

$$\hat{p}(t+j|t) = \hat{p}(t|t) = y(t) - \hat{y}(t|t), \quad (2.4)$$

onde

$$\hat{y}(t|t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i). \quad (2.5)$$

Substituindo-se as equações (2.4) e (2.5) em (2.3), tem-se

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+j|t) &= \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+j-i) + \\ &+ y(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i), \end{aligned} \quad (2.6)$$

ou, ainda

$$\hat{y}(t+j|t) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + f(t+j), \quad (2.7)$$

onde $f(t+j)$ representa a resposta que não depende das futuras ações de controle, ou seja, é a resposta livre do sistema, descrita por

$$f(t+j) = y(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{(i+j)} - g_i) \Delta u(t-i). \quad (2.8)$$

Se o processo é assintoticamente estável, os coeficientes g_i da resposta ao degrau tendem a ser constantes após um valor N . Neste caso, pode-se considerar que $g_{(i+j)} - g_i \cong 0$, para $i > N$, e a resposta livre pode ser reescrita conforme a Equação (2.9).

$$f(t+j) = y(t) + \sum_{i=1}^N (g_{(i+j)} - g_i) \Delta u(t-i) \quad (2.9)$$

Assumindo-se que $j = 1, \dots, N_y$ e que $\Delta u(t+i) = 0$, para $i > N_u$, então, pode-se dizer que os valores previstos da saída são determinados através das seguintes equações:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1|t) &= g_1 \Delta u(t) + f(t+1) \\ \hat{y}(t+2|t) &= g_2 \Delta u(t) + f(t+2) \\ &\vdots \\ \hat{y}(t+N_y|t) &= \sum_{i=1}^{N_u} \Delta u(t+N_y-i) + f(t+N_y) \end{aligned} \quad (2.10)$$

A Equação (2.10) também pode ser representada na forma vetorial,

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f}, \quad (2.11)$$

onde

$$\hat{\mathbf{y}}^T = (\hat{y}(t+1|t) \quad \hat{y}(t+2|t) \quad \cdots \quad \hat{y}(t+N_y|t)) \quad (2.12)$$

é o vetor de valores previstos da saída,

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ g_{N_u} & g_{N_u-1} & \cdots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_y} & g_{N_y-1} & \cdots & g_{N_y-N_u+1} \end{pmatrix}, \quad (2.13)$$

a matriz dinâmica de ordem $N_y \times N_u$,

$$\Delta\mathbf{u}^T = (\Delta u(t) \quad \cdots \quad \Delta u(t+N_u-1)), \quad (2.14)$$

o vetor do esforço de controle futuro a ser calculado e

$$\mathbf{f}^T = (f(t+1) \quad f(t+2) \quad \cdots \quad f(t+N_y)), \quad (2.15)$$

o vetor da resposta livre do sistema.

A função custo, Equação (2.2), pode ser reescrita como

$$J = (\hat{\mathbf{y}}^T - \mathbf{y}_r^T)^T (\hat{\mathbf{y}}^T - \mathbf{y}_r^T) + \lambda \Delta\mathbf{u}^T \Delta\mathbf{u}, \quad (2.16)$$

onde

$$\mathbf{y}_r^T = (y_r(t+N_1) \quad \cdots \quad y_r(t+N_y)), \quad (2.17)$$

ou, ainda,

$$J = (\mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T)^T (\mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + \mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T) + \lambda \Delta\mathbf{u}^T \Delta\mathbf{u}. \quad (2.18)$$

Aplicando-se a condição de otimalidade tem-se

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta\mathbf{u}} = 2\mathbf{G}^T \mathbf{G}\Delta\mathbf{u} + 2\mathbf{G}^T (\mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T) + 2\lambda \Delta\mathbf{u} = 0, \quad (2.19)$$

obtendo-se o seguinte vetor de esforço de controle futuro

$$\Delta \mathbf{u} = \left[\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{G}^T \left(\mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right), \quad (2.20)$$

onde \mathbf{I} é a matriz Identidade com a mesma ordem de $\mathbf{G}^T \mathbf{G}$.

Da seqüência de sinais de controle futuros calculados, somente o primeiro é aplicado ao sistema. Isto porque é impossível prever as inevitáveis perturbações que fazem a saída atual ser diferente das predições que são utilizadas para calcular o vetor das ações futuras de controle (ZOU et al., 2006). No instante de tempo seguinte todo o procedimento é repetido, através de uma estratégia conhecida como *Receding Horizon* (Figura 1).

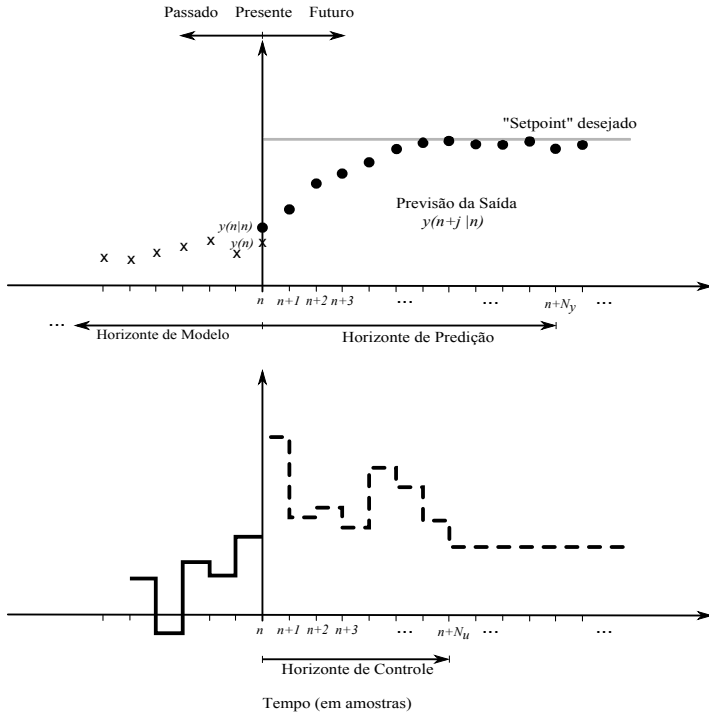


Figura 1 – *Receding Horizon*.

2.3 SINTONIA DO DMC

Embora o controlador DMC possua basicamente três parâmetros de projeto (N_y , N_u e λ), não é fácil, sem um procedimento sistemático, obter valores adequados para cada aplicação particular. Por isto, o objetivo desta seção é demonstrar a influência da sintonia na estabilidade de malha fechada, escolhendo-se valores aleatórios para estes parâmetros.

Foram considerados um processo de segunda ordem com atraso de transporte relativamente grande (processo 1), representado por (2.21), e um processo que apresenta característica de resposta inversa (processo 2), representado por (2.22) (SHRIDHAR; COOPER, 1997).

$$G_{p1}(s) = \frac{e^{-50s}}{(150s + 1)(25s + 1)} \quad (2.21)$$

$$G_{p2}(s) = \frac{(1 - 50s)e^{-10s}}{(100s + 1)^2} \quad (2.22)$$

Cujos modelos *FOPDT*¹, para um período de amostragem dado por $T_s = 0, 1\tau$, que melhor se ajustam aos processos são dado por

$$G_{m1}(s) = \frac{e^{-80s}}{(155s + 1)} \quad (2.23)$$

e

$$G_{m2}(s) = \frac{e^{-105s}}{(163s + 1)}. \quad (2.24)$$

Na Figura 2 é ilustrado o efeito do horizonte de controle (N_u) e do fator de ponderação de controle (λ) na dinâmica do processo 1 através da variação dos respectivos fatores de $N_u = 1$ para $N_u = 50$ e de $\lambda = 0, 1$ para $\lambda = 10$. Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes valores: $N = 50$ e $N_y = 30$ ($T_s = 16s$). Observa-se que, ao aumentar o horizonte de controle, obtém-se um controle mais agressivo, com diminuição no tempo de resposta e aumento do sobre-sinal (Figura 2(a)). Mas, para ambos horizontes de controle, o controle torna-se suave e a saída, conservativa, com o aumento do fator de ponderação de controle (Figura 2(b)).

O mesmo acontece com o processo 2 (Figura 3), onde os fatores

¹Alguns métodos para a identificação de modelos *FOPDT* são apresentados no Anexo A.

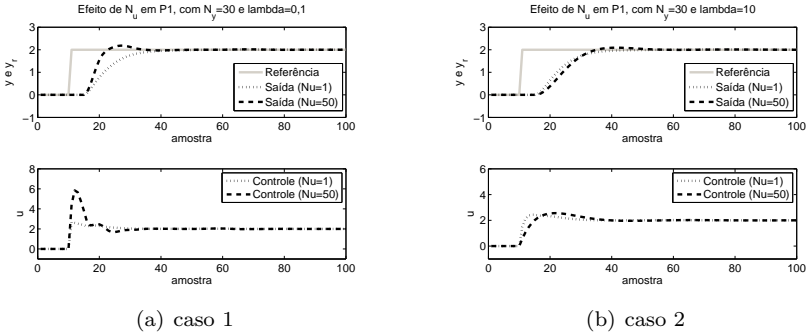


Figura 2 – Efeito do horizonte de controle e do fator de ponderação no desempenho do processo 1.

variam de $N_u = 1$ para $N_u = 15$ e de $\lambda = 0,05$ (Figura 3(a)) para $\lambda = 5$ (Figura 3(b)). Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes valores: $N = 150$ e $N_y = 50$ ($T_s = 17s$).

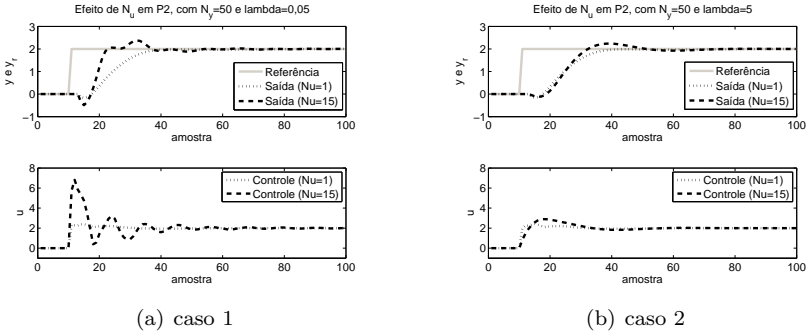


Figura 3 – Efeito do horizonte de controle e do fator de ponderação no desempenho do processo 2.

Na Figura 4 é ilustrado o efeito do horizonte de controle (N_u) e do horizonte de saída (N_y) na dinâmica do processo 1 através da variação dos respectivos fatores de $N_u = 1$ para $N_u = 50$ e de $N_y = 20$ para $N_y = 60$. Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes valores: $N = 50$ e $\lambda = 1$ ($T_s = 16s$). Observa-se que o aumento do horizonte de saída possui influência significativa no

processo 1 quando o horizonte de controle é menor.

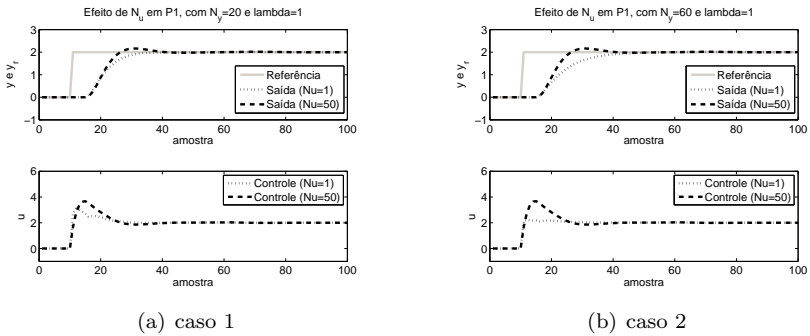


Figura 4 – Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 1.

Uma situação similar ocorre com o processo 2 (Figura 5), onde os fatores variam de $N_u = 1$ para $N_u = 15$ e de $N_y = 20$ (Figura 5(a)) para $N_y = 80$ (Figura 5(b)). Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes valores: $N = 150$ e $\lambda = 1$ ($T_s = 17s$).

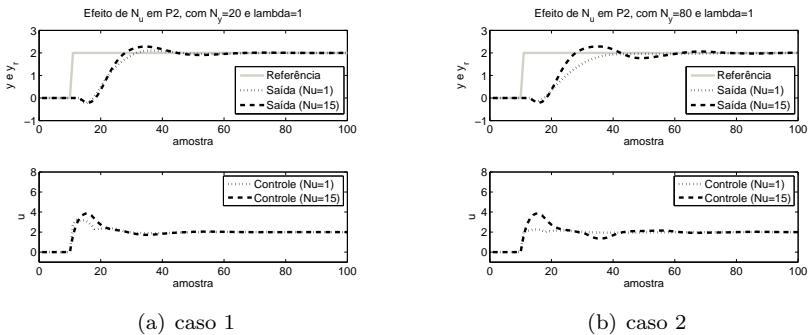
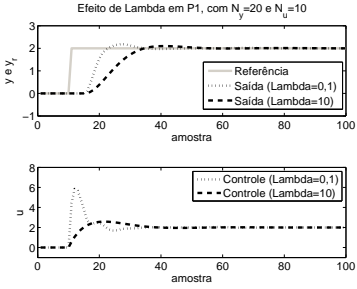


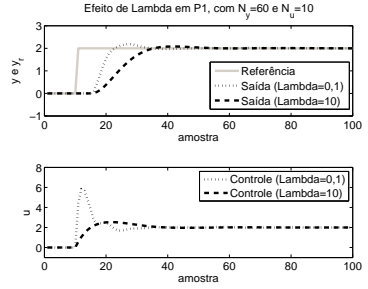
Figura 5 – Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 2.

Na Figura 6 é ilustrado o efeito do fator de ponderação e do horizonte de saída na dinâmica do processo 1 através da variação dos respectivos fatores de $\lambda = 1$ para $\lambda = 50$ e de $N_y = 20$ para $N_y = 60$. Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes

valores: $N = 50$ e $N_u = 10$ ($T_s = 16s$). Observa-se que, ao aumentar a ponderação de controle, obtém-se um controle menos agressivo, com aumento no tempo de resposta, independentemente de um horizonte de saída pequeno (Figura 6(a)) ou grande (Figura 6(b)).



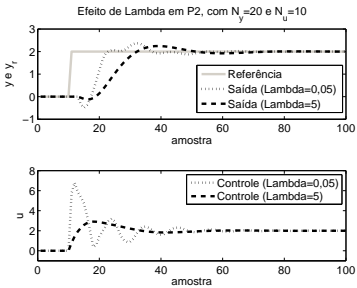
(a) caso 1



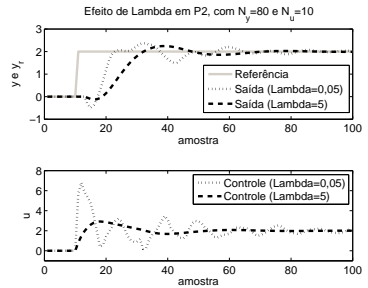
(b) caso 2

Figura 6 – Efeito do fator de ponderação de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 1.

O mesmo comportamento acontece com o processo 2 (Figura 7), onde os fatores variam de $N_u = 1$ para $N_u = 15$ e de $N_y = 20$ (Figura 7(a)) para $N_y = 80$ (Figura 7(b)). Os parâmetros do controlador foram sintonizados com os seguintes valores: $N = 150$ e $\lambda = 1$ ($T_s = 17s$).



(a) caso 1



(b) caso 2

Figura 7 – Efeito do horizonte de controle e do horizonte de saída no desempenho do processo 2.

Existem na literatura de controle preditivo diversas metodolo-

gias para sintonia destes parâmetros, das quais se destaca o trabalho de Shridhar e Cooper (1997), onde o cálculo de cada parâmetro de projeto do DMC é baseado no modelo FOPDT estimado da planta. Dentre os parâmetros de projeto abordados, o mais efetivo (associado a magnitude da variável controlada) é o fator de ponderação de controle (λ). Posteriormente a esta metodologia, surgiram novos trabalhos para calibração de λ , como o de Iglesias et al. (2006), que utiliza a análise de variância (ANOVA) e, recentemente, o de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011), que emprega não somente a sintonia ANOVA, mas também uma regressão não-linear.

De posse do estudo do efeito dos parâmetros de sintonia do controlador DMC, são apresentados a seguir três metodologias clássicas e, adicionalmente, um novo procedimento de sintonia apoiado no método do gradiente é desenvolvido. Consideram-se para os ensaios numéricos os processos 1 e 2, com um sinal de perturbação aplicado a partir da amostra 130. Um estudo comparativo dos métodos apresentados é realizado na Seção 2.3.5.

2.3.1 Método de Shridhar e Cooper (1997)

Esta estratégia de sintonia permite rastreamento de sinal com sobressinal mínimo e é aplicável a uma grande classe de processos estáveis em malha aberta. A derivação de uma expressão analítica para o fator de ponderação, λ , é feita a partir de um modelo FOPDT aproximado do processo dinâmico (SHRIDHAR; COOPER, 1997).

As principais equações para realizar a sintonia por este método estão sumarizadas a seguir:

- I Aproxima-se o processo dinâmico por um modelo FOPDT, representado por (2.25);

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\theta s}}{(\tau s + 1)}, \quad (2.25)$$

- II É desejável selecionar o valor do período de amostragem, T_s . Se possível, seleciona-se o maior valor que satisfaça

$$T_s \leq 0.1\tau \quad \text{e} \quad T_s \leq 0.5\theta; \quad (2.26)$$

- III Calcula-se o atraso de transporte discreto, d (aproximado para o

próximo valor inteiro)

$$d = \frac{\theta}{T_s} + 1; \quad (2.27)$$

IV Calcula-se o horizonte de predição, N_y , e o horizonte de modelo, N (aproximado para o próximo valor inteiro)

$$N_y = N = \frac{5\tau}{T_s} + d; \quad (2.28)$$

V Seleciona-se o horizonte de controle, N_u , como um valor inteiro entre

$$1 \leq N_u \leq 6 \quad (2.29)$$

e

VI Calcula-se o fator de ponderação, λ

$$\lambda = \begin{cases} 0, & \text{se } N_u = 1, \\ \frac{N_u K_p^2}{500} \left(\frac{3.5\tau}{T} + 2 - \frac{(N_u - 1)}{2} \right), & \text{se } N_u > 1. \end{cases} \quad (2.30)$$

Observam-se respostas conservativas com controles agressivos e rejeições de perturbações nas figuras 8 e 9. Onde os parâmetros do controlador DMC são sintonizados com os seguintes valores:

- Processo 1: $N = N_y = 52$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0,2788$ ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = N_y = 49$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0,2725$ ($T_s = 17s$).

2.3.2 Método de Iglesias et al. (2006)

Este método foi formulado a partir do modelo de Shridhar e Cooper (1997) com o propósito de encontrar um valor mais confiável para o fator de ponderação, pois o ajuste da Equação (2.30) gera um sinal de controle agressivo. Isto pode desgastar os atuadores e limitar a aplicação em processos com comportamento não-linear.

No trabalho de Iglesias et al. (2006), para desenvolver uma nova equação de sintonia foram simuladas 243 possíveis combinações em um estudo de caso fatorial com base em um critério que empregou conjuntamente os índices IAE (*Integral of Absolute Error*) e IAC (*Integral*

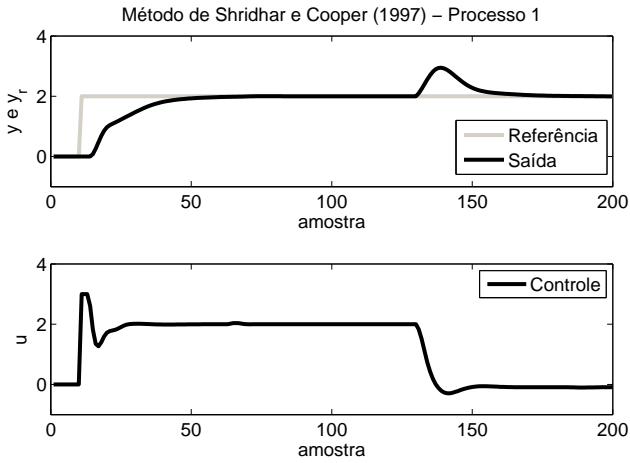


Figura 8 – Sintonia do DMC através do método de Shridhar e Cooper (1997) no processo 1.

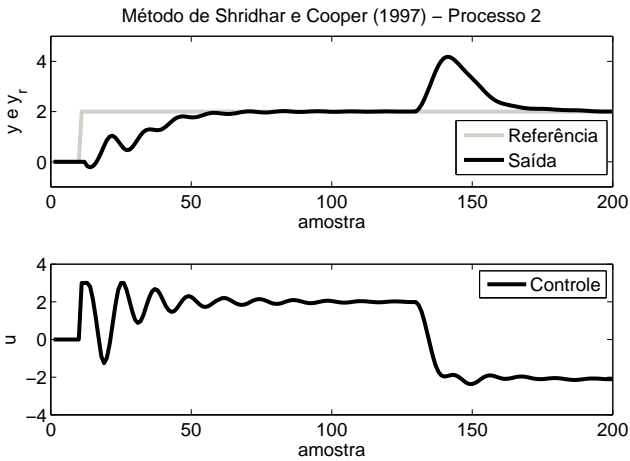


Figura 9 – Sintonia do DMC através do método de Shridhar e Cooper (1997) no processo 2.

of *Absolute Control*). Além disto, utilizou-se a sintonia ANOVA para determinar as variáveis que tinham influência significativa no fator de ponderação ótimo. A equação que melhor se ajustou ao valor ótimo do fator de ponderação foi

$$\lambda = 1,631K_p \left(\frac{\theta}{\tau} \right)^{0,4094}. \quad (2.31)$$

Consideraram-se novamente os processos 1 e 2, onde, para esta sintonia, os parâmetros do controlador DMC são sintonizados com os seguintes valores:

- Processo 1: $N = N_y = 52$, $N_u = 4$ e $\lambda = 1,1718$ ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = N_y = 49$, $N_u = 4$ e $\lambda = 1,3623$ ($T_s = 17s$).

Como esperado, para um aumento do fator de ponderação de controle, os sinais de controle tornam-se menos agressivos e as saídas, mais lentas e com rejeições de perturbações (figuras 10 e 11).

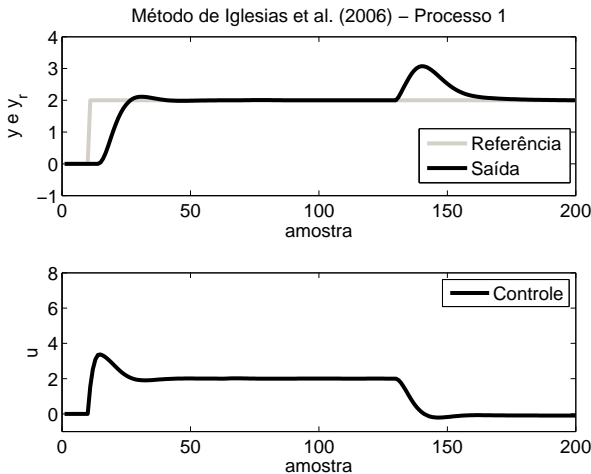


Figura 10 – Sintonia do DMC através do método de Iglesias et al. (2006) no processo 1.

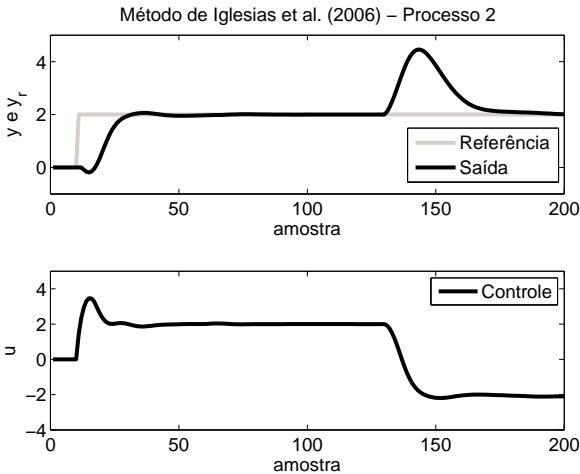


Figura 11 – Sintonia do DMC através do método de Iglesias et al. (2006) no processo 2.

2.3.3 Método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011)

Neste método foi apresentada uma expressão de sintonia analítica para o DMC que foi obtida utilizando-se a análise de variância, ANOVA, e uma regressão não-linear a partir do modelo linear FOPDT (BAGHERI; KHAKEI-SEDIGH, 2011). A idéia principal foi obter uma expressão não-linear apropriada que fosse suficientemente precisa e de baixa complexidade.

Da estratégia de controle apresentada por Shridhar e Cooper (1997), os únicos parâmetros que mudam são o horizonte de modelo, N , e o fator de ponderação, λ . O horizonte de modelo deve ser um pouco maior que o apresentado em (2.28). Empiricamente, uma boa escolha para N é dada por

$$N = 2\frac{5\tau}{T} + d \quad (2.32)$$

A seleção do fator de ponderação é feita de acordo com o que se deseja priorizar, seja relacionado à minimização do erro de rastreamento (caso 1) ou à minimização do esforço de controle (caso 3) ou a um caso intermediário entre ambos (caso 2).

$$\lambda = \begin{cases} 0,11K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94\right)^{0,15}, & \text{para o caso 1,} \\ 0,84K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94\right)^{0,15}, & \text{para o caso 2 e} \\ 6,67K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94\right)^{0,15}, & \text{para o caso 3.} \end{cases} \quad (2.33)$$

Em casos especiais, onde o atraso de transporte do sistema é menor do que a constante de tempo, a Equação (2.33) pode ser simplificada como

$$\lambda = \begin{cases} 0,105K_p^2, & \text{para o caso 1,} \\ 0,832K_p^2, & \text{para o caso 2 e} \\ 6,608K_p^2, & \text{para o caso 3.} \end{cases} \quad (2.34)$$

Os parâmetros do controlador DMC para os processos 1 e 2 são sintonizados com os seguintes valores:

- Processo 1: $N = 101$, $N_y = 53$, $N_u = 4$, $\lambda = 0,1155$ para o caso 1, $\lambda = 0,8821$ para o caso 2 e $\lambda = 7,0046$ para o caso 3 ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = 97$, $N_y = 53$, $N_u = 4$, $\lambda = 0,1179$ para o caso 1, $\lambda = 0,9000$ para o caso 2 e $\lambda = 7,1465$ para o caso 3 ($T_s = 17s$).

Os resultados apresentados nas figuras 12 e 13 estão de acordo com o esperado para cada esforço de controle. Em ambos os casos também ocorrem rejeições de perturbações.

2.3.4 Proposta de Sintonia da Energia do DMC

A sintonia proposta neste trabalho, para ajuste do fator energético do DMC, baseia-se no método do gradiente. Conforme mostrado anteriormente, valores de magnitude pequena para este parâmetro proporcionam ações de controle agressivas (resposta sub-amortecida) enquanto que valores com magnitude grande suavizam para uma resposta sobre-amortecida. Portanto, para aplicações práticas é desejável ter um procedimento sistemático e calculado a cada período de amostragem para obter valores adequados de λ evitando-se, por exemplo, a tentativa e erro e uma resposta oscilatória ou instável (SILVEIRA et al., 2012; FRANCA et al., 2012).

Seja a função custo representada por (2.2), onde agora o fator de ponderação de controle é variante no tempo, ou seja,

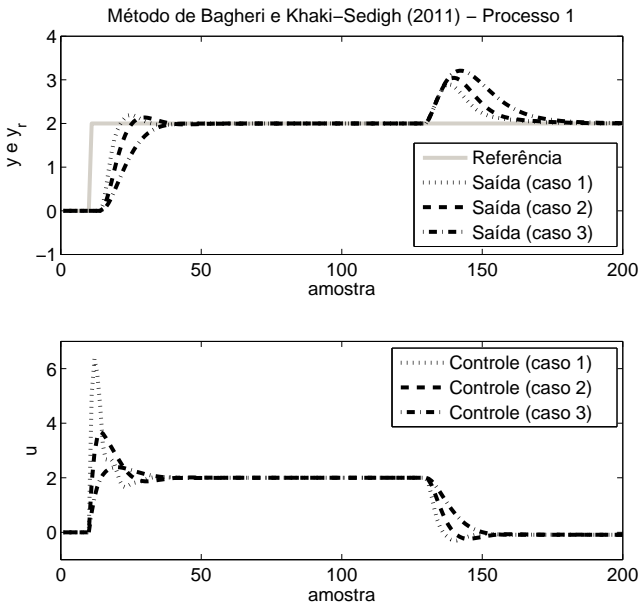


Figura 12 – Sintonia do DMC através do método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) no processo 1.

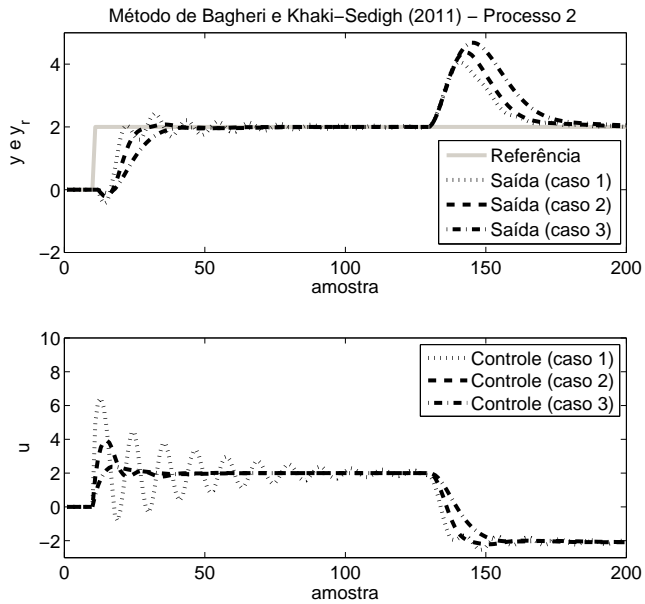


Figura 13 – Sintonia do DMC através do método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) no processo 2.

$$J = \sum_{j=1}^{N_y} (\hat{y}(t+j|t) - y_r(t+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_u-1} \lambda(t) (\Delta u(t+j))^2. \quad (2.35)$$

Para otimização desta função, considera-se a representação de λ através da seguinte função sigmóide:

$$\lambda(t) = \frac{1}{1 + e^{-\rho(t)}}, \quad (2.36)$$

onde $\rho(t)$ é um número real. O fator de ponderação da Equação (2.36), pode ser calculado atualizando-se $\rho(t)$ de acordo com o método gradiente:

$$\rho(t+1) = \rho(t) - \mu(t) \frac{\partial J}{\partial \rho(t)}, \quad (2.37)$$

onde o parâmetro $\mu(t) = \frac{\mu_0}{t}$ ($0 < \mu_0 < \mu_{max}$) regula a estabilidade e a velocidade de convergência de $\rho(t)$ e deve ser selecionado para cada aplicação.

Desta forma, a otimização é dada por

$$\frac{\partial J}{\partial \rho(t)} = \frac{\partial J}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial \lambda(t)} \frac{\partial \lambda(t)}{\partial \rho(t)}, \quad (2.38)$$

onde

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial u(t)} &= 2((\hat{y}(t+j) - y_r(t+j))g(j)) + \\ &+ 2 \left(\sum_{j=2}^{N_y} (\hat{y}(t+j) - y_r(t+j))(g(j) - g(j-1)) \right), \end{aligned} \quad (2.39)$$

$$\frac{\partial u(t)}{\partial \lambda(t)} = - \frac{\sum_{j=1}^{N_y} g(j) e_0(t+j)}{\left(\sum_{j=1}^{N_y} g(j)^2 + \lambda(t-1) \right)^2} \quad (2.40)$$

e

$$\frac{\partial \lambda(t)}{\partial \rho(t)} = -\lambda(t-1)(1 - \lambda(t-1)), \quad (2.41)$$

para $0 < \lambda(t) < 1$.

Outra possibilidade de investigação é empregar o método do gradiente clássico, onde o fator de ponderação é representado de acordo com (2.42) e a otimização é dada por (2.43).

$$\lambda(t) = \lambda(t-1) - \mu(t) \frac{\partial J}{\partial \lambda(t)} \quad (2.42)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \lambda(t)} = \frac{\partial J}{\partial u(t)} \frac{\partial u(t)}{\partial \lambda(t)} \quad (2.43)$$

Os demais parâmetros do controlador são sintonizados de acordo com o método de Shridhar e Cooper (1997).

Conforme esperado, para os processos 1 e 2, o fator de ponderação de controle variável evitou respostas oscilatórias ou instáveis (figuras 14, 15, 16 e 17). Os sinais de saída obtidos em ambos os casos foram conservativos com um pequeno sobressinal e também apresentam rejeição à entrada de perturbação. Os demais parâmetros foram sintonizados da seguinte forma:

- Processo 1: $N = N_y = 52$ e $N_u = 4$ ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = N_y = 49$ e $N_u = 4$ ($T_s = 17s$).

2.3.5 Estudo comparativo entre os métodos de sintonia

Os métodos apresentados para sintonia do controlador *DMC* linear apresentaram basicamente a mesma estratégia apresentada por Shridhar e Cooper (1997), com variação no fator de ponderação de controle e, para o método de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011), no horizonte de predição. Os valores utilizados para sintonizar o controlador dos processos em estudo encontram-se listados nas tabelas 1 e 2.

Os índices utilizados para avaliar o desempenho servo-regulatório do controlador foram a Integral do Erro Absoluto (IAE) e a Integral do Erro Absoluto ponderada pelo Tempo (ITAE). O primeiro avalia o erro inserido ao sistema pela perturbação e é calculado no intervalo de 130 a 200 amostras e o segundo, a mudança em degrau no intervalo de 1 a 100 amostras.

O critério IAE é equivalente à soma das áreas acima e abaixo do valor de referência. Ele considera o módulo do erro, é de fácil implementação e entendimento. Um sistema ótimo baseado no mesmo é um sistema que possui um amortecimento razoável e uma característica

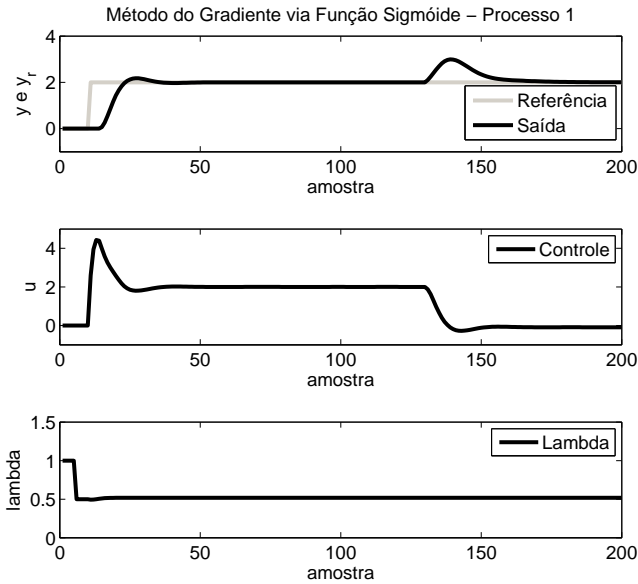


Figura 14 – Sintonia do DMC através do método do gradiente via função sigmóide no processo 1.

Tabela 1 – Sintonias para o controlador DMC para o processo 1

Métodos de Sintonia	N	N_y	N_u	λ
Shridhar e Cooper (1997)	52	52	4	0,2788
Iglesias et al. (2006)	52	52	4	1,1718
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 1)	101	52	4	0,1155
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 2)	101	52	4	0,8821
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 3)	101	52	4	7,0046
Sigmóide	52	52	4	
Gradiente	52	52	4	

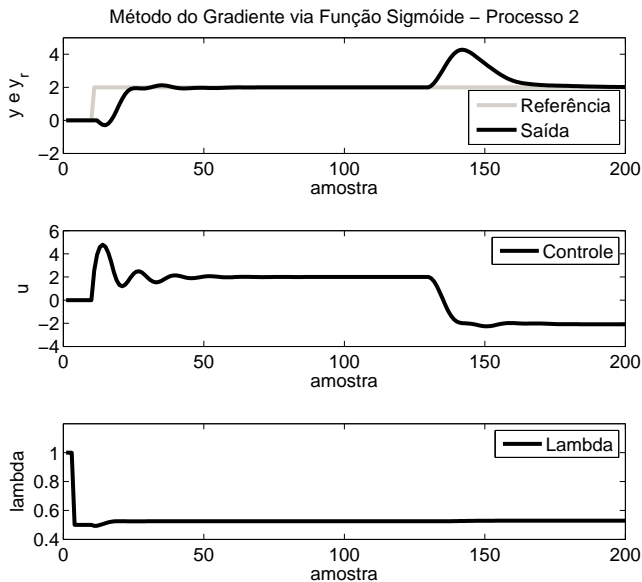


Figura 15 – Sintonia do DMC através do método do gradiente via função sigmóide no processo 2.

Tabela 2 – Sintonias para o controlador DMC para o processo 2

Métodos de Sintonia	N	N_y	N_u	λ
Shridhar e Cooper (1997)	49	49	4	0,2725
Iglesias et al. (2006)	49	49	4	1,3623
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 1)	97	49	4	0,1179
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 2)	97	49	4	0,9000
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 3)	97	49	4	7,1465
Sigmóide	49	49	4	
Gradiente	49	49	4	

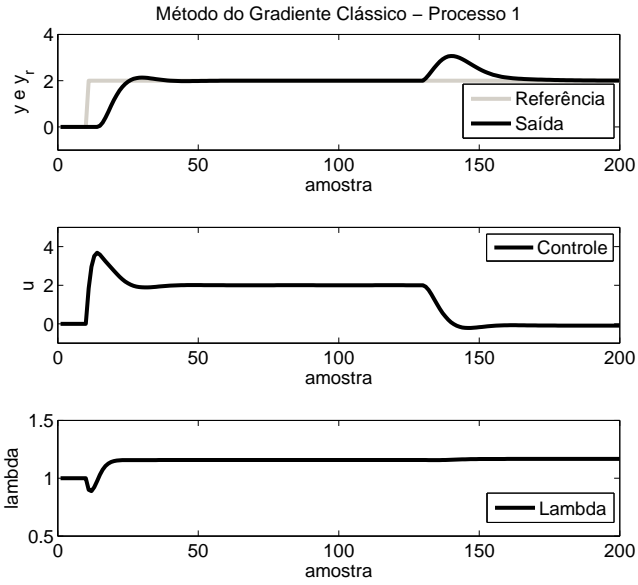


Figura 16 – Sintonia do DMC através do método gradiente clássico no processo 1.

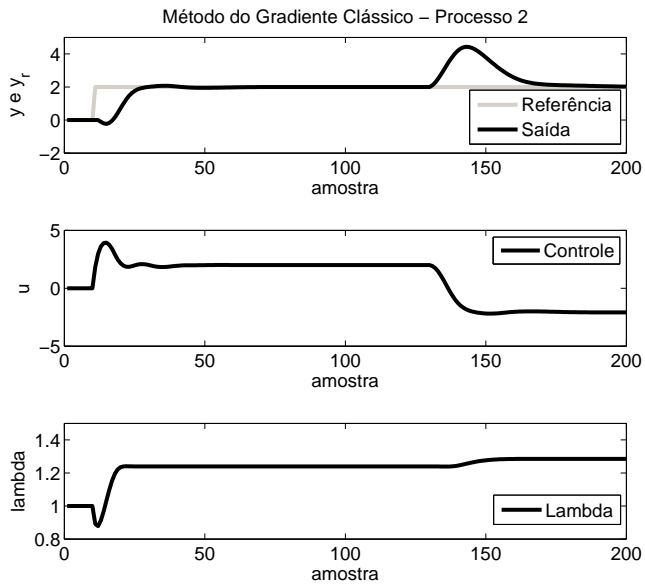


Figura 17 – Sintonia do DMC através do método gradiente clássico no processo 2.

de resposta transitória satisfatória. Este índice não apresenta muita seletividade quanto a variações dos parâmetros (OGATA, 1985). Matematicamente o IAE é definido como:

$$IAE = \sum_{t=1}^{N_a} |y(t) - \hat{y}(t)|. \quad (2.44)$$

O critério ITAE penaliza erros que se mantêm no tempo, ou seja, um erro inicial grande é ponderado com peso pequeno, enquanto os erros que ocorrem nos tempos finais são bastante penalizados. Um sistema que minimiza este critério possui sobressinal pequeno e oscilações bem amortecidas. O ITAE possui boa seletividade e apresenta uma melhora em relação ao critério IAE (OGATA, 1985). Matematicamente o ITAE é definido como:

$$ITAE = \sum_{t=1}^{N_a} t |y(t) - \hat{y}(t)|. \quad (2.45)$$

Para avaliar a variável de controle $u(t)$ é utilizado o índice TVC (*Total Variation of Control*), que é definido como o somatório de todas as suas variações positivas e negativas e é representado pela seguinte equação:

$$TVC = \sum_{t=1}^{N_a} |u(t) - u(t-1)|, \quad (2.46)$$

onde N_a é o número de amostras da experimentação.

Observa-se, pelos resultados apresentados nas tabelas 3 e 4, que as propostas de sintonia do DMC pelos métodos do gradiente clássico e do gradiente com ajuste pela função sigmóide proporcionam desempenho similar às sintonias clássicas, tornando-os viáveis para implementações práticas. Embora as sintonias de Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) para $\lambda = 7,0046$ no processo 1 e $\lambda = 7,1465$ no processo 2 compensem menor energia de controle, este possui uma complexidade numérica maior, pois $N = 101$ (processo 1) e $N = 97$ (processo 2), o que pode inviabilizá-lo em dispositivos de campo como em PLC (*Programmable Logic Controller*) ou FPGA (*Field-programmable Gate Array*).

Tabela 3 – Validação dos métodos de sintonia para o processo 1.

Métodos de Sintonia	IAE	ITAE	TVC
Shridhar e Cooper (1997)	14,64	272,36	11,52
Iglesias et al. (2006)	19,13	348,79	7,38
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 1)	13,39	236,94	11,47
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 2)	17,94	324,36	5,66
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 3)	27,52	490,30	2,80
Sigmóide	15,95	289,90	7,30
Gradiente	18,88	325,06	5,61

Tabela 4 – Validação dos métodos de sintonia para o processo 2.

Métodos de Sintonia	IAE	ITAE	TVC
Shridhar e Cooper (1997)	40,56	443,54	26,78
Iglesias et al. (2006)	50,35	483,92	9,93
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 1)	38,26	727,82	47,95
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 2)	46,96	438,16	6,99
Bagheri e Khaki-Sedigh (2011) (caso 3)	64,67	662,52	2,88
Sigmóide	43,14	396,08	11,85
Gradiente	49,22	437,43	6,70

2.4 CONCLUSÃO

Neste capítulo foram apresentados, além da fundamentação teórica do controlador DMC, os efeitos da sintonia dos seus parâmetros e uma revisão de sintonias baseadas em modelos FOPDT. A principal contribuição deste capítulo é a proposição de novos métodos viáveis de sintonia para o fator de ponderação de controle, baseado no método gradiente clássico e no gradiente via função sigmóide.

Através da revisão exposta, pode-se determinar qual sintonia melhor se adequa a um caso particular, levando em consideração o resultado que se deseja (tempo de resposta maior ou menor, resposta conservativa, esforço de controle, etc).

3 HIBRIDIZAÇÃO DO DMC

3.1 INTRODUÇÃO

Baseado na proposta de Camacho e Bordons (2004), onde o controlador GPC (*Generalized Predictive Control*) pode ser transformado em uma estrutura canônica polinomial RST (em casos onde não existem restrições), este trabalho apresenta a hibridização para o controlador DMC. Em seguida, esta estrutura equivalente (DMC-RST) é transformada em outra, também polinomial e de dois graus de liberdade (2DOF - *Two Degrees of Freedom*), conhecida como IMC (*Internal Model Control*).

O objetivo deste capítulo é apresentar novas formas de representação do controlador DMC que acrescentem ao mesmo algumas vantagens, como as propriedades servo-regulárias (seguimento de referência e rejeição de perturbação) e de robustez dos controladores RST e IMC, que podem ajudar na estabilidade de malha fechada da planta controlada. Primeiramente são propostos o controlador DMC na forma RST e o controlador DMC na forma IMC e, em seguida, a aplicação destes em casos sob restrições de controle. São utilizados como exemplos os mesmos processos do Capítulo 2.

3.1.1 DMC na forma RST

A estrutura clássica do controlador RST possui dois graus de liberdade, ou seja, os filtros digitais R e S são projetados visando a obtenção do desempenho regulatório desejado (rejeição de perturbação) e o filtro digital T é projetado para obtenção de melhor desempenho servo (seguimento de referência) (MOEDINGER; COELHO, 2004).

Para conversão do algoritmo DMC para forma RST, considera-se inicialmente a Equação (2.20). A partir desta, define-se K_g como a primeira linha do vetor $\left[\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{G}^T$ e $E_o = \left(\mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right)$, como o erro entre a resposta livre e a referência do sistema.

Seja a estrutura polinomial RST dada pela Figura 18, onde o sinal de controle é calculado por

$$R(q^{-1}) \Delta u(t) = T(q^{-1}) y_r(t) - S(q^{-1}) y(t), \quad (3.1)$$

onde R , S e T são polinômios descritos no domínio do operador de

atraso q^{-1} .

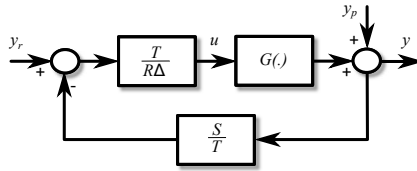


Figura 18 – Estrutura de controle polinomial RST.

A Equação (2.20) pode ser reescrita como

$$\Delta u(t) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} E_o(t+j), \quad (3.2)$$

onde $j = 1, \dots, N_y$, ou, ainda,

$$\begin{aligned} \Delta u(t) = & \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} (y_r(t+j) - y(t)) - \\ & - \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \left(\sum_{i=1}^N (g(j+i) - g(i)) \Delta u(t-i) \right). \end{aligned} \quad (3.3)$$

Comparando-se as equações (3.1) e (3.3), têm-se

$$\begin{aligned} R(q^{-1}) \Delta u(t) &= \Delta u(t) + \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \sum_{i=1}^N (g(j+i) - g(i)) \Delta u(t-i) \\ &= \Delta u(t) \left\{ 1 + \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \sum_{i=1}^N (g(j+i) - g(i)) z^{-i} \right\}, \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$S(q^{-1}) y(t) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} y(t) \quad (3.5)$$

e

$$T(q^{-1})y_r(t) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} y_r(t+j) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} z^j y_r(t). \quad (3.6)$$

Desta forma, os polinômios do controlador RST podem ser representados como

$$R(q^{-1}) = 1 + \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \sum_{i=1}^N (g(j+i) - g(i))z^{-i}, \quad (3.7)$$

$$S(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \quad (3.8)$$

e

$$T(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} z^j \quad (3.9)$$

e, se $y_r(t)$ é um valor constante, obtém-se

$$T(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j}. \quad (3.10)$$

Para a mesma proposta de sintonia apresentada por Shridhar e Cooper (1997), observa-se a equivalência do controlador DMC (figuras 8 e 9) com o controlador DMC na forma RST em ambos processos em estudo (figuras 19 e 20). O DMC na forma RST apresenta-se como uma maneira trivial para fazer a análise de robustez e estabilidade do sistema em relação ao DMC.

- Processo 1: $N = N_y = 52$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0$, 2788 ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = N_y = 49$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0$, 2725 ($T_s = 17s$).

3.1.2 DMC na forma IMC

A estrutura IMC possui algumas vantagens com relação aos controladores convencionais. Por exemplo, a realimentação apenas se torna ativa quando existe perturbação ou erro entre a planta e o modelo.

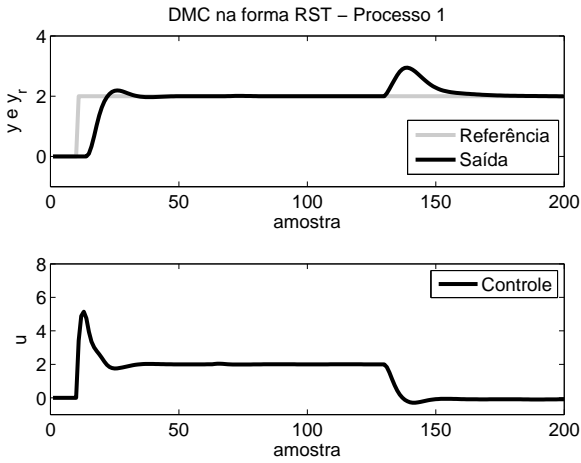


Figura 19 – Controlador DMC na forma RST no processo 1.

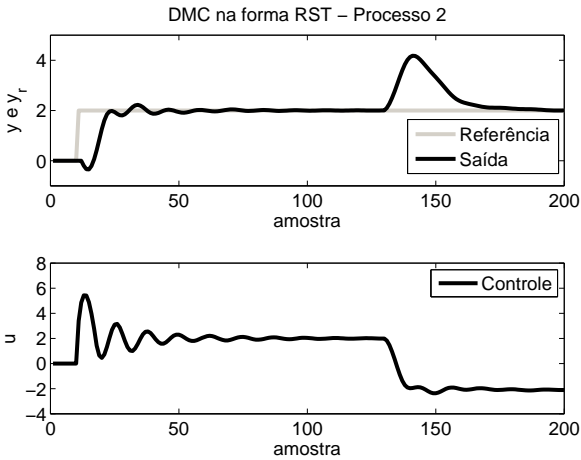


Figura 20 – Controlador DMC na forma RST no processo 2.

Além disso, o sinal de controle é aplicado tanto na planta quanto no modelo e o controlador C , sozinho, não possui o efeito integrador. Este é introduzido pela malha de realimentação (PREITL et al., 2004; BARS et al., 2005). Esta estrutura é apresentada na Figura 21 e a mesma é válida apenas para sistemas estáveis.

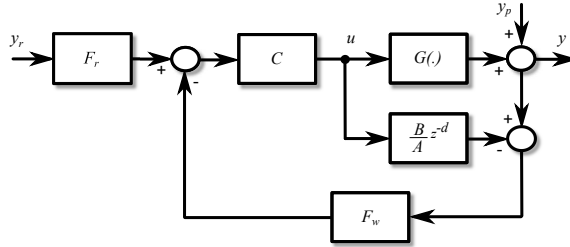


Figura 21 – Estrutura de controle polinomial IMC.

Os controladores nas formas IMC e RST são equivalentes apenas se o controlador C da estrutura IMC for escolhido de acordo com as seguintes relações:

$$C(q^{-1}) = \frac{S(q^{-1})A(q^{-1})}{F_w(q^{-1})(R(q^{-1})\Delta A(q^{-1}) + S(q^{-1})B(q^{-1})q^{-d})} \quad (3.11)$$

e

$$\frac{T(q^{-1})}{S(q^{-1})} = \frac{F_r(q^{-1})}{F_w(q^{-1})}. \quad (3.12)$$

Seja o controle IMC dado por

$$u(t) \left(1 - C(q^{-1})F_w(q^{-1})\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}q^{-d} \right) = C(q^{-1})F_r(q^{-1})y_r(t) - C(q^{-1})F_w(q^{-1})y(t). \quad (3.13)$$

Multiplicando-se (3.13) por Δ , tem-se

$$\Delta u(t) \left(1 - C(q^{-1}) F_w(q^{-1}) \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} q^{-d} \right) = \quad (3.14)$$

$$\Delta C(q^{-1}) F_r(q^{-1}) y_r(t) - \Delta C(q^{-1}) F_w(q^{-1}) y(t),$$

ou, ainda,

$$\frac{\Delta u(t)}{\Delta C(q^{-1})} \left(1 - C(q^{-1}) F_w(q^{-1}) \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} q^{-d} \right) = \quad (3.15)$$

$$F_r(q^{-1}) y_r(t) - F_w(q^{-1}) y(t).$$

Comparando-se (3.15) com (3.3), obtêm-se as seguintes relações:

$$\frac{\Delta u(t)}{\Delta C(q^{-1})} \left(1 - C(q^{-1}) F_w(q^{-1}) \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} q^{-d} \right) = \quad (3.16)$$

$$\Delta u(t) + \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \sum_{i=1}^N (g(j+i) - g(i)) \Delta u(t-i),$$

$$F_w(q^{-1}) y(t) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} y(t) \quad (3.17)$$

e

$$F_r(q^{-1}) y_r(t) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} y_r(t+j) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} z^j y_r(t) \quad (3.18)$$

Desta forma, os polinômios do controlador IMC podem ser representados como:

$$C(q^{-1}) = \frac{A}{F_w(q^{-1}) B(q^{-1}) q^{-d} + A(q^{-1}) \Delta R(q^{-1})}, \quad (3.19)$$

$$F_w(q^{-1}) = S(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j}, \quad (3.20)$$

e

$$F_r(q^{-1}) = T(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} z^j \quad (3.21)$$

e, para y_r constante

$$F_r(q^{-1}) = \sum_{j=1}^{N_y} K_{g_j} \quad (3.22)$$

O resultado apresentado por esta estrutura é melhor se comparado ao DMC-RST, pois o esforço de controle é menor e o sinal de saída mais conservativo (figuras 22 e 23). A estrutura DMC na forma IMC traz aspectos de robustez em termos de incertezas na planta, o que garante uma dinâmica de malha fechada adequada. São utilizadas a mesma sintonia apresentada por Shridhar e Cooper (1997) para os processos 1 e 2:

- Processo 1: $N = N_y = 52$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0,2788$ ($T_s = 16s$).
- Processo 2: $N = N_y = 49$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0,2725$ ($T_s = 17s$).

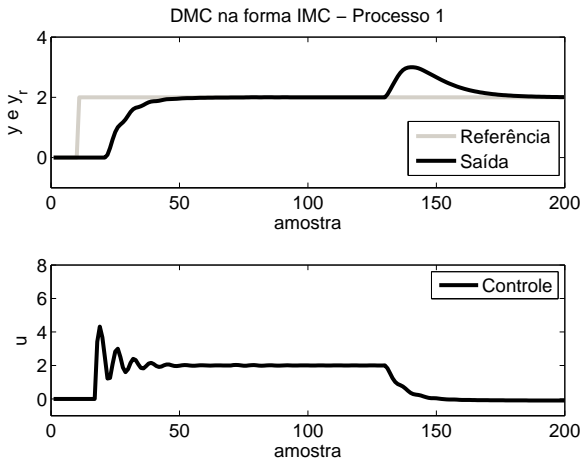


Figura 22 – Controlador DMC na forma IMC no processo 1.

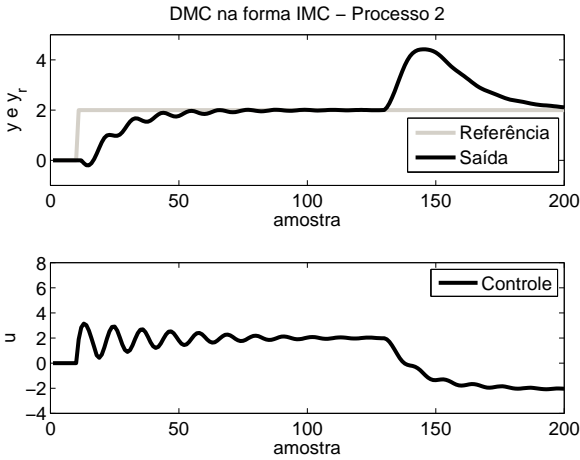


Figura 23 – Controlador DMC na forma IMC no processo 2.

3.1.3 Estudo comparativo entre os controladores DMC, DMC na forma RST e DMC na forma IMC

São utilizadas as mesmas sintonias para cada estrutura do DMC (DMC, DMC na forma RST e DMC na forma IMC) nos processos 1 e 2. A estabilidade de malha fechada do controlador é avaliada através dos índices IAE e ITAE. O primeiro avalia o erro inserido ao sistema pela perturbação e é calculado no intervalo de 130 a 200 amostras e o segundo, a mudança em degrau no intervalo de 1 a 100 amostras. Para avaliar a variável de controle ($u(t)$) é utilizado o índice TVC da Equação (2.46). Observa-se que, apesar da estrutura DMC-IMC apresentar índices de desempenho maiores (tabelas 5 e 6), esta estrutura apresenta um esforço de controle menor, tornando-a ideal para casos com restrição de controle.

3.2 FORMA DO DMC SOB RESTRIÇÕES

Os processos industriais estão submetidos a restrições, que podem ser causadas por limitações físicas ou do *hardware* utilizado na implementação do controlador. Caso o projeto do controlador não con-

Tabela 5 – Validação do DMC nas formas RST e IMC para o processo 1.

Forma do DMC	IAE	ITAE	TVC
DMC	14,64	272,36	11,52
DMC-RST	14,64	272,36	11,52
DMC-IMC	22,86	407,04	15,32

Tabela 6 – Validação do DMC nas formas RST e IMC para o processo 2.

Forma do DMC	IAE	ITAE	TVC
DMC	40,56	443,54	26,78
DMC-RST	40,56	443,54	26,78
DMC-IMC	71,75	906,96	25,79

sidere a saturação em amplitude, então o sistema de controle de malha fechada pode se deteriorar ou instabilizar. Por isso, em aplicações práticas o sinal de controle pode variar entre seus valores máximo e mínimo, que conduzem o sistema ao estado de saturação quando tais limites são alcançados, conforme apresentado na Equação (3.23). Como resultado destas limitações, a entrada de controle da planta é temporariamente diferente da saída do controlador. Conseqüentemente, se o controlador é projetado para operar em uma região linear, o desempenho em malha fechada deteriora-se em relação ao desempenho linear esperado. Assim, o sinal de controle assume a forma

$$u_f(\cdot) = \begin{cases} u_{max}, & \text{se } u_b(\cdot) > u_{max} \\ u_b(\cdot), & \text{se } u_{min} \leq u_b(\cdot) \leq u_{max} \\ u_{min}, & \text{se } u_b(\cdot) < u_{min} \end{cases} \quad (3.23)$$

onde u_b é a saída do controlador, u_f , o sinal de entrada real do processo, u_{min} , o limite mínimo do sinal de controle e u_{max} , o limite máximo.

Seja o controlador DMC sintonizado a partir do método de Shridhar e Cooper (1997) e os processos 1, representado pela Equação (2.21), e 2, representado pela Equação (2.22). Considera-se que, agora o sinal de controle é limitado por $u_{min} = -3$ e $u_{max} = 3$ em ambos processos. São apresentados nas figuras 24 e 25 o comportamento do sistema perante restrição de controle.

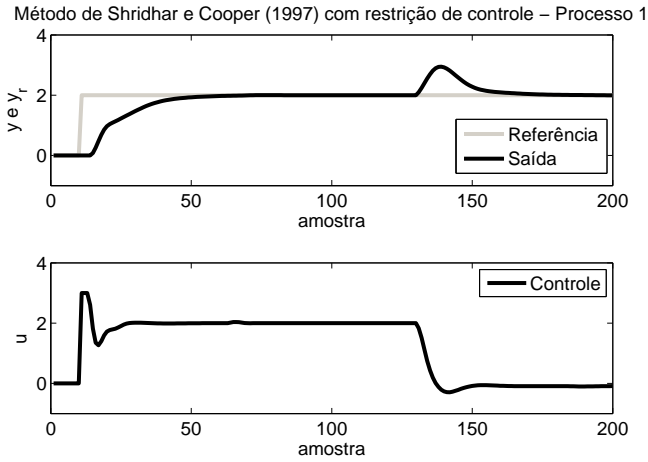


Figura 24 – DMC com restrição de controle no processo 1.

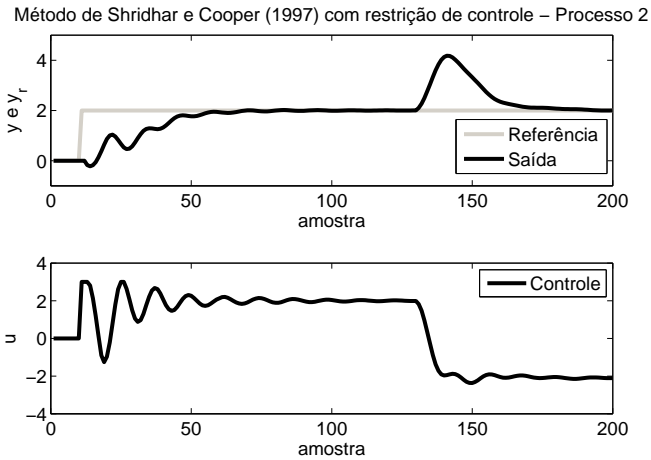


Figura 25 – DMC com restrição de controle no processo 2.

3.2.1 Forma do DMC via RST com Saturação

Considera-se a estrutura RST, agora com saturação no sinal de controle, conforme mostrado na Figura 26. Pode-se observar que esta escolha não é boa, pois o sinal de controle é simplesmente limitado, o que pode levar ao limite de integração. Além disso, pode resultar em um comportamento inesperado do sistema e também levar à instabilidade (PREITL et al., 2004).

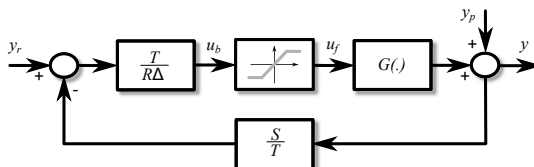


Figura 26 – Estrutura de controle polinomial RST com saturação de malha direta.

Nesta estrutura a saída torna-se conservativa no período em que o sinal de controle atinge o limite, conforme apresentado nas figuras 27 e 28.

3.2.2 Forma do DMC via IMC Modificado

Considera-se a estrutura IMC, agora com saturação no sinal de controle, conforme apresentado na Figura 29. O mesmo sinal de controle sendo aplicado à planta e ao modelo interno torna-se uma vantagem desta estrutura. O controlador C não possui o efeito integrador, o qual é introduzido através da realimentação da estrutura IMC (PREITL et al., 2004; BARS et al., 2005).

Os parâmetros de sintonia do controlador na forma DMC-IMC modificado também foram os mesmos que os apresentados para o caso sem restrição.

A propriedade *anti-windup* desta estrutura pode ser melhorada adicionando-se ao controlador IMC uma realimentação da saturação (Figura 32). Para um dado controlador C , o controlador C_{lim} que realimenta o elemento de saturação pode ser calculado de acordo com a seguinte relação (PREITL et al., 2004; BARS et al., 2005):

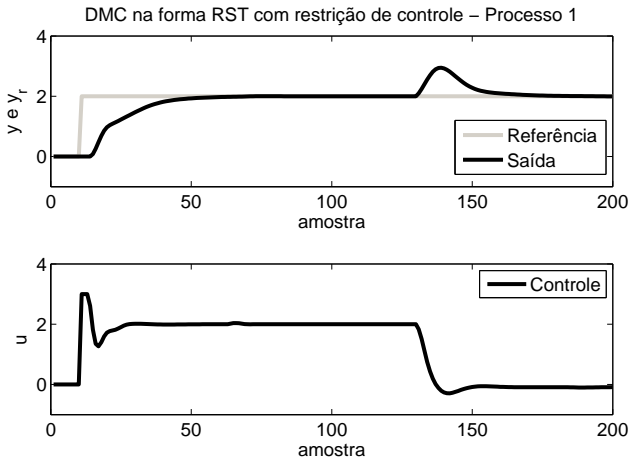


Figura 27 – Controlador DMC na forma RST com restrição de controle no processo 1.

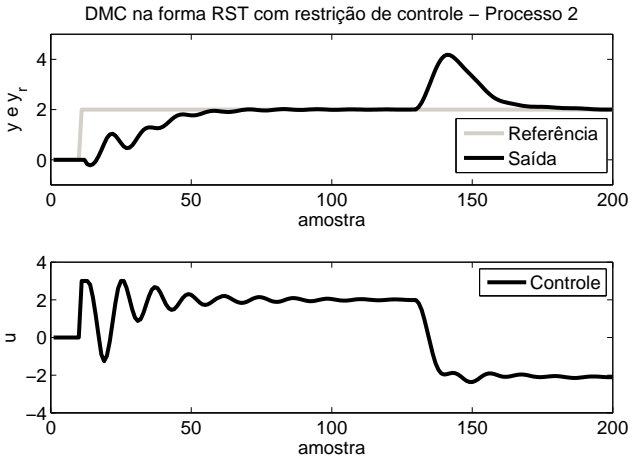


Figura 28 – Controlador DMC na forma RST com restrição de controle no processo 2.

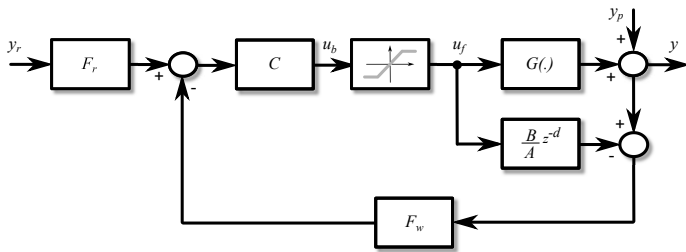


Figura 29 – Estrutura de controle polinomial IMC com restrição de controle.

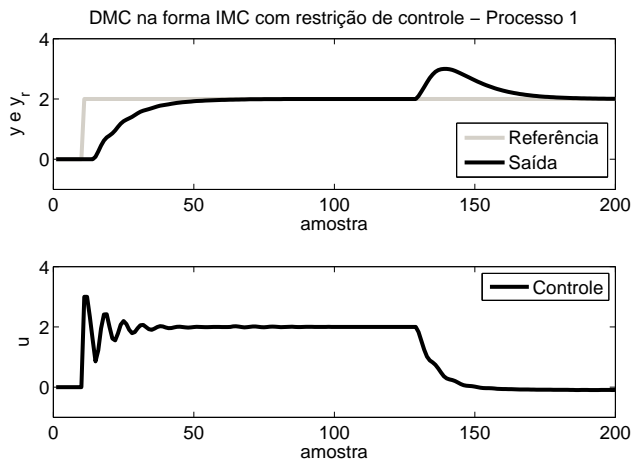


Figura 30 – Controlador DMC na forma IMC com restrição de controle no processo 1.

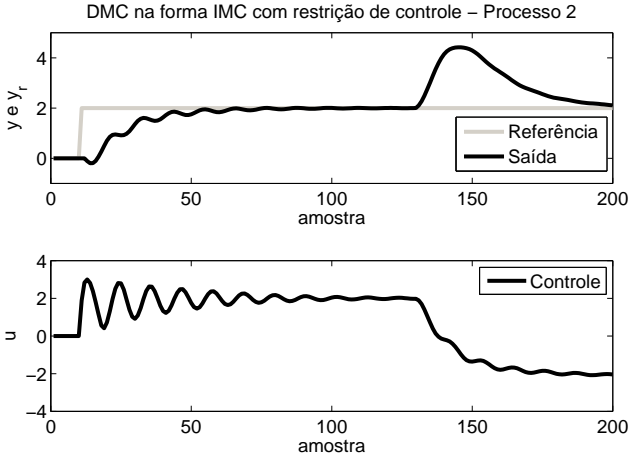


Figura 31 – Controlador DMC na forma IMC com restrição de controle no processo 2.

$$C_{lim} = (q^{-1}) = \frac{C(q^{-1}) - 1}{C(q^{-1})}. \quad (3.24)$$

Esta estrutura é vantajosa porque leva em consideração a dinâmica do controlador.

Os resultados obtidos para a proposta do DMC na forma IMC com realimentação de saturação (figuras 33 e 34) são semelhantes aos do DMC na forma IMC modificado (figuras 30 e 31); entretanto, nota-se que para o controle atuando no limite de saturação, o DMC-IMC com realimentação de saturação apresenta um menor tempo de resposta.

3.2.3 Estudo comparativo entre o DMC nas formas IMC e RST sob restrições

Foram utilizadas as mesmas sintonias para cada estrutura do DMC (DMC, DMC na forma RST e DMC na forma IMC) nos processos 1 e 2. A estabilidade de malha fechada do controlador é avaliada através dos índices IAE, calculado no intervalo de 130 a 200 amostras, e ITAE, calculado no intervalo de 1 a 100 amostras. Para avaliar a variável de controle é utilizado o índice TVC da Equação (2.46). Os resultados

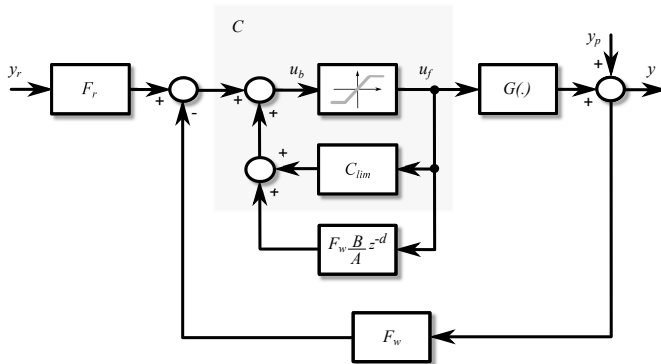


Figura 32 – Estrutura de controle polinomial IMC modificado.

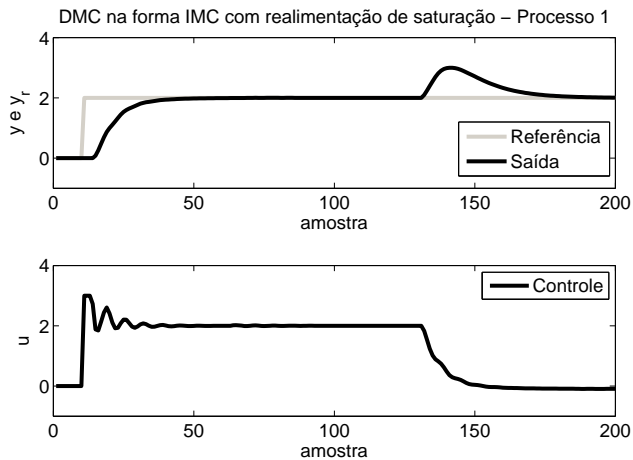


Figura 33 – Controlador DMC na forma IMC com realimentação de saturação no processo 1.

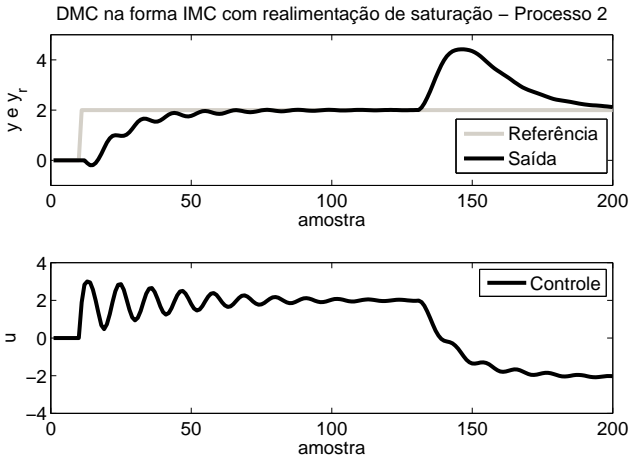


Figura 34 – Controlador DMC na forma IMC com realimentação de saturação no processo 2.

estão listados na tabelas 7 e 8, onde pode-se observar que os melhores resultados foram os apresentados pelo DMC-IMC com realimentação de saturação.

Tabela 7 – Validação do DMC nas formas RST e IMC com restrição de controle para o processo 1.

Forma do DMC	IAE	ITAE	TVC
DMC	14,64	631,39	8,19
DMC-RST	14,64	631,39	8,19
DMC-IMC	22,86	642,90	11,66
DMC-IMC com realimentação de saturação	22,82	434,53	8,85

3.3 CONCLUSÃO

Neste capítulo foram propostas novas formas de representação do controlador DMC através das estruturas de controle RST e IMC com

Tabela 8 – Validação do DMC nas formas RST e IMC com restrição de controle para o processo 2.

Forma do DMC	IAE	ITAE	TVC
DMC	40,56	1161,30	26,03
DMC-RST	40,56	1161,30	26,03
DMC-IMC	71,74	964,72	24,81
DMC-IMC com realimentação de saturação	71,53	910,02	24,79

e sem restrição de controle. Estas estruturas apresentam propriedades de seguimento de referência, rejeição de perturbação e de robustez que podem ajudar na sintonia, implementação e estabilidade de malha fechada da planta controlada.

4 DMC EM SISTEMAS NÃO-LINEARES

4.1 INTRODUÇÃO

Embora processos industriais sejam, em geral, não-lineares, a maioria dos controladores é baseada em modelos lineares, que apresentam bons resultados apenas quando a planta opera em torno do ponto de operação linear. Entretanto, quando o processo não-linear atua numa faixa de operação muito ampla ou a não-linearidade do processo é forte o bastante para tornar o desempenho do controlador inadequado para atender os requisitos estabelecidos, a utilização de modelos lineares não é suficiente. Neste caso, controladores não-lineares são essenciais para melhorar o desempenho ou a estabilidade do sistema. Devido a estes fatores, nos últimos anos houve um grande crescimento nas aplicações industriais de controle preditivo não-linear (NMPC – *Nonlinear Model Predictive Control*) (CAMACHO; BORDONS, 1998; RAWLINGS, 2000; NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Um modelo não-linear que vem apresentando bons resultados ao longo dos últimos anos para o emprego em controladores preditivos é o modelo de Hammerstein (BARS; HABER, 1991; KATENDE; JUTAN, 1996; FRUZZETI; MCDONALD, 1997). Este apresenta propriedades que simplificam o projeto do controlador preditivo não-linear e possibilita, inclusive, uma solução analítica para o problema de minimização da função custo para o caso sem restrições.

Este capítulo possui como objetivo mostrar o projeto e a implementação de controladores preditivos em plantas não-lineares. Para representação do processo emprega-se o modelo de Hammerstein. Inicialmente é mostrado o comportamento de plantas não-lineares no caso do controlador DMC linear. Em seguida, são apresentadas uma proposta de controle linearizante e a teoria de controle preditivo baseado em modelo não-linear. Por fim, são enumeradas soluções para a lei de controle não-linear.

4.2 MODELO DE HAMMERSTEIN

A grande utilização de modelos lineares é devido, principalmente, à simplicidade dos modelos empregados para representar o comportamento do processo, porém, isto também representa uma deficiência potencial, pois tais modelos lineares são, muitas vezes, inadequados

quando é necessário uma aproximação mais realística de um processo complexo. Por outro lado, modelos não-lineares possibilitam um “retrato” mais fiel do processo quando este se faz necessário (SANTOS, 2007).

Apesar de apresentar uma complexidade maior para a descrição de processos não-lineares, estes modelos sacrificam a simplicidade associada às técnicas lineares a fim de alcançar um desempenho elevado (MANER et al., 1994; PEARSON, 2003). Além disso, a representação a partir de um modelo não-linear permite a análise de algumas características do sistema como oscilações e bifurcações (PEARSON, 2003).

O modelo de Hammerstein consiste de um elemento estático não-linear seguido por um sistema dinâmico linear (Figura 35). Este modelo corresponde a um processo com dinâmica linear e ganho não-linear, que pode representar diversos tipos de não-linearidades (ZOU et al., 2006). Tal modelo não provoca um aumento significativo no esforço computacional, estabelecendo um compromisso entre a qualidade do modelo e a sua simplicidade de representação, podendo ser aplicado em vários processos da indústria química, como reatores, colunas de destilação, trocadores de calor, etc (LEE, 1998; AL-DUWAISH; NAEEM, 2001; PEARSON, 2003).

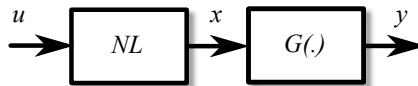


Figura 35 – Modelo de Hammerstein.

A não-linearidade estática aproxima a não-linearidade do processo para um polinômio de grau m na forma:

$$x(t) = \gamma_1 u(t) + \gamma_2 u(t)^2 + \dots + \gamma_m u(t)^m, \quad (4.1)$$

onde t é o instante de tempo, $x(t)$ é a pseudo-saída, não-mensurável, do bloco não-linear, $u(t)$ é a variável de entrada e γ_i representam os coeficientes do polinômio (BOUTAYEB et al., 1996).

A parcela linear pode ser representada por um modelo linear não-paramétrico. Como, por exemplo, o FSR (*Finite Step Response*):

$$y(t+d) = \sum_{i=0}^N g_i \Delta x(t-i), \quad (4.2)$$

onde Δx é a variação da pseudo-saída do modelo de Hammerstein.

Este modelo tem sido utilizado para o projeto de controladores preditivos não-lineares (NMPC), pois suas propriedades simplificam este projeto e possibilitam uma solução analítica para o problema de minimização da função custo (caso sem restrição) (SANTOS et al., 2004).

Como exemplos, consideram-se os seguintes processos:

- Processo não-linear 1 (KATAYAMA; YAMAMOTO, 2004):

$$y(t) = 0,6y(t-1) - 0,1y(t-2) + 1,2x(t-1) - 0,1x(t-2) \quad (4.3)$$

$$x(t) = 1,5u(t) - 1,5u(t)^2 + 0,5u(t)^3, \quad (4.4)$$

onde o sinal de controle é limitado por $u_{min} = -2,5$ e $u_{max} = 2,5$.

- Processo não-linear 2 (PARK et al., 2004):

$$y(t) = 1,1036y(t-1) - 0,4060y(t-2) + 0,0498y(t-3) + 0,0803x(t-2) - 0,1544x(t-3) - 0,0179x(t-5) \quad (4.5)$$

$$x(t) = \begin{cases} -\sqrt{|u(t)|}, & \text{para } u(t) < 0 \\ \sqrt{u(t)}, & \text{para } u(t) \geq 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

que também pode ser aproximada, através da técnica dos mínimos quadrados, pela seguinte equação polinomial:

$$x(t) = 1,2268u(t) - 0,0506u(t)^2 - 0,1253u(t)^3, \quad (4.7)$$

onde o sinal de controle é limitado por $u_{min} = -4$ e $u_{max} = 4$.

O período de amostragem foi definido como $T_s = 1s$ em ambos os casos.

A Figura 36 ilustra a característica da saída da parcela estática não-linear em função da saída do controlador para estes modelos. Observa-se que, na Figura 36(a), as regiões delimitadas por $u < 0,2$, $0,9 < u < 1,1$ e $u > 1,8$ e, na Figura 36(b), as regiões delimitadas por $u < -0,6$ e $u > 0,6$ podem ser consideradas lineares. Se o DMC linear atua nestas faixas, o controle é garantido, ou seja, estabiliza adequadamente a planta.

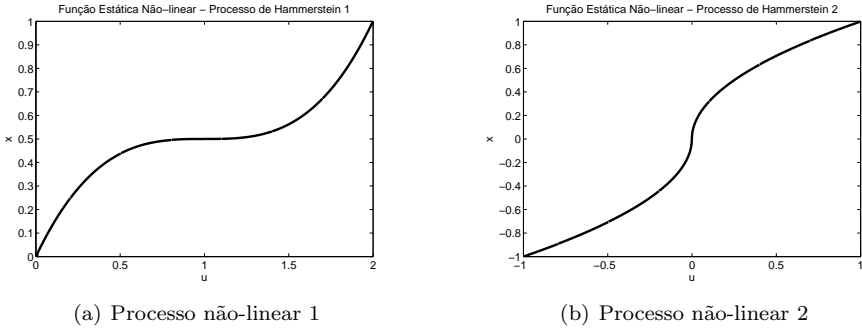


Figura 36 – Curva estática não-linear.

4.3 DMC LINEAR EM UM SISTEMA NÃO-LINEAR

Embora o comportamento dinâmico real de muitos processos industriais apresentem características não-lineares, se as variáveis controladas e manipuladas são mantidas próximas a um ponto de operação linear, o comportamento não-linear pode ser aproximado por um modelo linear (NORMEY-RICO; CAMACHO, 2007).

Para demonstrar o comportamento do controlador linear perante um processo não-linear, são apresentadas nas figuras 37 e 38 simulações onde a referência varia entre a região linear e não-linear dos processos em estudo. Onde fica evidenciado que o controlador DMC atua de maneira adequada apenas nas faixas lineares.

Nestes exemplos, os parâmetros do controlador foram sintonizados heurísticamente como $N = N_y = 35$, $N_u = 5$ e $\lambda = 0,9$, para o processo não-linear 1, e como $N = N_y = 10$, $N_u = 4$ e $\lambda = 0,15$, para o processo não-linear 2. O índice utilizado para avaliar o desempenho servo do controlador é a Integral do Erro Absoluto ponderada pelo Tempo (ITAE) e para a variável de controle é utilizado o índice de Variação Total de Controle (TVC). No primeiro caso $ITAE = 735,44$ e $TVC = 3,22$ e, no segundo, $ITAE = 948,47$ e $TVC = 106,07$.

Dentre as soluções lineares para este problema, existe o DMC sob restrição de controle, que é apresentado na Seção 3.2 e o controle linearizante, que é apresentado na Seção 4.4.

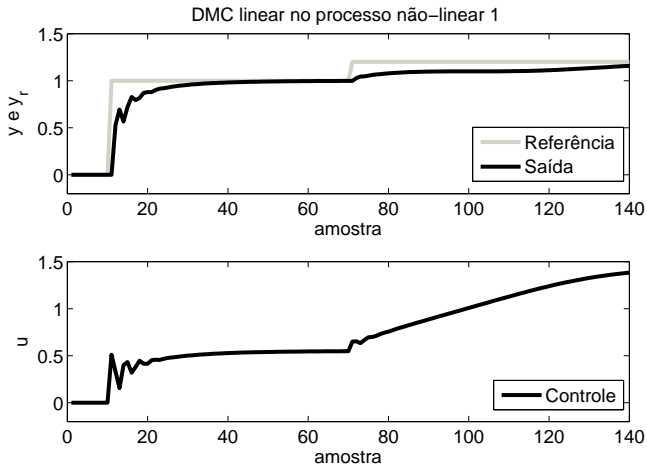


Figura 37 – Controlador DMC linear no processo não-linear 1.

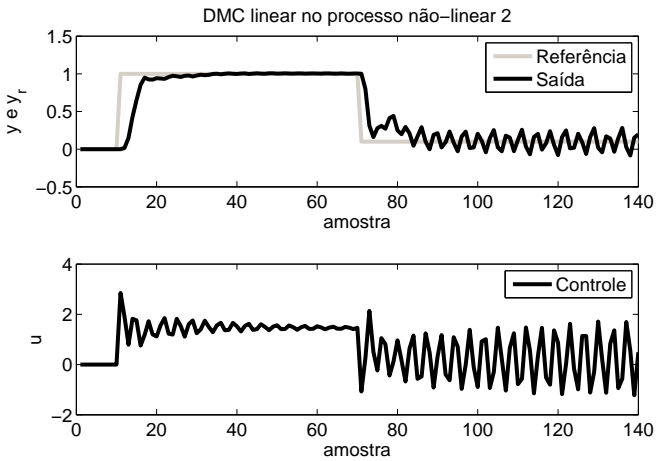


Figura 38 – Controlador DMC linear no processo não-linear 2.

4.4 CONTROLE LINEARIZANTE

Um processo não-linear de Hammerstein pode ser linearizado considerando-se a estrutura de controle apresentada na Figura 39, onde o inverso da função estática não-linear, $\hat{F}^{-1}(\cdot)$, denominado pré-compensador linearizante, lineariza a não-linearidade do processo. O sistema de controle equivalente é mostrado na Figura 40 e pode ser resolvido por um controlador linear (PARK et al., 2004).

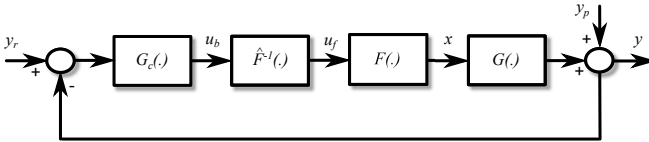


Figura 39 – Estrutura de controle linearizante.

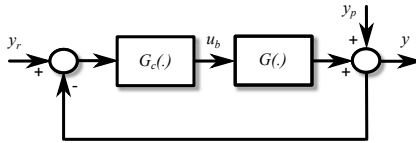


Figura 40 – Sistema de controle equivalente.

Para aplicar o controle linearizante, consideram-se os mesmos processos apresentados na Seção 4.3, onde o inverso das funções estáticas não-lineares são aproximados por polinômios de 3ª ordem, equações (4.8) e (4.9) respectivamente, através da técnica dos mínimos quadrados para $u_f(t) = u(t)$.

$$u_f(t) = 1,2705x(t) + 0,1409x^2(t) - 0.0669x^3(t) \quad (4.8)$$

$$u_f(t) = 0,2720x(t) + 0,0033x^2(t) + 0.1159x^3(t) \quad (4.9)$$

Nas figuras 41 e 42 são mostrados os desempenhos do controlador DMC nos processos não-lineares 1 e 2 com pré-compensador linearizante, onde os parâmetros do controlador DMC foram sintonizados

com os mesmos valores apresentados na Seção 4.3. Para as mesmas mudanças de referência, observa-se que o controlador torna-se adequado inclusive para as faixas não-lineares dos sistemas. Os índices de desempenho servo do controlador são $ITAE = 178,43$ e $ITAE = 601,93$, respectivamente, e as variações totais de controle são $TVC = 1,66$ e $TVC = 12,52$, respectivamente. Resultados estes significativamente melhores em relação aos apresentados na Seção 4.3.

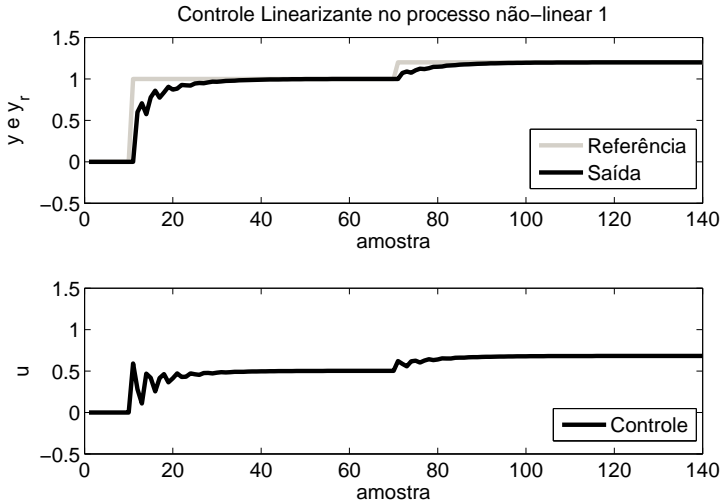


Figura 41 – Controle DMC do processo não-linear 1 linearizado.

A partir destes resultados pode-se concluir que a principal vantagem desta metodologia é a possibilidade de tratar um sistema não-linear como um sistema linear. Desta forma, o controlador pode ser sintonizado sem preocupação com a parcela não-linear da planta. A desvantagem é a utilização de uma aproximação para o pré-compensador linearizante, que não garante que o sistema equivalente seja linear e nem sempre as medidas estão disponíveis para sua obtenção.

4.5 CONTROLADOR DMC BASEADO EM MODELO NÃO-LINEAR

A possibilidade de lidar com a dinâmica não-linear torna o controlador NMPC mais vantajoso se comparado ao MPC (NORMEY-RICO;

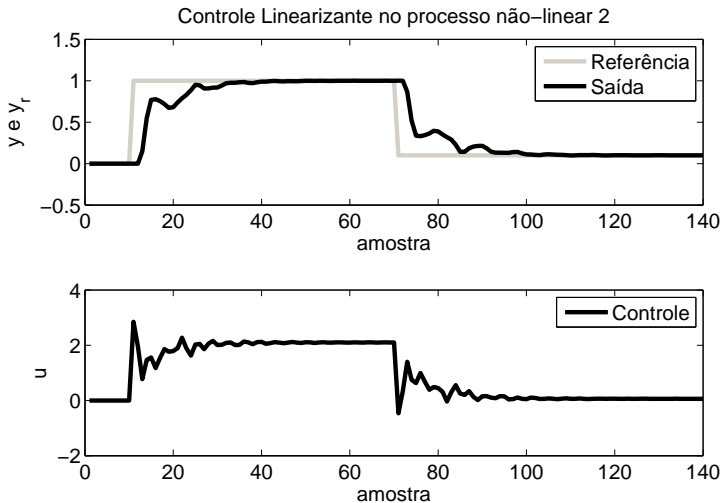


Figura 42 – Controle DMC do processo não-linear 2 linearizado.

CAMACHO, 2007). A utilização do MPC em processos linearizados é aceitável para processos levemente não-lineares; caso contrário, pode induzir ao erro entre o processo atual e o modelo, resultando na deterioração da performance do controlador. Portanto, para processos altamente não-lineares, é desejável a utilização de um modelo não-linear para melhor descrever o comportamento do processo (ZOU et al., 2006; RAWLINGS, 2000).

A Figura 43 representa a estrutura do controlador DMC baseado em modelo não-linear de Hammerstein (NLH-DMC - *Nonlinear Hammerstein Dynamic Matrix Control*). Assim como os demais controladores preditivos, este apresenta seguimento de referência e rejeição de perturbação.

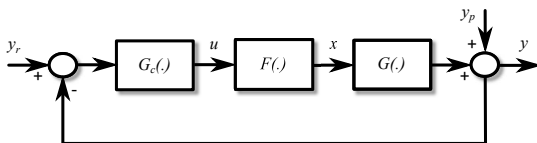


Figura 43 – NLH-DMC.

Seja o modelo de Hammerstein onde a função estática não-linear é representada pela Equação (4.1) e a dinâmica linear por um modelo baseado na resposta ao degrau (Equação (4.2)).

Assumindo-se que

$$\Delta x(t-i) = x(t-i) - x(t-i-1), \quad (4.10)$$

a função custo passa a ser representada por

$$J = \sum_{j=1}^{N_y} (\hat{y}(t+j|t) - y_r(t+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_u-1} \lambda (\Delta x(t+j-1))^2. \quad (4.11)$$

Com base nos elementos do modelo de Hammerstein, os valores previstos da saída para instantes futuros de tempo são dados por

$$\hat{y}(t+j|t) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta x(t+j-i) + f(t+j), \quad (4.12)$$

onde $f(t+j)$ (Equação (4.13)) representa a resposta que não depende das futuras ações de controle, ou seja, é a resposta livre do sistema.

$$f(t+j) = y(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{(i+j)} - g_i) \Delta x(t-i) \quad (4.13)$$

Se o processo é assintoticamente estável, os coeficientes g_i da resposta ao degrau tendem a ser constantes após um valor N . Neste caso, pode-se considerar que $g_{(i+j)} - g_i \cong 0$ para $i > N$ e a resposta livre pode ser reescrita conforme

$$f(t+j) = y(t) + \sum_{i=1}^N (g_{(i+j)} - g_i) \Delta x(t-i) \quad (4.14)$$

Assumindo-se que $j = 1, \dots, N_y$ e que $\Delta x(t+i) = 0$, $i > N_u$ então, pode-se dizer que os valores previstos da saída são determinados através das seguintes equações:

$$\begin{aligned}
\hat{y}(t+1|t) &= g_1 \Delta x(t) + f(t+1) \\
\hat{y}(t+2|t) &= g_2 \Delta x(t) + f(t+2) \\
&\vdots \\
\hat{y}(t+N_y|t) &= \sum_{i=1}^{N_u} \Delta x(t+N_y-i) + f(t+N_y) \quad (4.15)
\end{aligned}$$

Assim como no controlador DMC, o NLH-DMC também pode ser representado de forma vetorial:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{f}, \quad (4.16)$$

onde

$$\hat{\mathbf{y}}^T = (\hat{y}(t+1|t) \quad \hat{y}(t+2|t) \quad \cdots \quad \hat{y}(t+N_y|t)) \quad (4.17)$$

é o vetor de valores previstos da saída,

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ g_{N_u} & g_{N_u-1} & \cdots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_y} & g_{N_y-1} & \cdots & g_{N_y-N_u+1} \end{pmatrix}, \quad (4.18)$$

a matriz dinâmica de ordem $N_y \times N_u$,

$$\Delta \mathbf{x}^T = (\Delta x(t) \quad \cdots \quad \Delta x(t+N_u-1)), \quad (4.19)$$

o vetor do esforço da pseudo-saída futura do modelo de Hammerstein a ser calculada e

$$\mathbf{f}^T = (f(t+1) \quad f(t+2) \quad \cdots \quad f(t+N_y)), \quad (4.20)$$

o vetor da resposta livre do sistema.

A função custo (4.11) pode ser reescrita como

$$J = (\hat{\mathbf{y}}^T - \mathbf{y}_r^T)^T (\hat{\mathbf{y}}^T - \mathbf{y}_r^T) + \lambda \Delta \mathbf{x}^T \Delta \mathbf{x}, \quad (4.21)$$

onde

$$\mathbf{y}_r^T = (y_r(t + N_1) \quad \cdots \quad y_r(t + N_y)), \quad (4.22)$$

ou, ainda,

$$J = \left(\mathbf{G}\Delta\mathbf{x} + \mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right)^T \left(\mathbf{G}\Delta\mathbf{x} + \mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right) + \lambda \Delta\mathbf{x}^T \Delta\mathbf{x}. \quad (4.23)$$

Aplicando-se a condição de otimalidade tem-se

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta\mathbf{x}} = 2\mathbf{G}^T \mathbf{G}\Delta\mathbf{x} + 2\mathbf{G}^T \left(\mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right) + 2\lambda \Delta\mathbf{x} = 0, \quad (4.24)$$

obtém-se o seguinte vetor de esforço de controle futuro

$$\Delta\mathbf{x} = \left[\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I} \right]^{-1} \mathbf{G}^T \left(\mathbf{f}^T - \mathbf{y}_r^T \right), \quad (4.25)$$

onde \mathbf{I} é a matriz Identidade com a mesma ordem de $\mathbf{G}^T \mathbf{G}$.

Da seqüência de sinais da pseudo-saída do modelo Hammerstein futuros calculados, somente o primeiro é aplicado ao sistema e a ação de controle ótima pode ser determinada a partir das raízes do polinômio apresentado pela Equação (4.1). Caso exista mais de uma raiz real, deve-se escolher dentre elas a que melhor se adequa ao sistema. Alguns métodos para seleção destas raízes serão apresentados na Seção 4.6. No instante de tempo seguinte todo o procedimento é repetido através da estratégia *Receding Horizon* (Figura 1).

4.6 MULTIPLICIDADE DE SOLUÇÕES PARA A LEI DE CONTROLE

A existência de mais de uma solução implica na aplicação de alguma técnica para selecionar, dentre os sinais candidatos, aquele mais adequado. Na utilização de modelos não-lineares não existe garantia de que o ótimo global será encontrado, principalmente em controle de tempo real, quando o ótimo precisa ser encontrado em um tempo pre-determinado (CAMACHO; BORDONS, 1998). Ao longo dos anos algumas soluções tem sido propostas, onde pode-se destacar as apresentadas por Zou et al. (2006), Zhu e Seborg (1994) e Santos et al. (2004).

Como exemplos, consideram-se os processos não-lineares 1 e 2 com suas respectivas sintonias apresentadas na Seção 4.3. Consideram-

se, também, perturbações de carga a partir da amostra 120.

4.6.1 Busca Iterativa

Primeiramente calculam-se as raízes do polinômio que representa a não-linearidade estática, o qual deve sempre possuir grau ímpar para que seja garantido pelo menos uma raiz real para o sinal de controle. Em seguida, as raízes que violam as restrições ou sejam complexas devem ser descartadas. Seleciona-se para $u(t)$ aquela que minimize $|u(t) - u(t-1)|$. Não havendo solução que atenda a estes critérios, $u(t)$ será um valor pré-determinado.

Nas figuras 44 e 45 são apresentados os resultados das simulações para utilização deste método de busca, onde nota-se a eficácia do controlador não-linear em ambos processos e, além disto, não ocorreram deteriorações dos desempenhos.

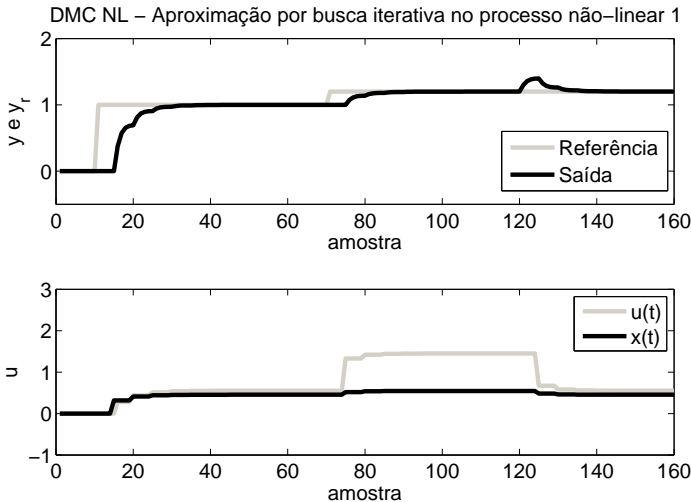


Figura 44 – Controle DMC não-linear com aproximação por busca iterativa no processo não-linear 1.

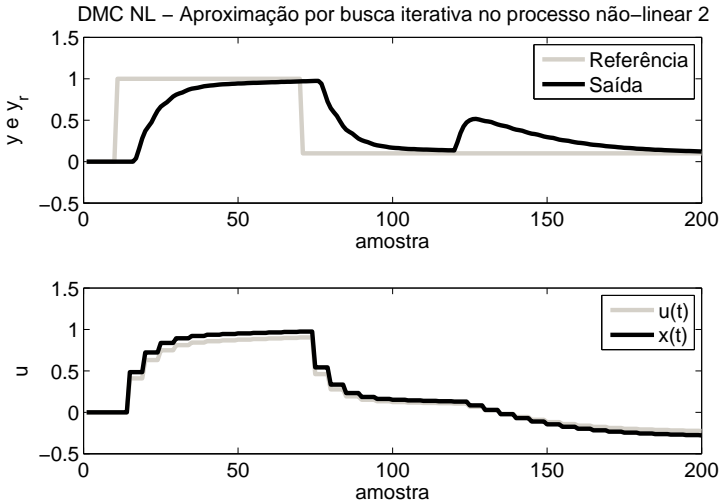


Figura 45 – Controle DMC não-linear com aproximação por busca iterativa no processo não-linear 2.

4.6.2 Aproximação de Zhu e Seborg (1994)

Esta aproximação surgiu como solução para a obrigatoriedade de um modelo com não-linearidade de grau ímpar. Além de dispensar esta obrigatoriedade, fornece uma única solução para o controle. Em adição, apresenta resultados adequados quando a entrada varia lentamente mas, tem algumas limitações de aplicabilidade quando o sinal de controle sofre variações muito bruscas podendo, inclusive, comprometer a estabilidade do sistema (ZHU; SEBORG, 1994; HENSON; SEBORG, 1997).

Determina-se o seguinte modelo de Hammerstein modificado

$$x(t) \cong \gamma_1 u(t) + \gamma_2 u(t-1)^2 + \dots + \gamma_m u(t-1)^m \quad (4.26)$$

para obtenção da solução para a lei de controle NLH-DMC

$$u(t) \cong \frac{1}{\gamma_1} \left[x(t) - \gamma_2 u(t-1)^2 - \dots - \gamma_m u(t-1)^m \right]. \quad (4.27)$$

Neste caso (figuras 46 e 47), o controlador também atuou de maneira adequada; porém, com um esforço de controle maior que o anterior.

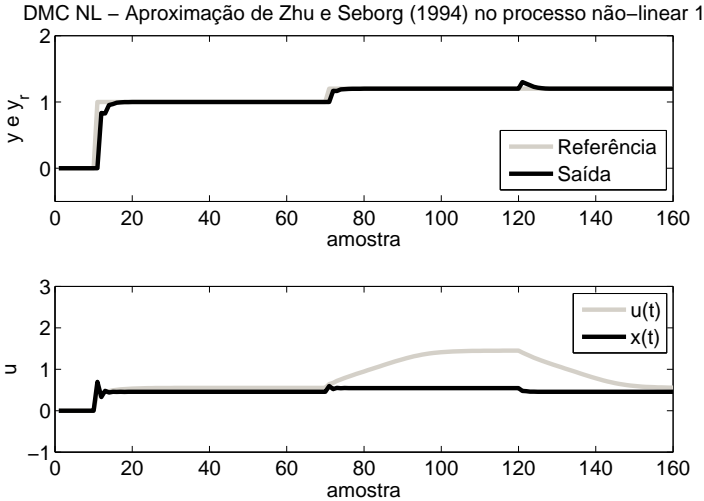


Figura 46 – Controle DMC não-linear com aproximação de Zhu e Seborg (1994) no processo não-linear 1.

4.6.3 Aproximação por Série de Taylor

Além de apresentar as mesmas vantagens da aproximação de Zhu e Seborg (1994), possui maior robustez em relação à estabilidade do sistema para grandes variações no sinal de controle. Possui como desvantagem a necessidade de substituir todo termo do sinal de controle com expoente maior que um, tornando-se trabalhosa quando o grau da não-linearidade é elevado (SANTOS et al., 2004; SANTOS, 2007).

Neste método, a não-linearidade do sistema pode ser representada, aproximadamente, por

$$x(t) \cong \gamma_1 u(t) + \gamma_2 \bar{u}(t)^2 + \dots + \gamma_m \bar{u}(t)^m = \gamma_1 u(t) + \sum_{i=2}^m \gamma_i \bar{u}(t)^i, \quad (4.28)$$

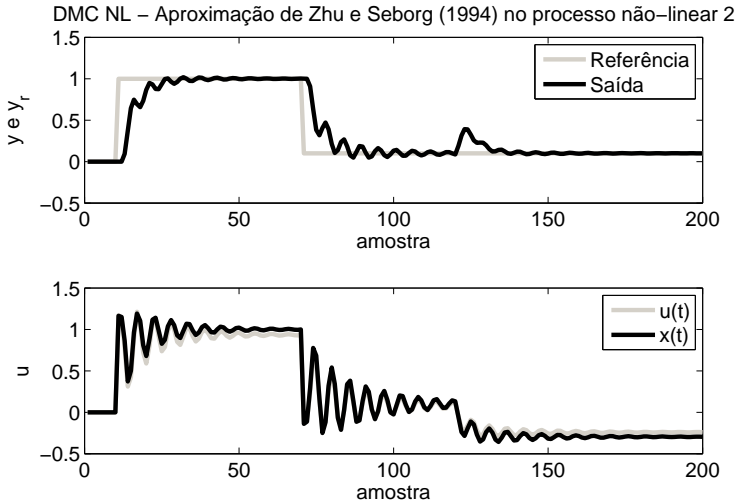


Figura 47 – Controle DMC não-linear com aproximação de Zhu e Seborg (1994) no processo não-linear 2.

ou, ainda,

$$x(t) \cong \left[\sum_{i=1}^m i \gamma_i u(t-1)^{i-1} \right] u(t) - \sum_{i=2}^m (i-1) \gamma_i u(t-1)^i. \quad (4.29)$$

O sinal de controle torna-se único e determinado pela equação

$$u(t) \cong \frac{x(t) + \sum_{i=2}^m (i-1) \gamma_i u(t-1)^i}{\left[\sum_{i=1}^m i \gamma_i u(t-1)^{i-1} \right]}. \quad (4.30)$$

Em algum momento o sinal de controle calculado pode não atender as restrições do sistema, neste caso, é necessário definir um valor de controle a ser utilizado, que pode ser o sinal aplicado no instante anterior, $u(t-1)$, ou mesmo o valor da entrada em regime permanente, conforme o conhecimento prévio do processo.

São apresentados nas figuras 48 e 49 os resultados para este método, que se mostra como uma forma adequada para determinação das raízes, pois não houve perda de estabilidade em ambos os casos.

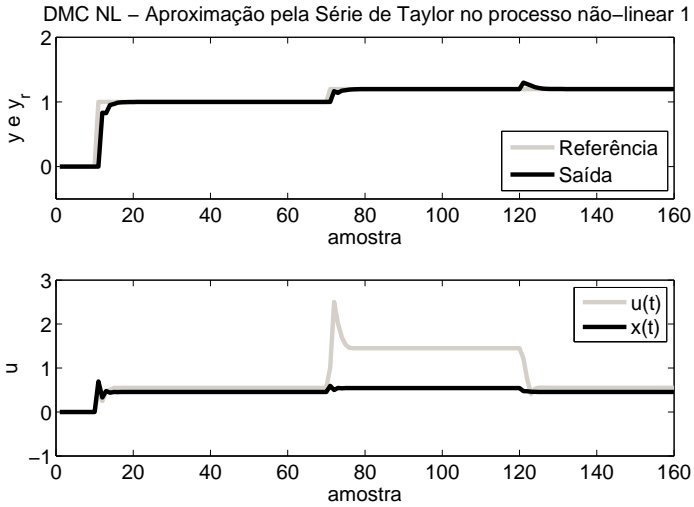


Figura 48 – Controle DMC não-linear com aproximação por Série de Taylor no processo não-linear 1.

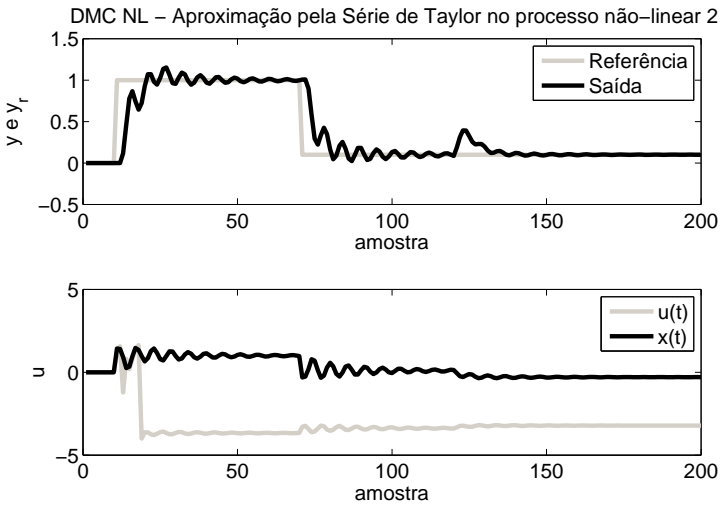


Figura 49 – Controle DMC não-linear com aproximação por Série de Taylor no processo não-linear 2.

4.6.4 Estudo comparativo entre as soluções para a lei de controle

Os índices utilizados para avaliar o desempenho servo-regulatório do controlador foram IAE, para avaliar o erro inserido ao sistema pelo ruído, e o ITAE, para avaliar o erro na mudança de referência. O TVC foi utilizado para avaliar a variável de controle.

Na Tabela 9 é apresentada a avaliação de desempenho das soluções para a lei de controle no processo não-linear 1. Nela pode-se observar que, apesar de possuir uma variação de controle menor, o método da busca iterativa apresenta índices de desempenho servo-regulatório muito altos. Já o método da série de Taylor atinge a região de saturação do controle durante um intervalo de tempo; mas, apesar disto, apresentou desempenho servo-regulatório similar ao método de Zhu e Seborg (1994). Por obter uma variação de controle total menor, a busca das raízes de Zhu e Seborg (1994) é o melhor método para este caso. A mesma conclusão pode ser tirada para o processo não-linear 2, cuja avaliação é mostrada na Tabela 10.

Tabela 9 – Avaliação de desempenho das soluções para a lei de controle no processo não-linear 1.

Solução para lei de controle	IAE	ITAE	TVC
Busca Iterativa	1,42	242,07	0,64
Zhu e Seborg (1994)	0,29	37,36	1,62
Série de Taylor	0,29	42,14	1,65

Tabela 10 – Avaliação de desempenho das soluções para a lei de controle no processo não-linear 2.

Solução para lei de controle	IAE	ITAE	TVC
Busca Iterativa	13,24	1400,20	2,23
Zhu e Seborg (1994)	2,19	572,08	15,69
Série de Taylor	2,20	571,03	21,29

4.7 CONCLUSÃO

Este capítulo mostrou que o controle linear de um processo não-linear provoca o deterioramento do desempenho, que pode dificultar o seu estudo e a implementação de estratégias de controle. Uma das soluções apresentadas para este problema foi o controle linearizante, que apresentou resultados satisfatórios.

Também foi apresentado o controlador DMC baseado em modelo não-linear Hammerstein. Sua principal dificuldade é a busca da raiz ótima para ser aplicada ao controle. A literatura de NMPC baseado em modelos Hammerstein apresenta, em geral, técnicas para busca de raízes que se assemelham entre si. Foram apresentadas três metodologias para seleção de raízes, uma por busca iterativa e duas por aproximações. Na prática, o uso de aproximações, apesar de permitir a redução do esforço computacional, que é importante para aplicações de tempo real, pode provocar problemas de estabilidade dificultando, assim, a sintonia do controlador.

5 CONCLUSÃO

Esta dissertação apresentou estudos relacionados ao controlador preditivo DMC em suas formas linear e não-linear. Mostrando que, embora o controlador DMC seja comumente utilizado em sua forma linear devido a sua simplicidade, este não é adequado quando o sistema possui não-linearidade acentuada, tornando-se necessária a utilização do controlador DMC não-linear.

Através de exemplos didáticos, que podem representar sistemas reais (como colunas de destilação, reatores catalíticos, sistemas de controle de nível, plantas solares de climatização, esteiras transportadoras, etc), foram realizados estudos sobre o comportamento do controlador DMC.

O DMC baseado em modelo linear foi apresentado no Capítulo 2, que teve como foco demonstrar a influência da sintonia dos horizontes de saída e controle e do fator de ponderação de controle na estabilidade de malha fechada do processo. Nota-se que independentemente do valor do horizonte de controle ou do horizonte de saída, o controle torna-se suave e a saída, conservativa, com o aumento do fator de ponderação de controle. Observa-se, também, que o aumento do horizonte de saída possui maior influência no processo quando o horizonte de controle é menor.

Das sintonias destacadas neste trabalho, destaca-se a proposta de Shridhar e Cooper (1997), onde o cálculo de cada parâmetro de projeto do DMC é baseado no modelo FOPDT estimado da planta. As demais são baseadas neste método, diferenciando-se entre si pelas diferentes formas de determinação do fator de ponderação de controle.

Observa-se através das simulações que, dentre os parâmetros de projeto abordados, o mais efetivo (associado a magnitude da variável controlada) é o fator de ponderação de controle (λ). Valores reduzidos para este fator proporcionam uma resposta sub-amortecida e valores maiores, sobre-amortecida. Desta forma, em aplicações práticas é interessante um procedimento sistemático e calculado a cada período de amostragem para obter valores adequados de λ evitando-se, por exemplo, a tentativa e erro e uma resposta oscilatória ou instável. Por isto, propôs-se técnicas baseadas nos métodos gradiente clássico e gradiente via função sigmóide. Os resultados obtidos por todos os métodos de sintonia propostos foram satisfatórios, aumentando-se, assim, o leque de possibilidades.

No Capítulo 3 foram propostas duas novas estruturas para o

controlador DMC linear: o DMC-RST e o DMC-IMC. Estas estruturas apresentam características servo-regulatórias, ou seja, segmento de referência e rejeição de perturbação, e mostram-se como uma forma trivial para análise de robustez e estabilidade. Os resultados obtidos também foram satisfatórios, inclusive para os casos onde houveram restrições de controle.

Foi exposto no Capítulo 4 o comportamento do controlador DMC em meio a sistemas não-lineares representados pelo modelo de Hammerstein. Como esperado, houve perda de estabilidade pelo controlador DMC linear e como soluções foram apresentados o controle linearizante e o controlador DMC não-linear. O primeiro baseia-se na utilização do inverso da função estática não-linear, determinada através do método dos mínimos quadrados, para cancelar a não-linearidade do sistema. Com isto, é possível a implementação bem sucedida do controlador DMC linear nestes processos. Já o segundo apresenta-se como uma forma mais adequada para controlar sistemas não-lineares, mas sua principal dificuldade é a busca da raíz ótima para ser aplicada ao controle.

Três metodologias foram apresentadas para a seleção das raízes ótimas, uma por busca iterativa e duas por aproximações. Na prática, o uso de aproximações, apesar de permitir a redução do esforço computacional, que é importante para aplicações em tempo real, pode provocar problemas de estabilidade dificultando, assim, a sintonia do controlador.

5.1 PERSPECTIVAS DE TRABALHOS FUTUROS

Os resultados obtidos neste trabalho permitem sua continuidade em outras pesquisas como:

- pesquisa e desenvolvimento de métodos de sintonia para os parâmetros do controlador DMC não-linear baseado em modelo de Hammerstein;
- aplicação das propostas apresentadas em sistemas multivariáveis;
- aplicação do controlador DMC não-linear baseado em modelo de Hammerstein em sistemas multivariáveis.

5.2 PUBLICAÇÃO

FRANCA, A. A.; JUNIOR, C. A. A. L.; COELHO, A. A. R. Calibração do controlador DMC para processos FOPDT. *10th INDUSCON*, 2012.

ANEXO A – Métodos de Identificação de Modelos FOPDT

A identificação consiste na determinação de modelos matemáticos que representam a dinâmica do sistema. Em controle de processos este modelo não precisa ser exato, mas adequado para uma determinada aplicação. Pode ser utilizado para fins de diagnóstico, supervisão, otimização e controle. Através do modelo pode-se responder a questões sobre o sistema sem a realização de experimentações, o que torna o procedimento seguro e de baixo custo. Entretanto, a validade dos resultados de simulação depende da qualidade do modelo do sistema, que não precisa obrigatoriamente ser complexo (HANG; CHIN, 1991; GESSING, 1996; LJUNG, 1999). As diferentes etapas de identificação são apresentadas, de modo geral, na Figura 50 (COELHO; COELHO, 2004).



Figura 50 – Etapas do procedimento de identificação.

A maioria dos processos industriais são bem representados por modelos com no mínimo três parâmetros. Estes são denominados modelos de primeira ordem com atraso de transporte, ou FOPDT, e pode ser visto em (A.1)

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\theta s}}{(\tau s + 1)}, \quad (\text{A.1})$$

que também pode ser escrito da seguinte forma:

$$\tau \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = K_p u(t - \theta), \quad (\text{A.2})$$

onde K_p é o ganho, τ , a constante de tempo e θ , o atraso de transporte.

Este anexo tem como objetivo apresentar técnicas de identificação *off-line* e *on-line*, que são fundamentais para determinação dos modelos matemáticos de ordem reduzida que são utilizados no projeto do controlador DMC.

A.0.1 Identificação *Off-line*

Na identificação *off-line* são aplicados sinais de teste apropriados de entrada, como o ruído branco ou a sequência binária pseudo-aleatória, para excitar o processo. As medidas de entrada e saída são armazenadas para, posteriormente, serem avaliadas através de algoritmos de estimação não-recursivos (COELHO; COELHO, 2004).

A.0.1.1 Estimação por Pulsos Duplos

O método dos pulsos duplos apresenta expressões analíticas que fornecem os parâmetros do modelo FOPDT mostrado em (A.1), onde $K_p \neq 0$, $\theta \geq 0$ e $\tau > 0$. Estas expressões são obtidas através de dois extremos da resposta em relação ao pulso duplo de entrada. Para isto, não é necessário o conhecimento, a priori, do ganho e do atraso de transporte do sistema. Dependendo do sistema, os pulsos duplos de entrada podem assumir diferentes formas (BARRA et al., 2008; HWANG; HUANG, 2006).

São apresentadas duas formas de representação através de pulsos duplos na Figura 51, onde M representa a amplitude, μ , o multiplicador, D , a largura do pulso e δ , a distância entre os dois pulsos. As respectivas saídas são apresentadas na Figura 52, onde $MK_p > 0$.

Primeiramente, deve-se considerar que os sinais possuem a mesma energia total, ou seja,

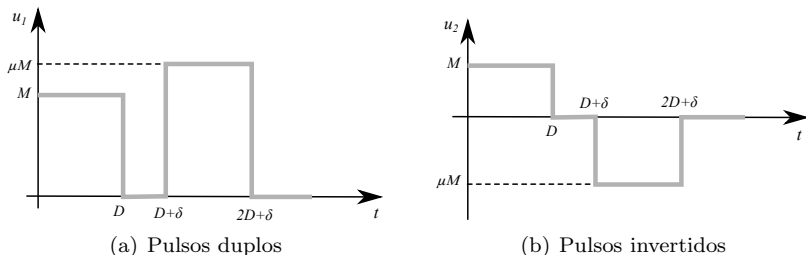


Figura 51 – Identificação através de pulso duplo.

$$\int_0^{\infty} u(t)^2 dt = (\mu^2 + 1) M^2 D. \quad (\text{A.3})$$

A entrada do pulso duplo retangular pode ser escrita como

$$u(t) = M [H(t) - H(t - D)] + \mu M [H(t - D - \delta) - H(t - 2D - \delta)], \quad (\text{A.4})$$

onde $M \neq 0$, $D > 0$, $\delta > 0$, $\mu > 0$, e

$$H(t) = \begin{cases} 0, & \text{para } t < 0 \\ 1, & \text{para } t \geq 0 \end{cases}$$

é a função degrau unitário.

Aplicando-se a transformada de Laplace em (A.4), tem-se

$$U(s) = \frac{M}{s} \left[(1 - e^{-Ds}) + \mu \left(e^{-(D+\delta)s} - e^{-(2D+\delta)s} \right) \right], \quad (\text{A.5})$$

que consequentemente gera a seguinte resposta ao pulso duplo

$$Y(s) = \frac{MK_p}{s(1 + \tau s)} e^{-\theta s} [(1 - e^{-Ds})] + \frac{MK_p}{s(1 + \tau s)} e^{-\theta s} \left[\mu \left(e^{-(D+\delta)s} - e^{-(2D+\delta)s} \right) \right]. \quad (\text{A.6})$$

A resposta no domínio do tempo é apresentada na Figura 52, onde $t_a = \theta + D$, $t_b = \theta + D + \delta$ e $t_c = \theta + 2D + \delta$.

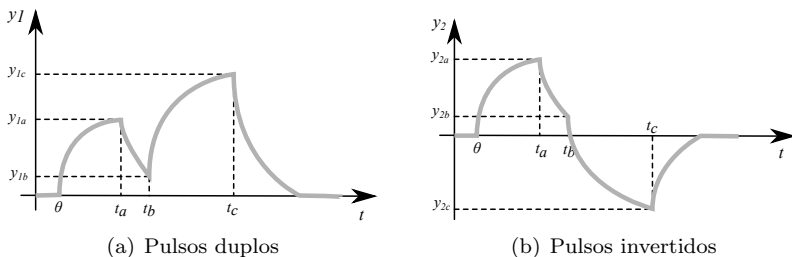


Figura 52 – Resposta ao pulso duplo retangular.

Os valores extremos dos pulsos duplos são dados por

$$y_a = y(t_a) = MK_p \left(1 - e^{-\frac{D}{\tau}}\right), \quad (\text{A.7})$$

$$y_b = y(t_b) = MK_p e^{-\frac{\delta}{\tau}} \left(1 - e^{-\frac{D}{\tau}}\right) \quad (\text{A.8})$$

e

$$y_c = y(t_c) = MK_p \left(1 - e^{-\frac{D}{\tau}}\right) \left(\mu + e^{-\frac{D+\delta}{\tau}}\right) \quad (\text{A.9})$$

e, através destes valores, os parâmetros K_p , θ e τ podem ser determinados:

$$\tau = \begin{cases} \frac{\delta}{\ln(y_a) - \ln(y_b)}, & \text{se } \delta \neq 0 \text{ ou} \\ \frac{D+\delta}{\ln(y_a) - \ln(y_c - \mu y_a)}, & \end{cases} \quad (\text{A.10})$$

$$K_p = \begin{cases} \frac{y_a}{M \left(1 - \left(\frac{y_b}{y_a}\right)^{\frac{D}{\delta}}\right)}, & \text{se } \delta \neq 0 \text{ ou} \\ \frac{y_a}{M \left(1 - \left(\frac{y_c - \mu y_a}{y_a}\right)^{\frac{D}{D+\delta}}\right)} & \end{cases} \quad (\text{A.11})$$

e

$$\theta = t_a - D = t_b - D - \delta = t_c - 2D - \delta. \quad (\text{A.12})$$

A.0.1.2 Estimação por Relé

O método de identificação através do relé é bastante utilizado para a estimação de modelos matemáticos de baixa ordem com ou sem atraso de transporte para aplicações em processos industriais.

Neste tipo de identificação, um controlador *on-off* é utilizado para determinar o ganho crítico, K_u , e o período crítico, T_u , conforme mostrado na Figura 53. A saída do processo apresenta uma oscilação sustentada que é característica do controle *on-off*. Em alguns casos, a histerese é utilizada para evitar o chaveamento frequente e indevido causado por ruído nas medidas da planta (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 1995).

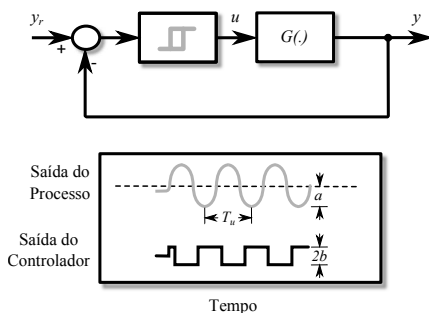


Figura 53 – Identificação via relé.

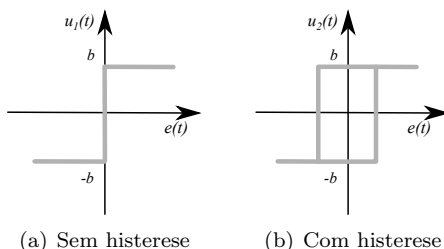


Figura 54 – Tipos de relés.

Se a amplitude da senoide de entrada do relé é b e a largura da histerese é ϵ , então o ganho crítico equivalente do relé K_u sem e com histerese são, respectivamente, representados por:

$$K_u = \frac{4b}{\pi a} \quad (\text{A.13})$$

$$K_u = \frac{4b}{\pi \sqrt{a^2 - \epsilon^2}} \quad (\text{A.14})$$

onde a é a amplitude da saída.

A condição para oscilação é que o ganho de malha seja -1, ou seja,

$$K_u G(j\omega_u) = -1 \quad (\text{A.15})$$

que é equivalente as duas condições:

$$K_u |G(j\omega_u)| = 1 \quad (\text{A.16})$$

$$\arg(G(j\omega_u)) = -\pi \quad (\text{A.17})$$

De posse de K_u e T_u , os parâmetros do modelo FOPDT em (A.1), τ e θ , podem ser calculados através das seguintes expressões:

$$\tau = \frac{T_u}{2\pi} \sqrt{(K_u K_p)^2 - 1} \quad (\text{A.18})$$

e

$$\theta = \frac{T_u}{2\pi} \left(\pi - \arctg \frac{2\pi}{T_u} \tau \right). \quad (\text{A.19})$$

Já o ganho estático K_p pode ser estimado a partir das medidas de entrada e saída em regime permanente para uma mudança do tipo degrau na entrada da planta (ÅSTRÖM; HÄGGLUND, 1995).

A.0.1.3 Estimação por Ziegler-Nichols

No método de Ziegler-Nichols o processo é submetido a uma mudança na entrada do tipo degrau e os parâmetros K_p , τ e θ são calculados a partir da curva de reação, conforme é ilustrado na Figura 55. A reta traçada corresponde à tangente no ponto de máxima inclinação da curva de reação. O intervalo de tempo entre a aplicação do degrau na entrada do processo e o instante t_1 , onde a reta tangente toca a reta $\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}_0$, é o atraso de transporte θ . A constante de tempo τ é determinada pelo intervalo de tempo entre os instantes t_1 e t_2 , onde a

reta tangente toca a reta $y(t) = y_f$. O parâmetro K_p é calculado por (ZIEGLER; NICHOLS, 1942)

$$K_p = \frac{\Delta y}{\Delta u} \quad (\text{A.20})$$

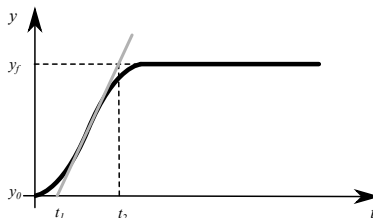


Figura 55 – Método de Ziegler-Nichols para modelagem de processos do tipo FOPDT.

A desvantagem desta técnica de estimação está na necessidade de obter o traçado correto na curva de máxima inflexão relativa aos instantes t_1 e t_2 .

A.0.1.4 Estimação por Mínimos Quadrados

O Princípio dos Mínimos Quadrados foi formulado por Karl Friedrich Gauss (1777-1855) ao final do século XVIII para predição da trajetória de planetas e cometas a partir das observações realizadas. Em seu trabalho foi estabelecido que os parâmetros desconhecidos de um modelo matemático deveriam ser selecionados de modo que (COELHO; COELHO, 2004):

“O valor mais provável das grandezas desconhecidas é a que minimiza a soma dos quadrados da diferença entre os valores atualmente observados e os valores calculados multiplicados por números que medem o grau de precisão. Quanto mais precisa a medida maior a sua ponderação.”

Seja o processo contínuo modelado por (A.2), o seu correspondente modelo linear discreto reduzido é dado pela seguinte equação a diferenças de primeira ordem:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(t) = & -\mathbf{a}_1 \mathbf{y}(t-1) + \mathbf{b}_0 \mathbf{u}(t-d-1) + \\ & \mathbf{b}_1 \mathbf{u}(t-d-2) + \boldsymbol{\xi}(t), \end{aligned} \quad (\text{A.21})$$

onde \mathbf{a}_1 , \mathbf{b}_0 e \mathbf{b}_1 são os parâmetros do modelo estimado, $\mathbf{y}(t)$, a saída do processo, $\mathbf{u}(t)$, a variável de controle e d ($d = \theta/T_s + 1$), o atraso discreto.

Os coeficientes \mathbf{a}_1 , \mathbf{b}_0 e \mathbf{b}_1 da Equação (A.21) estão relacionados com as constantes K_p , τ e θ da Equação (A.2) por

$$\begin{cases} \mathbf{a}_1 = -e^{-\frac{T_s}{\tau}} \\ \mathbf{b}_0 = K_p \left(1 - e^{-\frac{(T_s - \theta)}{\tau}}\right) \\ \mathbf{b}_1 = K_p e^{-\frac{T_s}{\tau}} \left(e^{\frac{\theta}{\tau}} - 1\right) \end{cases} \quad (\text{A.22})$$

A Equação (A.21) pode ser reescrita como

$$\mathbf{y}(t) = \boldsymbol{\varphi}^T(t) \boldsymbol{\theta}(t) + \boldsymbol{\xi}(t), \quad (\text{A.23})$$

onde $\boldsymbol{\xi}$ é incerteza de modelagem,

$$\boldsymbol{\varphi}^T(t) = (-\mathbf{y}(t-1) \quad \mathbf{u}(t-d-1) \quad \mathbf{u}(t-d-2)) \quad (\text{A.24})$$

é o vetor de medidas e

$$\boldsymbol{\theta}^T(t) = (\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{b}_0 \quad \mathbf{b}_1) \quad (\text{A.25})$$

é o vetor de parâmetros.

Para n medidas realizadas, a Equação (A.23) pode ser reescrita na forma matricial

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\phi} \boldsymbol{\theta} + \mathbf{E}, \quad (\text{A.26})$$

onde

$$\mathbf{y}^T = (\mathbf{y}(0) \quad \mathbf{y}(1) \quad \cdots \quad \mathbf{y}(n-1)) \quad (\text{A.27})$$

é o vetor de saída e

$$\boldsymbol{\phi}^T = (\boldsymbol{\varphi}(0) \quad \boldsymbol{\varphi}(1) \quad \cdots \quad \boldsymbol{\varphi}(n-1)) \quad (\text{A.28})$$

é a matriz de observação.

Considerando-se a estimativa do vetor de parâmetros como $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, a

melhor previsão de saída é calculada por

$$\hat{\mathbf{y}} = \phi \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (\text{A.29})$$

e o erro de predição por

$$\mathbf{E} = \mathbf{y} - \phi \hat{\boldsymbol{\theta}}. \quad (\text{A.30})$$

O estimador dos mínimos quadrados ponderado, ou estimador de Markov, é obtido através da minimização do seguinte critério

$$\mathbf{J} = (\mathbf{y} - \phi \hat{\boldsymbol{\theta}})^T \mathbf{W} (\mathbf{y} - \phi \hat{\boldsymbol{\theta}}), \quad (\text{A.31})$$

onde \mathbf{W} é uma matriz simétrica definida positiva que possui a ponderação para cada componente do erro em função da precisão da medida (mais precisa a medida, maior é a ponderação).

O estimador dos mínimos quadrados não-recursivo (COELHO; COELHO, 2004) é obtido admitindo-se que

$$\mathbf{W} = \sigma^2 \mathbf{I}_{n \times n} \quad (\text{A.32})$$

ou seja, a mesma ponderação (σ) em todos os erros de medida. Portanto, o estimador linear é dado por

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T \mathbf{y}. \quad (\text{A.33})$$

As constantes que definem a dinâmica de um processo de primeira ordem podem ser calculadas através das seguintes relações:

$$\mathbf{K}_p = \frac{(b_0 + b_1)}{(1 + a_1)}, \quad (\text{A.34})$$

$$\tau = \frac{-T_s}{\log(-a_1)} \quad (\text{A.35})$$

e

$$\boldsymbol{\theta} = \frac{-T_s}{\log(-a_1)} \log \left(\frac{a_1 b_0 - b_1}{a_1 (b_0 + b_1)} \right) \quad (\text{A.36})$$

A.0.2 Identificação *On-line*

Na identificação *on-line* as medidas do processo são obtidas sequencialmente e processadas em tempo real em algoritmos de estimação

recursivos. Estes utilizam pouca memória e são capazes de atualizar a estimação dos parâmetros do modelo a cada período de amostragem. Dentre os diversos tipos de algoritmos de estimação *on-line*, o mais utilizado é o dos Mínimos Quadrados Recursivo (MQR) (COELHO; COELHO, 2004).

A.0.2.1 Mínimos Quadrados Recursivo

Na implementação de um controle adaptativo em tempo real, o algoritmo do estimador de parâmetros deve ser iterativo, com o modelo do sistema sendo atualizado a cada período de amostragem, quando novas medidas tornam-se disponíveis e são utilizadas com o modelo atual para gerar um novo erro de modelagem, $\boldsymbol{\xi}(t)$ (COELHO; COELHO, 2004).

Considere o processo contínuo modelado por (A.2), cujo modelo linear discreto reduzido é dado por (A.21). O procedimento para identificação *on-line* através dos mínimos quadrados recursivo (MQR) é:

I Estimar os parâmetros de (A.21) utilizando o estimador MQR.

- (a) Medir a saída ($\mathbf{y}(t)$) e entrada ($\mathbf{u}(t)$) do sistema;
- (b) atualizar o vetor de medidas, Equação (A.24);
- (c) calcular o erro de previsão

$$\boldsymbol{\xi}(t) = \mathbf{y}(t) - \boldsymbol{\varphi}^T(t) \hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1); \quad (\text{A.37})$$

- (d) calcular o ganho do estimador

$$\mathbf{K}(t) = \frac{\mathbf{P}(t-1) \boldsymbol{\varphi}(t)}{\mathbf{1} + \boldsymbol{\varphi}^T(t) \mathbf{P}(t-1) \boldsymbol{\varphi}(t)}; \quad (\text{A.38})$$

- (e) calcular o vetor de parâmetros estimados

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1) + \mathbf{K}(t) \boldsymbol{\xi}(t) \quad (\text{A.39})$$

- (f) e calcular a matriz de covariância

$$\mathbf{P}(t) = \mathbf{P}(t-1) - \frac{\mathbf{P}(t-1) \boldsymbol{\varphi}(t) \boldsymbol{\varphi}^T(t) \mathbf{P}(t-1)}{\mathbf{1} + \boldsymbol{\varphi}^T(t) \mathbf{P}(t-1) \boldsymbol{\varphi}(t)}. \quad (\text{A.40})$$

II Calcular as constantes que definem a dinâmica de um processo de primeira ordem através das relações (A.34), (A.35) e (A.36).

ANEXO B - Métodos de Sintonia Para o Controlador DMC

Tabela 11 – Sintonias

Métodos de Sintonia para o Controlador DMC					
Fonte	N	N_y	N_u	T	d
(SHRIDHAR; COOPER, 1997)	$int \left(\frac{5\tau}{T_s} \right) + d$	N	$1 \leq N_u \leq 6$	$max(0, 1\tau, 0, 5\theta)$	$int \left(\frac{\theta}{T_s} \right) + 1$
(HAERI, 2002)	$\frac{5\tau+d}{T_s}$	N	$N_u > n^\circ$ de polos instáveis	–	$\frac{\tau}{20} \leq T \leq \frac{\tau}{10}$
(DOUGHERTY; COOPER, 2003)	$int \left(\frac{5\tau}{T_s} \right) + d$	N	$int \left(\frac{5\tau}{T_s} \right) + d$	$max(0, 1\tau, 0, 5\theta)$	$int \left(\frac{\theta}{T_s} \right) + 1$
(IGLESIAS et al., 2006)	$int \left(\frac{5\tau}{T_s} \right) + d$	N	$1 \leq N_u \leq 6$	$max(0, 1\tau, 0, 5\theta)$	$int \left(\frac{\theta}{T_s} \right) + 1$
(BAGHERI; KHAKI-SEDIGH, 2011)	$int \left(2 \frac{5\tau}{T_s} \right) + d$	N	$1 \leq N_u \leq 6$	$max(0, 1\tau, 0, 5\theta)$	$int \left(\frac{\theta}{T_s} \right) + 1$

Tabela 12 – Sintonias para o fator de ponderação de controle

Métodos de Sintonia para o fator de Ponderação de Controle do Controlador DMC	
Fonte	λ
(SHRIDHAR; COOPER, 1997)	$\begin{cases} \mathbf{0} & \text{se } N_u = 1, \\ \frac{N_u K_p^2}{500} \left(\frac{3.5\tau}{T} + 2 - \frac{(N_u-1)}{2} \right) & \text{se } N_u > 1 \end{cases}$
(HAERI, 2002)	$\frac{MK_p^2}{C} \left(N_y - d - \frac{3\tau}{2T} + 2 - \frac{(N_u-1)}{2} \right)$
(DOUGHERTY; COOPER, 2003)	$\begin{cases} \mathbf{0} & \text{se } N_u = 1, \\ \frac{N_u K_p^2}{10} \left(\frac{3.5\tau}{T} + 2 - \frac{(N_u-1)}{2} \right) & \text{se } N_u > 1 \end{cases}$
(IGLESIAS et al., 2006)	$1, 631K_p \left(\frac{\theta}{\tau} \right)^{0,4094}$
(BAGHERI; KHAKI-SEDIGH, 2011)	$\begin{cases} \mathbf{0}, 11K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94 \right)^{0,15}, & \text{se o erro de saída é importante,} \\ \mathbf{0}, 84K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94 \right)^{0,15}, & \text{intermediário e} \\ \mathbf{6}, 67K_p^2 \left(\frac{\theta}{\tau} + 0.94 \right)^{0,15}, & \text{se o esforço de controle é importante.} \end{cases}$

REFERÊNCIAS

- AL-DUWAISH; NAEEM, W. Nonlinear model predictive control of hammerstein and wiener models using genetic algorithms. *IEEE International Conference on Control Applications*, p. 465–469, Setembro 2001.
- BAGHERI, P.; KHAKI-SEDIGH, A. Tuning of dynamic matrix controller for fopdt models using analysis of variance. *IFAC*, p. 12319–12324, 2011.
- BARRA, B. A. L.; JIN, L.; KIM, Y. C.; MOSSBERG, M. Identification of first-order time-delay systems using two different pulse inputs. *IFAC*, v. 1, n. 3, p. 14366–14371, 2008.
- BARS, R.; HABER, R. Weighted one-step-ahead adaptive predictive control of nonlinear processes. *IMACS Symposium Modelling and Control of Technological Processes*, v. 1, p. 16–21, 1991.
- BARS, R.; HABER, R.; SCHIMTZ, U.; PREITL, Z. Some practical aspects of model predictive control. *International Conference on Optimization and Control*, 2005.
- BOUTAYEB, M.; RAFARALAHY, H.; DAROUACH, M. A robust and recursive identification method for the hammerstein model. *13th IFAC Triennial World Congress*, p. 447–452, 1996.
- CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. *Model Predictive Control*. [S.l.]: Springer-Verlag London Limited, 1998.
- CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. *Model Predictive Control*. [S.l.]: Springer-Verlag London Limited, 2004.
- CLARKE, D. W. *Model-based predictive control*. New York: Press. Inc., 1994.
- COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S. *Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares*. Florianópolis, Brasil: Ed. da UFSC, 2004.
- CUTLER, C. R.; RAMAKER, B. L. Dynamic matrix control: A computer control algorithm. *Proceedings of the Joint Automatic Control Conference*, p. Paper WP5–B, 1980.

DOUGHERTY, D.; COOPER, D. A practical multiple model adaptive strategy for single-loop mpc. *Control Engineering Practice*, v. 11, p. 141–159, 2003.

FRANCA, A. A.; JUNIOR, C. A. A. L.; COELHO, A. A. R. Calibração do controlador dmc para processos fopdt. *10th INDUSCON*, 2012.

FRUZZETI, K. O.; MCDONALD, A. P. an K. A. Nonlinear model predictive control using hammerstein models. *Journal of Process Control*, v. 7, n. 1, p. 31–41, 1997.

GESSING, R. Measurements and estimation in adaptive control systems. *IFAC*, p. 103–108, 1996.

HAERI, M. On- and off-line tuning rules for unconstrained siso dmc. *Scientia Iranica*, v. 9, n. 4, p. 371–377, 2002.

HANG, C. C.; CHIN, D. Reduced order process modeling in self-tuning control. *Automatica*, v. 27, p. 529–534, 1991.

HENSON, M. A.; SEBORG, D. E. *Nonlinear Process Control*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1997.

HWANG, S. H.; HUANG, Y. C. Identification of continuous-time delayed systems using an input pulse of arbitrary shape. *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, v. 29, n. 2, p. 301–309, 2006.

IGLESIAS, E. J.; SANJUÁN, M. E.; SMITH, C. A. Tuning equation for dynamic matrix control in siso loops. *Ingeniería & Desarrollo*, v. 19, p. 88–100, 2006.

KATAYAMA, M.; YAMAMOTO, T. Evolutional computation in designing a robust imc-based pid controller. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, p. 6120–6124, 2004.

KATENDE, E.; JUTAN, A. Nonlinear predictive control of complex processes. *Industrial Engineering Chemical Research*, v. 35, n. 10, p. 3539–3546, 1996.

KOKATE, R. D.; WAGHMARE, L. M. Review of tuning methods of dmc and performance evaluation with pid algorithms on a fopdt model. *International Journal of Control and Automation*, v. 4, p. 95–110, 2011.

- LEE, J. H. Modelling and identification for nonlinear model predictive control: requirements, current status and future research needs. *International Symposium on Non-linear Model Predictive Control: Assessment and Future Directions*, 1998.
- LJUNG, L. *System identification: theory for the user*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1999.
- MANER, B. R.; III, F. J. D.; OGUNNAIKE, B. A.; PEARSON, R. K. A nonlinear model predictive control scheme using second order volterra models. *Proc. American Control Conference*, p. 3253–3257, 1994.
- MEJÍA, R. I. G. *Controle Preditivo Multivariável: Aspectos de Projeto e Simulação*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, junho 2003.
- MOEDINGER, L. H.; COELHO, L. S. Otimização de controlador por alocação de pólos baseada em algoritmo genético híbrido com método simplex. *XV Congresso Brasileiro de Automática*, 2004.
- NORMEY-RICO, J. E.; CAMACHO, E. F. *Control of Dead-time Processes*. [S.l.]: Springer-Verlag London Limited, 2007.
- OGATA, K. *Engenharia de Controle Moderno*. Rio de Janeiro, RJ: Prentice-Hall do Brasil, 1985.
- PARK, H. C.; KOO, D. G.; YOUN, J. H.; LEE, J. Relay feedback approaches for the identification of hammerstein-type nonlinear processes. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 43, n. 3, p. 735–740, 2004.
- PEARSON, R. K. Selecting nonlinear model structures for computer control. *Journal of Process Control*, v. 13, p. 1–26, 2003.
- PREITL, Z.; BARS, R.; VAJK, I.; HABER, R. Internal model representation for generalized predictive control with constraint handling. *IV International Conference on Intelligent Systems Design and Application*, p. 681–685, 2004.
- RAWLINGS, J. B. Tutorial overview of model predictive control. *IEEE Control Systems Magazine*, v. 20, p. 38–52, 2000.
- SANTOS, J. E. S.; SUMAR, R. R.; COELHO, A. A. R. Uma solução para a multiplicidade da lei de controle preditivo para o modelo de hammerstein. *XV Congresso Brasileiro de Automática*, 2004.

SANTOS, J. E. S. dos. *Controle Preditivo Não-linear para Sistemas de Hammerstein*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Abril 2007.

SHRIDHAR, R.; COOPER, D. J. A tuning strategy for unconstrained iso model predictive control. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 36, p. 729–746, 1997.

SILVEIRA, A. S.; COELHO, A. A. R.; GOMES, F. J. Gmv-pid controller design with gradient method for the energy weighting factor in nonlinear plants. *IFAC Conference on Advances in PID Control*, 2012.

ÅSTRÖM, K. J.; HÄGGLUND, T. *PID Controllers: Theory, Design and Tuning*. 2. ed. [S.l.]: Instrument Society of America, 1995.

ZHU, X.; SEBORG, D. E. Nonlinear predictive control based on hammerstein models. *PSE'94*, p. 995–1000, 1994.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. Optimum settings for automatic controllers. *Transactions ASME*, v. 64, p. 759–768, 1942.

ZOU, Z.; YU, D.; HU, Z.; YU, L.; FENG, W.; GUO, N. Design and simulation of nonlinear hammerstein systems dynamic matrix control algorithm. *6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, p. 1981–1985, June 2006.