



Universidade Federal da Bahia
Escola Politécnica - Departamento de Engenharia Elétrica
Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Dissertação de Mestrado

**Avaliação Comparativa de Técnicas de Controle Preditivo Não-Linear:
Um Estudo de Caso**

Autor: Lorena Medeiros Santana

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação da Universidade Federal da Bahia como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica

Orientador:

Prof.: Dr. Adhemar de Barros Fontes

Co-Orientador:

Prof.: Dr. Carlos Eduardo Trabuco Dórea

SALVADOR / BAHIA

Dezembro / 2010

Lorena Medeiros Santana

Avaliação Comparativa de Técnicas de Controle Preditivo Não-Linear: Um Estudo de Caso

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Aprovada por:

Prof. Dr. Adhemar de Barros Fontes

Prof. Dr. Carlos Eduardo Trabuco Dórea

Prof. Dr. Humberto Xavier de Araújo

Dr. Mário César Mello Massa de Campos

Salvador, BA - Brasil.

Dezembro de 2010

Dedicatória

A minha mãe, exemplo de força e determinação, em quem penso quando alguma dificuldade parece maior do que realmente é.

Aos meus irmãos que, apesar de todas as dificuldades, a nossa união aumenta com o passar dos anos.

A meu pai, não mais entre nós fisicamente, mas com certeza me iluminando e abençoando cada passo.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço a Deus por mais essa oportunidade aproveitada.

Ao professor Dr. Adhemar de Barros Fontes pela orientação, apoio e dedicação constante em todo o desenvolvimento desse trabalho.

Ao professor Dr. Carlos Eduardo Trabuco Dórea pelos comentários e observações sempre oportunos e de grande auxílio na compreensão e análise dos resultados.

Ao professor Manoel Sobrinho pela valiosa ajuda no início dos trabalhos.

Aos meus colegas de mestrado Luiz Felipe e Victor Hugo pela ajuda durante todo o curso. Em especial à minha grande amiga e também colega de mestrado Marília pela presença dela em todos os momentos me dando apoio para seguir em frente.

A Braskem pelo tempo concedido aos estudos e em especial à minha líder de coração Lise Menezes por acreditar em meu potencial e torcer pelo meu crescimento profissional.

A todos os que direta ou indiretamente contribuíram com este trabalho.

A vida é difícil, bem o sei. Compõe-se de mil nada, que são outras tantas picadas de alfinetes, mas que acabam por ferir. Se, porém, atentarmos nos deveres que nos são impostos, nas consolações e compensações que, por outro lado, recebemos, havemos de reconhecer que as bênçãos são muito mais numerosas do que as dores. O fardo parece menos pesado, quando se olha para o alto, do que quando se curva para a terra.

Um Espírito amigo (Le Havre, 1862)

SUMÁRIO

Dedicatória	iii
Agradecimentos	iv
Mensagem	v
Sumário	vi
Lista de Símbolos e Abreviaturas	ix
Lista de Figuras	xii
Lista de Tabelas	xv
Resumo	xvi
Abstract	xvii
<i>CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO</i>	1
<i>CAPÍTULO II – CONTROLE PREDITIVO NÃO-LINEAR BASEADO EM TÉCNICAS DE LINEARIZAÇÃO</i>	7
II.1 INTRODUÇÃO	7
II.2 CONTROLADOR PREDITIVO GENERALIZADO BILINEAR COM COMPENSAÇÃO ITERATIVA (GPCBIC)	9
II.2.1 CASO SISO	10
II.2.2 CASO MIMO	17
II.3 CONTROLADOR NÃO-LINEAR ESTENDIDO AUTO-ADAPTATIVO (NEPSAC)	21
II.3.1 CASO SISO	21

II.3.2 CASO MIMO	26
II.3.3 EQUIVALÊNCIA ENTRE O GPC E O NEPSAC PARA O CASO LINEAR.....	31
II.4 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DOS CONTROLADORES EM UM MODELO TEÓRICO BILINEAR.....	34
II.5 CONSIDERAÇÕES.....	41
<i>CAPÍTULO III – ESTUDO DE CASO: COLUNA DE DESTILAÇÃO DESBUTANIZADORA.....</i>	<i>42</i>
III.1 INTRODUÇÃO	42
III.2 DESCRIÇÃO DO PROCESSO.....	43
III.2.1 SIMULAÇÃO DA COLUNA DESBUTANIZADORA NO HYSYS.....	45
III.2.1.1 COLUNA DESBUTANIZADORA	45
III.2.1.2 SIMULAÇÃO EM REGIME ESTÁTICO E DINÂMICO.....	48
III.2.2 ACOPLAMENTO ENTRE AS MALHAS.....	51
III.3 IDENTIFICAÇÃO DO MODELO BILINEAR	55
III.4 IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA DE CONTROLE	65
III.5 RESPOSTAS DOS CONTROLADORES PREDITIVOS MULTIVARIÁVEIS	66
III.6 ANÁLISE QUALITATIVA DOS RESULTADOS OBTIDOS	71
III.7 ANÁLISE QUANTITATIVA DOS RESULTADOS OBTIDOS.....	72

III.8 CONSIDERAÇÕES	74
<i>CAPÍTULO IV – CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....</i>	76
<i>BIBLIOGRAFIA.....</i>	78

SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

d	Representa o retardo, em múltiplos do período de amostragem ($d \geq 0$);
e(k)	Representa um ruído “branco” e gaussiano, com média zero e variância σ^2 ;
GPC	Controle Preditivo Generalizado (Generalized Predictive Control);
GPCBC	Controlador Preditivo Generalizado Bilinear Compensado;
GPCBIC	Controlador Preditivo Generalizado Bilinear com Compensação Iterativa (Bilinear Generalized Predictive Controller with Iterative Compensation);
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado (Generalized Reduced Gradient);
IMC	Controle por Modelo Interno (Internal Model Control);
MPC	Controle Preditivo baseado em Modelo (Model Predictive Control);
MIMO	Múltiplas Entradas e Múltiplas Saídas (Multi-Input Multi-Output);
MQR	Mínimos Quadrados Recursivo
NARIMAX	Não linear, Auto-regressivo, Integral, Média Móvel, com sinal Exógeno;
NEPSAC	Controlador Preditivo Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (Non-Linear Extended Predictive Self-Adaptative Controller)

NMPC	Controle Preditivo Não-Linear baseado em Modelo (Non-Linear Model Predictive Control);
NU	Horizonte de Controle
N_y	Horizonte de Predição
N_1	Horizonte mínimo de predição
p	Número de entradas em um processo multivariável;
PID	Controlador Proporcional Integral Derivativo;
PQS	Programação quadrática sucessiva;
PRBS	Sinal Binário Pseudo-Aleatório (Pseudo Randomic Binary Signal);
q	Número de saídas em um processo multivariável;
q^{-1}	Operador atraso unitário;
$r(k+i)$	Representa a trajetória de referência futura;
RTO	Otimizador de Tempo Real (Real Time Optimizer)
SISO	Única Entrada e Única Saída (Single Input Single Output);
T_a	Período de Amostragem;
$u(k)$	Representa a saída do controlador GPCBIC;
$u_{base}(k+i)$	Entrada base do controlador NEPSAC;
$y(k)$	Representa a saída do processo;
$\hat{y}(k+i)$	Predição i -passos à frente da saída baseada em informações disponíveis até o instante k ;

$y_{base}(k+i)$	Saída do controlador NEPSAC usando o modelo não-linear e a seqüência conhecida $u_{base}(k+i)$ como entrada do modelo, além de considerar o efeito das entradas passadas;
$y_{ótimo}(k+i)$	Saída do controlador NEPSAC obtida a partir da resposta do sistema a uma série de entradas do tipo impulso e uma entrada do tipo degrau;
$\delta u(k+i)$	Entrada ótima do controlador NEPSAC;
$\delta(i)$ e $\lambda(i)$	Seqüências de ponderação sobre o sinal de erro e o incremento do sinal de controle, respectivamente;
W_y e W_u	Matrizes Diagonais, positivo definidas, de ponderação sobre o vetor de erro e sobre o vetor de ações de controle, respectivamente;
$\ \cdot \ _2$	Norma Quadrática

FIGURAS

Figura 1. Níveis Hierárquicos de um Sistema de Controle	2
Figura 2. Fluxo do processo iterativo GPCBIC	2
Figura 3. Diagrama de Blocos de Processo MIMO	17
Figura 4. Conceito das ações do controle base e ótimo	22
Figura 5. Representação da aproximação da saída predita	22
Figura 6. Funcionamento do Algoritmo NEPSAC	25
Figura 7. Comportamento da Saída do Processo	35
Figura 8. Avaliação do Esforço de Controle	36
Figura 9. Comportamento da Saída do Processo	36
Figura 10. Avaliação do Esforço de Controle	37
Figura 11. Comportamento da Saída do Processo	37
Figura 12. Avaliação do Esforço de Controle	38
Figura 13. Coluna de Destilação Típica (Fonte: Rocha, 2003)	44
Figura 14. Coluna de Destilação em Estudo	44
Figura 15. Planta em Estudo	48
Figura 16. Análise Acoplamento entre as Malhas	54
Figura 17. Resposta Modelo Corrente de Topo $n_a=2$ e $n_b=[0\ 1\ 1\ 0]$	57
Figura 18. Resposta Modelo Corrente de Topo $n_a=2$ e $n_b=[0\ 2\ 2\ 0]$	57
Figura 19. Resposta Modelo Corrente de Topo $n_a=2$ e $n_b=[1\ 2\ 2\ 1]$	57

Figura 20. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=2$ e $nb=[2\ 2\ 2\ 2]$	57
Figura 21. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=2$ e $nb=[1\ 3\ 3\ 1]$	58
Figura 22. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=2$ e $nb=[2\ 3\ 3\ 2]$	58
Figura 23. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=2$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$	58
Figura 24. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[0\ 1\ 1\ 0]$	59
Figura 25. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[0\ 2\ 2\ 0]$	59
Figura 26. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[1\ 2\ 2\ 1]$	59
Figura 27. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[2\ 2\ 2\ 2]$	59
Figura 28. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[1\ 3\ 3\ 1]$	59
Figura 29. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[2\ 3\ 3\ 2]$	59
Figura 30. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$	60
Figura 31. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[0\ 1\ 1\ 0]$	60
Figura 32. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[0\ 2\ 2\ 0]$	60
Figura 33. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[1\ 2\ 2\ 1]$	61
Figura 34. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[2\ 2\ 2\ 2]$	61
Figura 35. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[1\ 3\ 3\ 1]$	61
Figura 36. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[2\ 3\ 3\ 2]$	61
Figura 37. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$	61
Figura 38. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=3$ e $nb=[0\ 1\ 1\ 0]$	62
Figura 39. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=3$ e $nb=[0\ 2\ 2\ 0]$	62
Figura 40. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=3$ e $nb=[1\ 2\ 2\ 1]$	62

Figura 41. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[2\ 2\ 2\ 2]$	62
Figura 42. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[1\ 3\ 3\ 1]$	62
Figura 43. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[2\ 3\ 3\ 2]$	62
Figura 44. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[3\ 3\ 3\ 3]$	63
Figura 45. Resposta da Concentração de Topo para uma variação em degrau na vazão de refluxo e na carga térmica	64
Figura 46. Resposta da Concentração de Fundo para uma variação em degrau na vazão de refluxo e na carga térmica	64
Figura 47. Interface de Comunicação Hysys e Matlab	66
Figura 48. Resposta da Composição de Topo a um Degrau aplicado na Composição de Topo	67
Figura 49. Resposta da Composição de Fundo a um Degrau aplicado na Composição de Topo	68
Figura 50. Esforço de Controle da Vazão de Refluxo a um Degrau aplicado na Composição de Topo	68
Figura 51. Esforço de Controle da Carga Térmica a um Degrau aplicado na Composição de Topo	69
Figura 52. Resposta da Composição de Topo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo	69
Figura 53. Resposta da Composição de Fundo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo	70
Figura 54. Esforço de Controle da Vazão de Refluxo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo	70
Figura 55. Esforço de Controle da Carga Térmica a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo	71

TABELAS

Tabela 1. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 1.	39
Tabela 2. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 2.	39
Tabela 3. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 3.	40
Tabela 4. Índices Globais de Goodhart dos Controladores.	40
Tabela 5. Dados de Processo da Coluna Desbutanizadora.	50
Tabela 6. Variação na vazão de refluxo com temperatura constante.	52
Tabela 7. Variação na temperatura com refluxo constante.	53
Tabela 8. Análise Tempos de Resposta e Variação de Amplitude.	54
Tabela 9. Faixas dos Tempos de Acomodação em minutos	56
Tabela 10. Análise de Erro dos Modelos obtidos	63
Tabela 11. Faixas dos Tempos de Acomodação em minutos	72
Tabela 12. Índices de Desempenho dos Controladores: Degrau na Composição de Topo.	73
Tabela 13. Índices de Desempenho dos Controladores: Degrau na Composição de Topo e Fundo.	74

RESUMO

Avaliação Comparativa de Técnicas de Controle Preditivo Não-Linear: Um Estudo de Caso

Este trabalho propõe uma análise comparativa de desempenho entre dois algoritmos de controle preditivos não-lineares quando aplicados a uma coluna de destilação de Butadieno simulada em um software de simulação comercial. Um deles, o Controlador Preditivo Generalizado Bilinear Multivariável com Compensação Iterativa (GPCBIC), é projetado para trabalhar com sistemas bilineares, o tipo de não-linearidade tratada no modelo obtido da coluna em estudo. No outro algoritmo de controle do Controlador Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (NEPSAC) há uma independência do tipo da não-linearidade considerada na obtenção do modelo do processo. Os resultados obtidos evidenciam que o controlador preditivo bilinear com a compensação iterativa e o controle preditivo não-linear estendido auto-adaptativo, quando aplicados em processos com pequena faixa de operação, apresentam desempenhos equivalentes. Entretanto, à medida que o desvio do ponto de operação em relação ao desejado aumenta, o algoritmo GPCBIC apresenta melhores resultados.

ABSTRACT

Comparative Analysis of Nonlinear Predictive Control Techniques: A Case Study.

This work proposes a comparative performance analysis between two non-linear predictive control algorithms when applied on a simulated debutanizer distillation column developed in commercial software. One of them, the Bilinear Generalized Predictive Control with Iterative Compensation (GPCBIC) is designed to work with bilinear systems, the type of nonlinearity presented in the model of the column on study. The other one, the Non-Linear Extended Predictive Self-Adaptative Controller (NEPSAC) does not depend on the type of nonlinearity considered in the model of the process. The obtained results illustrate that the Bilinear Generalized Predictive Control with Iterative Compensation and the Non-Linear Extended Predictive Self-Adaptative Controllers, when applied in cases with small operating range, have similar performance. However, as the deviation from the desired operating point increases, the algorithm GPCBIC demonstrates better results.

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Normalmente, o controle de sistemas complexos é tipicamente dividido em níveis hierárquicos. No primeiro nível, o controle regulatório é implementado por meio de controladores PID. Esse tipo de controle em um processo industrial tem como principal função proporcionar segurança, estabilidade operacional e qualidade dos produtos. Outra função é rejeitar os distúrbios e manter as variáveis de processo como temperatura, pressão e nível em valores de referência desejados ou oscilando em faixas pré-definidas.

A otimização do processo, onde se busca o maior retorno econômico com os menores custos operacionais, é conseguida com sistemas de controle avançado, que corresponde ao segundo nível hierárquico. Acima do controle avançado, ainda é possível destacar algoritmos de otimização em tempo real (*RTO – Real Time Optimizer*). Estes fornecem os valores de referência desejados, também conhecidos como “setpoints”, para o sistema de controle avançado a partir de informações sobre a disponibilidade de recursos disponíveis e sobre as demandas futuras que recebem da camada de planejamento. A Figura 1 apresenta os níveis hierárquicos de um sistema de controle, em que cada camada tem seu objetivo. Deve-se observar, no entanto, que o sucesso de cada uma destas camadas depende fortemente do desempenho das camadas inferiores (Farina, 2004).

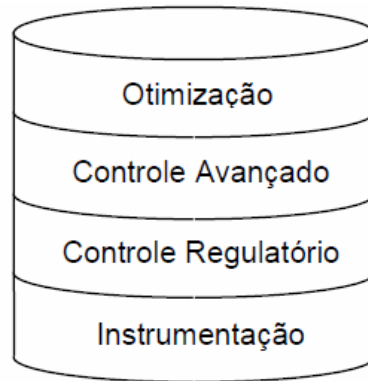


Figura 1. Níveis Hierárquicos de um Sistema de Controle

Com efeito, demonstra-se a importância do sistema de instrumentação e controle básico, ou regulatório, para o sucesso de qualquer projeto de controle avançado. Isto porque da mesma forma que nenhum sistema de controle regulatório pode apresentar bons resultados se os instrumentos de campo não operam de forma adequada, um sistema de controle avançado ou de otimização também vai ser deficiente se o sistema de controle regulatório não estiver devidamente ajustado e configurado.

Além da necessidade de análise de desempenho do controle regulatório, destaca-se ainda que a maioria dos sistemas dinâmicos encontrados na indústria apresenta interações entre as variáveis controladas e as variáveis manipuladas escolhidas como variáveis de controle de processo. Observa-se, que, raramente, uma variável é controlada pela manipulação de uma única ação de controle. Dessa forma, o controle de processos que apresentam interação e utiliza estratégias do tipo uma entrada e uma saída (SISO), ainda que possível em alguns casos, faz com que a operação se desenvolva muito longe dos limites impostos pelas restrições do problema. Isto acarreta em um pobre desempenho ou mesmo instabilidade do sistema.

Os processos químicos e petroquímicos apresentam características que requerem soluções de controle bem específicas. A dinâmica lenta e complexa, o alto grau de acoplamento entre as variáveis e as não linearidades são algumas das principais razões para esta diferença. Uma coluna de destilação é um bom exemplo dessa diferenciação. A operação de um processo desse tipo,

caracteristicamente multivariável, que possui restrições, requer na maioria dos casos um controle também multivariável que considere o acoplamento entre as diversas variáveis e também as restrições, tanto das variáveis controladas quanto das manipuladas. De fato, um melhor controle permite que muitos processos sejam projetados e operem próximo ao regime ótimo (Aström & Wittenmark, 1995).

Os controladores preditivos, uma das estratégias de controle avançado com grande aplicabilidade nos processos industriais, caracterizam-se por utilizar previsões do comportamento futuro de variáveis controladas de um dado sistema para realizar o cálculo da lei ótima de controle. Estes se baseiam em modelos que incluem a dinâmica do sistema, considerando também a influência do ruído e de determinadas perturbações. A diferença entre as distintas classes de controladores preditivos está basicamente no tipo de modelo adotado. Essa técnica de controle, conhecida como “Model Predictive Control” (MPC) é hoje aceita como uma das principais estratégias de controle no ambiente industrial por sua capacidade de tratar restrições, além de trabalhar com sistemas multivariáveis (Camacho e Bordons, 2004). A utilização de um modelo preciso de representação é fundamental para o desenvolvimento de estratégias de controle mais eficientes e aplicáveis a sistemas não-lineares. Isto pode propiciar um aumento na qualidade do processo, tornando-o mais competitivo, e também possibilitar uma redução dos custos de produção, promovendo, assim, ganhos econômicos.

Apesar da grande maioria dos processos industriais ser essencialmente não-linear, o projeto de controladores para estes processos em sua maioria é baseado em modelos lineares. Isto, evidentemente, gera uma limitação no controle desses processos quando as não-linearidades presentes interferem significativamente no desempenho do controlador e afeta o comportamento do sistema. Em alguns casos chega a ser crucial para a estabilidade em malha fechada. Entretanto, uma das vantagens dessa consideração deve-se ao fato de que no caso linear, o problema de otimização pode ser solucionado por programação linear ou quadrática, e já existem diversas ferramentas de software bem eficientes para resolução desse problema. Em contrapartida,

algumas não linearidades são tão representativas para o processo que justificam a aplicação de estratégias de controle preditivo não linear.

Pesquisas comprovam que alguns processos que apresentam alto grau de não linearidade são insuficientemente representados e controlados por algoritmos de controle preditivo quando utilizam modelos lineares (Camacho e Bordons, 2004). Essa condição fez com que o estudo de controladores preditivos não-lineares fosse cada vez mais aprofundado e que diversos trabalhos tenham sido propostos com o objetivo de tornar os controladores “mais robustos” no tratamento das não-linearidades. Alguns resultados apresentam implementações eficientes do controlador preditivo não linear (Morari and Lee, 1999; Qin and Badgwell, 2003). Porém o esforço computacional requerido é muito maior quando comparado com as aplicações de um controlado preditivo linear. Isto porque, a estratégia “Non Linear Model Predictive Control” (NMPC) é baseada na solução de um problema de otimização não-convexo, cujas ferramentas para o cálculo não são capazes de garantir uma solução ótima global, e, algumas vezes, nem garantem uma solução confiável. Por isso há dificuldades de implementação do NMPC em processos industriais.

Em essência, existem dois métodos representativos adotados na solução de controle preditivo não-linear. Um dos métodos é o da abordagem da programação não-linear que utiliza um algoritmo de otimização não-linear, tal como o Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e a Programação Quadrática Sucessiva (PQS). O outro método é o que utiliza técnicas distintas de linearização, destacando-se a utilização de séries de Volterra, a linearização através de realimentação de saída, a utilização do modelo denominado “quasilinear por degrau de tempo” e uma linearização iterativa da resposta do modelo para obtenção da lei de controle. Como a maioria dos processos é efetivamente não-linear recorre-se a técnicas de linearização para a obtenção do modelo. Para muitos processos, este procedimento é aceitável, seja pelo nível de não linearidade do processo ser pequeno ou pelo fato da planta operar sempre em uma região muito próxima do ponto de operação utilizado na linearização do modelo (Plucenio, 2010).

Como caso particular do controle preditivo baseado em modelos não-lineares, aqueles baseados em modelos bilineares têm despertado grande interesse. Isto porque, os modelos bilineares apresentam a vantagem de serem mais simples que os não lineares e mais representativos e vale ressaltar que a bilinearidade está presente em muitos sistemas físicos (Fontes *et al.*, 2002). Por exemplo, o modelo bilinear é uma forma de representação natural da dinâmica não linear presente no processo de destilação, segundo Mohler (1973). As colunas de destilação são consideradas sistemas segmentados. Como as entradas agem de forma linear sobre a questão dos fluxos de transportes, é possível incluir este tipo de sistema na classe de sistemas bilineares (Espania e Landau, 1978).

Esta dissertação apresenta uma avaliação comparativa de desempenho de dois tipos de controladores preditivos não-lineares aplicados em uma coluna de destilação desbutanizadora, simulada no programa HYSYS, e, para fins de controle, modelada por um modelo bilinear. O primeiro trata do Controlador Preditivo Generalizado Bilinear com Compensação Iterativa (GPCBIC) (Fontes, 2006), que utiliza o modelo NARIMAX quase-linear por degrau de tempo. Neste, o erro de predição é reduzido a cada passo por um esquema iterativo de compensação. O segundo controlador analisado é o Controlador Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (NEPSAC), cuja principal característica é uma linearização iterativa da resposta do modelo na busca da solução ótima. Neste algoritmo de controle há uma independência do tipo da não-linearidade considerada na obtenção do modelo do processo (Lazar, 2003). A proposta é a generalização de algoritmos lineares para o caso de processos não-lineares, mantendo parte da simplicidade do controle original (Torrice, 2004). O NEPSAC combina o modelo NARIMAX e o modelo não-linear, na forma entrada-saída, com o objetivo de aproximar o valor da ação do controle ao valor ótimo (Torrice, 2007).

A dissertação está dividida em quatro capítulos. Neste primeiro capítulo foram apresentadas a motivação da dissertação e sua estrutura.

No segundo capítulo são apresentados os dois tipos de controladores preditivos multivariáveis não-lineares que se baseiam em técnicas de

linearização utilizados nesse trabalho: o Controlador Preditivo Generalizado Bilinear com Compensação Iterativa (GPCBIC) e o Controlador Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (NEPSAC), cujo desenvolvimento do algoritmo e sua validação faz parte desse trabalho. Para finalizar o capítulo, é feita uma análise preliminar do desempenho desses dois controladores quando aplicados em um modelo teórico bilinear.

No terceiro capítulo são apresentados os resultados obtidos na aplicação dos dois controladores citados anteriormente em uma coluna de destilação desbutanizadora. Para isso, faz-se uma breve descrição do processo de fracionamento com foco nos problemas de controle usualmente encontrados neste sistema, tais como: análise das características do processo; definição das variáveis controladas, manipuladas e perturbação; objetivos de controle e restrições. São apresentados ainda os resultados do processo de identificação e modelagem da coluna desbutanizadora, realizada por meio do programa HYSYS. Nessa etapa definem-se as variáveis de controle e os parâmetros utilizados, além da comunicação desta ferramenta com o MATLAB, software onde é feita a implementação do controlador.

Para finalizar, o quarto capítulo apresenta as conclusões finais do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

CONTROLE PREDITIVO NÃO-LINEAR BASEADO EM TÉCNICAS DE LINEARIZAÇÃO

II.1 Introdução

Apesar do controle preditivo baseado em modelos lineares ser popular desde a década de 70, somente recentemente é que se verifica uma atenção crescente dos profissionais de controle na área de controladores preditivos baseados em modelos não-lineares (NMPC). O interesse prático é impulsionado pelo fato de que os processos de hoje precisam ser operados sob condições mais próximas das especificações. Ao mesmo tempo, cada vez mais limitações decorrentes de condições ambientais e de segurança precisam ser preenchidas. Muitas vezes, essas condições somente podem ser atendidas quando as não linearidades do processo e suas restrições são tratadas pelos controladores.

Existe uma grande quantidade de técnicas NMPC que direta ou indiretamente tratam sistemas não-lineares (Findeisen e Allgöwer, 2002). Uma possível classificação destas técnicas as divide em três grupos:

(a) as que utilizam diretamente um modelo não linear genérico e um algoritmo de otimização não linear de propósito geral;

(b) as que utilizam modelos não lineares particulares e métodos de otimização específicos para o modelo escolhido;

(c) e, por fim, as que utilizam um ou vários modelos lineares para representar o processo e algoritmos de otimização lineares. Normalmente, esses modelos são obtidos por meio de técnicas de linearização.

Evidentemente as vantagens de uma ou outra alternativa estão diretamente relacionadas ao compromisso desempenho-custo computacional da estratégia de controle escolhida e da resposta do sistema. A terceira abordagem citada anteriormente consiste em utilizar uma versão linearizada do modelo para a síntese do controlador. Normalmente essas formulações incorporam procedimentos de linearização em vários pontos de operação e uma técnica de tratamento de erro de modelagem introduzido. Entretanto a perda no desempenho do sistema controlado será proporcional às diferenças entre o modelo e o processo.

Embora os métodos de linearização representem uma simplificação do processo, vale a pena apresentar o seguinte pensamento de Morari e Lee (1999) que suporta essa linha de pesquisa.

“Embora os puristas teóricos tendam a permanecer longe das abordagens de linearização, linearização é o único método que encontrou ampla utilização na indústria conforme demonstram os projetos”.

Diversas abordagens baseadas em simplificações e linearizações têm sido propostas. Algumas delas são apresentadas a seguir:

(a) Ponderação de múltiplos modelos lineares em função dos diversos pontos de operação do sistema. O custo computacional e o desempenho deste método estão diretamente relacionados ao número de modelos necessários e aos procedimentos de ponderação, que em geral não são simples de generalizar;

(b) Método min-max, desenvolvido para sistemas lineares que apresentam comportamentos dependentes de parâmetros variáveis no tempo ou perturbações. Sendo assim, pode ser usado para processos não lineares quando estes são representados aproximadamente por um conjunto de modelos lineares;

(c) Linearizações a cada instante de amostragem que visam, principalmente, a resolução por métodos alternativos do problema de otimização não linear.

Em todos os casos anteriores em que são usadas aproximações trata-se de compensar as perdas no desempenho com a maior velocidade de processamento e simplicidade dos algoritmos. Assim, pode-se considerar como melhor aquele algoritmo que consiga o melhor compromisso entre desempenho, simplicidade e velocidade.

Os dois controladores analisados nesse trabalho se baseiam em linearizações a cada instante de amostragem com uma pequena diferença entre eles. O GPCBIC utiliza o modelo do preditor quasilinear por degrau de tempo e o erro é corrigido iterativamente para o cálculo da lei de controle. Enquanto que o NEPSAC faz uma linearização iterativa da resposta do modelo na busca da solução ótima.

II.2 Controlador Preditivo Generalizado Bilinear com Compensação Iterativa (GPCBIC)

O Controle Preditivo Generalizado surgiu como uma proposta de um algoritmo de controle preditivo genérico, que pudesse resolver os problemas apresentados pelos demais controladores da família MPC. Utilizando o conceito de horizonte móvel, este foi proposto por Clarke (1987) e tem-se tornado um dos métodos mais populares tanto na indústria como na academia. A sua implementação em muitas aplicações industriais tem sido de pleno sucesso, mostrando bom desempenho e certo grau de robustez. Isto se deve em parte a sua capacidade de manusear diferentes problemas de controle em uma grande variedade de plantas.

Como qualquer controlador da família MPC, o GPC baseia-se em um modelo para elaboração do algoritmo de controle. Definido o modelo, sabe-se que o algoritmo GPC calcula uma seqüência de ações de controle de forma a minimizar uma função objetivo multi-passo, definida sobre um horizonte de predição, com ponderação da ação de controle e pertence à classe de controladores de horizonte móvel.

II.2.1 Caso SISO

Considere a seguinte função objetivo para um sistema SISO:

$$J = \sum_{i=N_1}^{N_y} \delta(i) [\hat{y}(k+i) - r(k+i)]^2 + \sum_{i=1}^{NU} \lambda(i) [\Delta u(k+i-1)]^2 \quad (1)$$

em que

- $\hat{y}(k+i)$ é uma predição ótima i -passos à frente da saída do sistema, baseada em informações disponíveis até o instante k ;
- N_1 representa o horizonte inicial de predição;
- N_y representa o horizonte máximo de predição;
- NU representa o horizonte de controle;
- $\delta(i)$ e $\lambda(i)$ são seqüências de ponderação sobre o sinal de erro e o incremento do sinal de controle, respectivamente;
- $r(k+i)$ é a trajetória de referência futura.

Para minimizar a função objetivo citada, deverá ser obtida a predição ótima da saída, i -passos à frente, no intervalo $N_1 \leq i \leq N_y$. Sendo o modelo linear e causal, o valor predito é considerado como a superposição de duas parcelas, a resposta livre e a resposta forçada, sendo:

(a) a resposta livre devido à resposta natural do sistema a partir das condições atuais, considerando-se uma seqüência nula de incrementos de ações futuras de controle;

(b) a resposta forçada obtida da consideração de condição inicial nula em relação a um ponto de operação e sujeita à seqüência de incrementos futuros de ações de controle, nosso objetivo de cálculo.

A minimização da função objetivo, assumindo que não há restrições no sinal de controle, é obtida por meio do gradiente de J em relação a u e igualando este a zero, o que produz uma expressão analítica para a lei de controle que será aplicada no processo respeitando o princípio do horizonte

móvel. Ou seja, o sinal de controle que é de fato enviado ao processo é o primeiro elemento do vetor da lei de controle, já que no próximo instante o novo vetor da lei de controle será calculado considerando as novas condições.

O Controlador Preditivo Generalizado Bilinear com Compensação Iterativa (GPCBIC) (Fontes, 2006), baseado na estrutura do GPC, utiliza o modelo NARIMAX quasilinear por degrau de tempo em seu algoritmo de controle. Neste, o erro de predição é reduzido a cada passo por um esquema iterativo de compensação. Inicialmente será abordado o GPCBIC SISO e a seguir será apresentada a estratégia multivariável para esse controlador.

Considere o seguinte modelo bilinear monovariável, auto-regressivo, média móvel, com sinal exógeno (NARIMAX):

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k-1) + \sum_{i=1}^{na} \sum_{j=1}^m \eta_{(i-d)j} u(k-j-i+1)y(k-i) + C(q^{-1}) \frac{e(k)}{\Delta(q^{-1})} \quad (2)$$

com $\eta_{ij} = 0$ para $\forall i < 0$.

Os polinômios A, B e C são dados por:

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \dots + a_{na} q^{-na} \\ B(q^{-1}) &= b_0 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \\ C(q^{-1}) &= 1 + c_1 q^{-1} + c_2 q^{-2} + \dots + c_{nc} q^{-nc} \end{aligned} \quad (3)$$

A aproximação quasilinear por degrau de tempo consiste em reescrever este modelo na forma:

$$y(k) = - \sum_{i=1}^{na} \left(a_i - \sum_{j=1}^m \eta_{(i-d)j} u(k-j-i+1) \right) y(k-i) + q^{-d} B(q^{-1}) u(k-1) + C(q^{-1}) \frac{e(k)}{\Delta(q^{-1})} \quad (4)$$

Definindo

$$\tilde{a}_i(u) = \left(a_i - \sum_{j=1}^m \eta_{(i-d)j} u(k-j-i+1) \right) \quad (5)$$

obtém-se o seguinte modelo

$$y(k) = -\sum_{i=1}^{n_a} \tilde{a}_i(u)y(k-i) + q^{-d}B(q^{-1})u(k-1) + C(q^{-1})\frac{e(k)}{\Delta(q^{-1})} \quad (6)$$

ou ainda

$$\tilde{A}(q^{-1}, u)y(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k-1) + C(q^{-1})\frac{e(k)}{\Delta(q^{-1})} \quad (7)$$

em que

$$\tilde{A}(q^{-1}, u)y(k) = 1 + \tilde{a}_1(u)q^{-1} + \tilde{a}_2(u)q^{-2} + \dots + \tilde{a}_{n_a}(u)q^{-n_a} \quad (8)$$

O modelo pode também ser escrito como:

$$\Delta\tilde{A}(q^{-1}, u)y(k) = q^{-d}B(q^{-1})\Delta u(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (9)$$

ou ainda

$$\bar{A}(q^{-1}, u)y(k) = q^{-d}B(q^{-1})\Delta u(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (10)$$

em que

$$\bar{A}(q^{-1}, u) = \Delta\tilde{A}(q^{-1}, u) = \tilde{A}(q^{-1}, u) - q^{-1}\tilde{A}(q^{-1}, u) \quad (11)$$

Este modelo, assim obtido, é denominado modelo NARIMAX quasilinear por degrau de tempo. Observe que, neste modelo os coeficientes do polinômio $\bar{A}(q^{-1}, u)$ dependem de valores passados de $u(k)$ que são conhecidos e considerados constantes até o instante seguinte, quando uma nova atualização de seus valores é realizada. A partir deste modelo, válido para o instante k , efetua-se a predição da saída i -passos à frente.

Para ilustrar a idéia da compensação iterativa no controlador preditivo bilinear, considere o seguinte modelo bilinear de primeira ordem:

$$y(k) = -a_1y(k-1) + b_0u(k-1) + d_0u(k-1)y(k-1) + e(k) \quad (12)$$

Para o modelo bilinear acima, a aproximação quasilinear por degrau de tempo (Goodhart, 2004) é como segue:

$$y(k) = \tilde{a}_1(u)y(k-1) + b_0u(k-1) + e(k) \quad (13)$$

em que

$$\tilde{a}_1(u) = -a_1 + d_1u(k-1) \quad (14)$$

A predição i -passos à frente baseada no modelo quasilinear é descrita por:

$$y(k+i) = \tilde{a}_i(u)y(k+i-1) + b_0u(k+i-1) + e(k+i) \quad (15)$$

Neste modelo, na predição, a ação de controle conhecida até o instante $(k-1)$ é usada para o cálculo de $\tilde{a}_1(u)$ e considerada constante. Desenvolvendo-se a expressão (15) da predição de saída para i -passos, observa-se também que o termo correspondente ao coeficiente $\tilde{a}_i(u)$, varia com o horizonte de predição, dependendo claramente do valor futuro da ação de controle. De forma geral, pode-se representar:

$$\tilde{a}_i(u) = -a_1 + d_1u(k+i-1) \quad (16)$$

Uma solução analítica para o preditor nas bases utilizadas pelo algoritmo de controle preditivo, baseado no algoritmo desenvolvido por Clarke (1987), não existe. Assim, foi proposto o cálculo de forma iterativa de uma seqüência de ações futuras de controle, que reduz o erro de predição. No cálculo desta seqüência quasilinear, efetua-se, em cada iteração, a correção dos coeficientes $\tilde{a}_i(u)$ utilizando a seqüência de ações calculada na iteração anterior, o que caracteriza a compensação iterativa do controlador.

Semelhantemente ao algoritmo GPC, o GPCBIC calcula uma seqüência de ações de controle de forma a minimizar uma função objetivo multi-passo definida sobre um horizonte de predição, com ponderação da ação de controle.

Deve-se observar que a predição da saída i -passos à frente, $\hat{y}(k+i)$, obtida pelo processo iterativo, ainda representa uma predição sub-ótima, uma vez que esta predição é uma aproximação da predição exata que seria obtida pelo modelo bilinear. Assim, para minimizar a função objetivo acima mencionada, deverá ser obtida a predição sub-ótima da saída, i -passos à frente, no intervalo $N_1 \leq i \leq N_y$. Embora o modelo da planta seja não-linear, o método de compensação iterativa ainda permite que se use o mesmo procedimento empregado pelo GPC. Isso é possível, pois o modelo do preditor é quasilinear por degrau de tempo, corrigido iterativamente. Dessa forma, o conceito de resposta livre e de resposta forçada é também utilizado, neste caso. Portanto, considerando o modelo quasilinear por degrau de tempo NARIMAX, tem-se que a saída predita i -passos à frente, com $i \geq d$, é dada por:

$$\hat{y}(k+1) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1}, u)} \Delta u(k+i-1) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1}, u)} e(k+i) \quad (17)$$

ou ainda

$$\hat{y}(k+1) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1}, u)} \Delta u(k+i-d-1) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1}, u)} e(k+i) \quad (18)$$

No presente algoritmo, os coeficientes $\tilde{a}_i(u)$ do polinômio $\tilde{A}(q^{-1}, u)$ são corrigidos de forma iterativa.

Por meio da Equação Diofantina é possível separar as informações passadas e futuras.

$$\frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1}, u)} = E_i(q^{-1}, u) + q^{-i} \frac{F_i(q^{-1}, u)}{A(q^{-1}, u)} \quad (19)$$

sendo

$$E_i(q^{-1}, u) = e_{i,0} + e_{i,1}q^{-1} + \dots + e_{i,i-1}q^{-(i-1)} \quad (20)$$

$$F_i(q^{-1}, u) = f_{i,0} + f_{i,1}q^{-1} + \dots + f_{i,na}q^{-na} \quad (21)$$

com grau $\{E_i(q^{-1}, u)\} = i-1$ e grau $\{F_i(q^{-1}, u)\} = \text{grau}\{\bar{A}(q^{-1}, u)\} - 1$, sendo $\{E_i(q^{-1}, u)\}$ e $\{F_i(q^{-1}, u)\}$ calculados iterativamente em cada instante t utilizando-se os valores corrigidos dos coeficientes $\tilde{a}_i(u)$ do polinômio $\bar{A}(q^{-1}, u)$.

Dessa forma obtêm-se de forma similar ao caso linear os vetores da resposta livre e resposta forçada.

$$y_l = F''(q^{-1}, u)y(k) + H'(q^{-1}, u)\Delta u(k-1) \quad (22)$$

$$y^f = \begin{bmatrix} h_0(u) & 0 & \cdots & 0 \\ h_1(u) & h_0(u) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N-1}(u) & h_{N-2}(u) & \cdots & h_0(u) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N-1) \end{bmatrix} = H(u)u \quad (23)$$

de forma que

$$y = H(u)u + y_l \quad (24)$$

A lei de controle é obtida de forma semelhante ao GPC, observando-se, no entanto, que esta é uma solução sub-ótima, na medida em que o preditor é sub-ótimo. Assim, a lei de controle é definida por:

$$u = (H(u)^T H(u) + \lambda I)^{-1} H(u)^T (r - y_l) \quad (25)$$

O sinal de controle que é de fato enviado ao processo é o primeiro elemento do vetor u , e é dado por:

$$\Delta u = K(r - y_l) \quad (26)$$

sendo K a primeira linha da matriz $(H(u)^T H(u) + \lambda I)^{-1} H(u)^T$.

O Controlador Preditivo Generalizado Bilinear Compensado (GPCBC), apresentado por Fontes *et al.*, (2002) utiliza um termo de compensação cujo objetivo é corrigir o erro de predição devido à aproximação do modelo

quasilinear por degrau de tempo, NARIMAX, utilizado no controlador preditivo apresentado por Goodhart *et al.*, (1994). O modelo do preditor do controlador preditivo apresentado por este, gera um erro de predição, que aumenta com o horizonte, degradando o desempenho deste controlador. Para reduzir este erro, Fontes *et al.*, (2002), apresentaram em sua proposta um termo de compensação, na forma polinomial, para cada horizonte de predição. Este termo é adicionado ao modelo do preditor preservando algumas propriedades deste.

Na abordagem aqui apresentada, a compensação do erro de predição acima mencionado é realizada de forma iterativa, utilizando-se inicialmente, a seqüência de ações de controle futuras, dentro do horizonte de controle, calculada pelo algoritmo de controle preditivo quasilinear. Com esta seqüência, os coeficientes do modelo do preditor i -passos à frente são corrigidos. No processo de compensação iterativa, novas seqüências são calculadas utilizando-se os parâmetros corrigidos do preditor, em cada horizonte de predição, de forma a reduzir o erro de predição.

É interessante observar que o GPCBIC calcula, de forma iterativa, utilizando a Equação Diofantina, para cada nova predição, os polinômios $E_i(q^{-1}, u)$ e $F_i(q^{-1}, u)$. Com os novos valores de $E_i(q^{-1}, u)$ e $F_i(q^{-1}, u)$ determina-se a matriz $H(u)$ e, de forma semelhante ao algoritmo de controle quasilinear por degrau de tempo, calcula-se o novo vetor de incrementos de controle que será utilizado para atualização dos coeficientes $\tilde{a}_i(u)$ do polinômio $\bar{A}(q^{-1}, u)$.

Considerando que, em alguns casos, para sistemas não-lineares, não é possível encontrar uma lei de controle ótima, o processo iterativo deve se repetir até que sejam atingidas algumas condições de convergência. Uma delas é baseada na variação entre a norma calculada na iteração anterior e aquela calculada no instante atual que deve ser menor que um valor pré-estabelecido. Outra condição considera que, caso a convergência se dê muito lentamente, um contador forçará a saída do processo iterativo quando um determinado número de iterações for atingido. A Figura 2 mostra o fluxo do processo iterativa desse controlador.

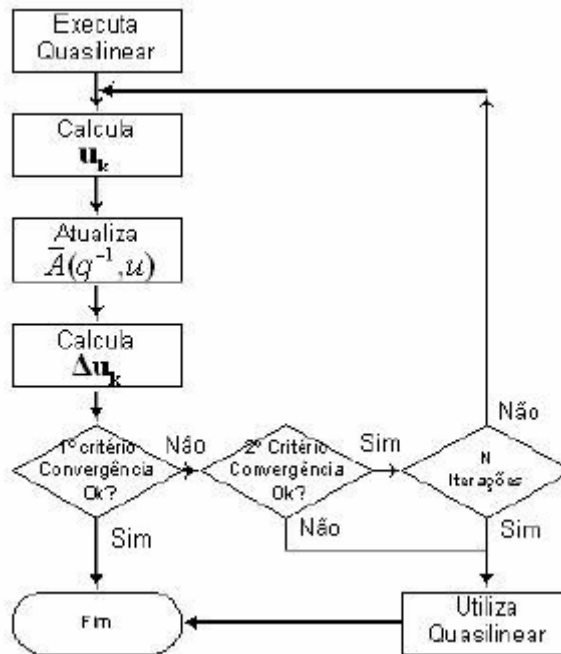


Figura 2. Fluxo do processo iterativo GPCBIC

É possível ainda a aplicação do controlador GPCBIC em sistemas multivariáveis, o qual foi apresentado e desenvolvido por Laurandi (2006).

II.2.2 Caso MIMO

Considere um processo de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO), ilustrado em diagrama de blocos conforme Figura 3, sendo p o número de entradas (u) do processo e q o número de saídas (y) do processo.

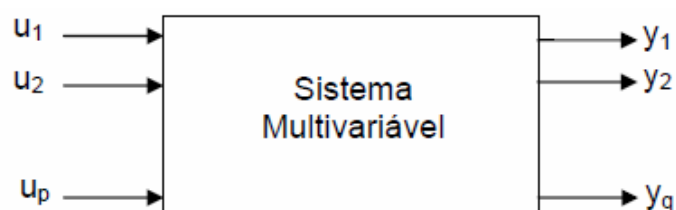


Figura 3. Diagrama de Blocos de Processo MIMO

Este processo pode ser descrito por um modelo paramétrico bilinear descrito pela seguinte equação:

$$A(q^{-1})\Delta_q(q^{-1})y(k) = \text{diag}[q^{-d_1} \dots q^{-d_q}]B(q^{-1})\Delta_p(q^{-1})u(k-1) + \dots + D_e(q^{-1})D[u(k-1)]D_d(q^{-1})\Delta_p(q^{-1})y(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (27)$$

em que as matrizes $A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$, $C(q^{-1})$, $D_e(q^{-1})$ e $D_d(q^{-1})$ são matrizes polinomiais no operador atraso (q^{-1}) definidas por:

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= I_{qxq} + A_1q^{-1} + A_2q^{-2} + \dots + A_{na}q^{-na} \\ B(q^{-1}) &= B_0 + B_1q^{-1} + B_2q^{-2} + \dots + B_{nb}q^{-nb} \\ C(q^{-1}) &= I_{qxq} + C_1q^{-1} + C_2q^{-2} + \dots + C_{nc}q^{-nc} \\ D_e(q^{-1}) &= D_{e0} + D_{e1}q^{-1} + D_{e2}q^{-2} + \dots + D_{enb}q^{-nb} \\ D_d(q^{-1}) &= D_{d0} + D_{d1}q^{-1} + D_{d2}q^{-2} + \dots + D_{ دنب}q^{-nb} \end{aligned} \quad (28)$$

e

- $A(q^{-1}) \in R^{qxq}$; $B(q^{-1}) \in R^{qxp}$ e $C(q^{-1}) \in R^{qxq}$;
- $D_e(q^{-1}) \in R^{qxp}$ e $D_d(q^{-1}) \in R^{pxq}$;
- $y(k) \in R^q$ é o vetor de saída do processo com q elementos;
- $u(k) \in R^p$ é o vetor de controle do processo com p elementos;
- $e(k) \in R^q$ é o vetor de ruído branco, gaussiano, de média zero e matriz covariância $E = \text{diag}(\sigma^2)$;
- $D[u(k-1)] = \text{diag}[u_1(k-1) \dots u_p(k-1)]$

A aproximação quasilinear por degrau de tempo consiste em reescrever este modelo na forma:

$$[A(q^{-1})\Delta_q(q^{-1}) - q^{-1}D_e(q^{-1})D[u(k)]D_d(q^{-1})\Delta_q(q^{-1})]y(k) = B^d(q^{-1})\Delta_p(q^{-1})u(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (29)$$

em que $B^d(q^{-1}) = \text{diag}[d_1 \quad d_2 \quad \dots \quad d_q]B(q^{-1})$

Definindo

$$\bar{A}(q^{-1}, u) = A(q^{-1})\Delta_q(q^{-1}) - q^{-1}D_e(q^{-1})D[u(k-d)]D_d(q^{-1})\Delta_q(q^{-1}) \quad (30)$$

obtém-se o seguinte modelo

$$\bar{A}(q^{-1}, u)\Delta_q(q^{-1})y(k) = B^d(q^{-1})\Delta_p(q^{-1})u(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (31)$$

em que

$$\bar{A}(q^{-1}, u) = I + \bar{A}_1(u)q^{-1} + \bar{A}_2(u)q^{-2} + \dots + \bar{A}_{na}(u)q^{-na} \quad (32)$$

Fazendo

$$\tilde{A}(q^{-1}, u) = \bar{A}(q^{-1}, u)\Delta_p(q^{-1}) = \bar{A}(q^{-1}, u) - q^{-1}\bar{A}(q^{-1}, u)\Delta_p(q^{-1}) \quad (33)$$

em que

$$\tilde{A}(q^{-1}, u) = I + \tilde{A}_1(u)q^{-1} + \tilde{A}_2(u)q^{-2} + \dots + \tilde{A}_{na+1}(u)q^{-(na+1)} \quad (34)$$

o modelo pode também ser escrito como:

$$\tilde{A}(q^{-1}, u)y(k) = B^d(q^{-1})\Delta u(k-1) + C(q^{-1})e(k) \quad (35)$$

Como a cada instante k os valores passados de $u(k)$ são conhecidos, os coeficientes da matriz polinomial $\bar{A}(q^{-1}, u)$ podem ser determinados e considerados constantes até o instante seguinte $(k+1)$, quando nova atualização é realizada. O modelo assim obtido é denominado modelo NARIMAX quasilinear por degrau de tempo multivariável. A partir deste modelo, válido para o instante k , efetua-se a predição da saída i -passos à frente. No estudo de caso abordado no próximo capítulo poder-se-á observar que foi considerado um caso particular de modelos bilineares, porém mais comum, em que os termos bilineares ocorrem somente entre entradas e saídas correspondentes.

De forma similar ao que já foi mencionado para o caso SISO, o algoritmo GPCBIC multivariável consiste em calcular as seqüências de ações futuras do vetor de controle. Estas seqüências são tais que minimizam uma função objetivo multi-passo definida sobre um horizonte de predição, com ponderação

das ações de controle e dos erros de predição. A função objetivo para sistemas multivariáveis é descrita a seguir:

$$J = \sum_{i=N_1}^{N_y} \left\| \hat{y}_j(k+i) - r_j(k+i) \right\|_{W_y}^2 + \sum_{i=1}^{NU} \left\| \Delta u(k+i-1) \right\|_{W_u}^2 \quad (36)$$

em que

- $\hat{y}(k+i)$ é uma predição ótima i -passos à frente da saída do sistema, baseada em informações disponíveis até o instante k ;
- N_1 representa o horizonte inicial de predição;
- N_y representa o horizonte máximo de predição;
- NU representa o horizonte de controle;
- $W_y \in R^{q \times q}$ e $W_u \in R^{p \times p}$ são matrizes diagonais, positivo definidas, de ponderação sobre o vetor de erro e sobre o vetor de ações de controle, respectivamente;
- $r(k+i)$ é a trajetória de referência futura.

Semelhante ao caso SISO, para minimizar a função objetivo de um processo multivariável baseado em modelo bilinear, deve-se observar que $\hat{y}(k+i)$ representa uma predição **sub-ótima**, uma vez que foi utilizado o modelo quasilinear para predição. Desta forma, será obtida a predição sub-ótima da saída, **i -passos** à frente, no intervalo $N_1 \leq i \leq N_y$. Vale lembrar que embora o modelo da planta seja não-linear, multivariável, a aproximação quasilinear por degrau de tempo permite que se utilize o mesmo procedimento empregado no GPC Linear. Assim sendo, o conceito de resposta livre e o de resposta forçada são também empregados.

A partir do uso da equação Diofantina é possível separar as informações passadas e futuras da equação de saída e com isso obter a seguinte lei de controle para sistemas multivariáveis:

$$\Delta \mathbf{u} = (\mathbf{H}(u)^T W_y \mathbf{H}(u) + W_u)^{-1} \mathbf{H}(u)^T W_y (\mathbf{r} - \mathbf{y}_1) \quad (37)$$

sendo $H(u) \in R^{q \times p}$

Chamando

$$\mathbf{G} = (\mathbf{H}(u)^T W_y \mathbf{H}(u) + W_u)^{-1} \mathbf{H}(u)^T W_y (\mathbf{r} - \mathbf{y}_1) \quad (38)$$

tem-se

$$\Delta \mathbf{u} = \mathbf{G}(\mathbf{r} - \mathbf{y}_1) \quad (39)$$

Lembrando sempre que, baseado na estratégia dos controladores preditivos, o vetor sinal de controle, que é de fato enviado ao processo corresponde, também neste caso, aos p primeiros elementos do vetor $\Delta \mathbf{u}$, que é dado por:

$$\Delta u(k) = \mathbf{K}(\mathbf{r} - \mathbf{y}_1) \quad (40)$$

com \mathbf{K} composta das p primeiras linhas de \mathbf{G} .

II.3 Controlador Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (NEPSAC)

A principal estratégia do Controlador Preditivo Não-Linear Estendido Auto-Adaptativo (NEPSAC) é aproximar as previsões não-lineares por linearizações iterativas em torno das trajetórias futuras, de forma que elas tenham convergência para a mesma solução ótima não-linear (Rueda *et al.*, 2005). Esta estratégia tem a grande vantagem que o modelo do processo utilizado para o cálculo da lei de controle pode ser tanto um modelo linear como também um modelo não linear. No caso linear, esse controlador apresenta uma ação de controle ótima idêntica àquela calculada pelo GPC como será demonstrado adiante.

II.3.1 Caso SISO

A ação de controle futura é dividida em duas partes denominadas entrada base $u_{base}(k+i)$ e entrada ótima $\delta u(k+i)$, conforme ilustrado na Figura 4.

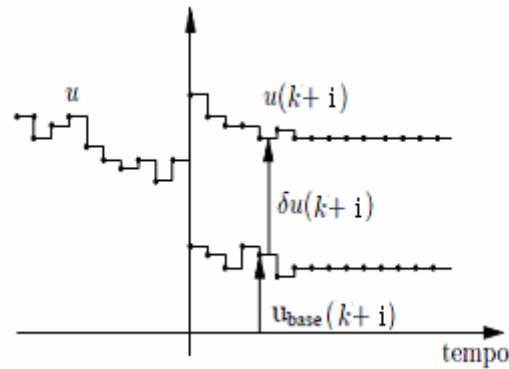


Figura 4. Conceito das ações do controle base e ótimo

Sendo assim, a saída predita também pode ser considerada como o efeito acumulativo dessas duas entradas, resultando em uma saída base $y_{base}(k+i)$ e uma saída otimizada $y_{ótimo}(k+i)$, conforme ilustrado na Figura 5.

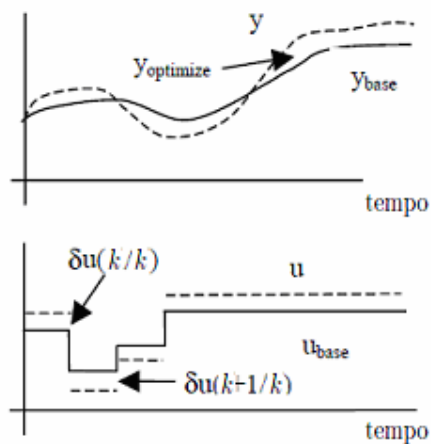


Figura 5. Representação da aproximação da saída predita

A equação (41) da saída predita é dada por:

$$y(k+i) \approx y_{base}(k+i) + y_{ótimo}(k+i) \quad (41)$$

O componente $y_{base}(k+i)$ é calculado usando o modelo não-linear e a seqüência conhecida $u_{base}(k+i)$ como entrada do modelo, além de considerar o efeito das entradas passadas. O outro componente $y_{ótimo}(k+i)$ é obtido a partir

da resposta do sistema a uma série de entradas do tipo impulso e uma entrada do tipo degrau, conforme a equação (42) (De Keyser, 1998).

$$y_{\acute{o}timo}(k+i) = g_k \delta u(k) + g_{k-1} \delta u(k+1) + \dots + h_{k-NU+1} \delta u(k+NU-1) \quad (42)$$

Utilizando notação matricial e substituindo a equação (42) na equação (41), tem-se que:

$$Y = \bar{Y} + GU \quad (43)$$

em que

$$\begin{aligned} Y &= [y(k+N_1) \quad \dots \quad y(k+N_y)]^T \\ \bar{Y} &= [y_{base}(k+N_1) \quad \dots \quad y_{base}(k+N_y)]^T \\ U &= [\delta u(k) \quad \dots \quad \delta u(k+NU-1)]^T \\ G &= \begin{bmatrix} g_{N_1} & g_{N_1-1} & g_{N_1-2} & \dots & h_{N_1-NU+1} \\ g_{N_1+1} & g_{N_1} & g_{N_1-1} & \dots & h_{N_1-NU+2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N_y} & g_{N_y-1} & g_{N_y-2} & \dots & h_{N_y-NU+1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (44)$$

Os parâmetros g_1, g_2, \dots, g_{N_2} são os coeficientes da resposta ao impulso unitário do sistema no ponto de operação e os parâmetros h_k referem-se aos coeficientes da resposta ao degrau unitário. Os coeficientes da resposta ao impulso podem ser facilmente calculados a partir dos coeficientes da resposta ao degrau, com base na seguinte expressão: $g_k = h_k - h_{k-1}$.

Observa-se que existe uma relação entre as ações de controle Δu e δu .

$$\begin{aligned} \Delta u(k) &= u(k) - u(k-1) \\ \Delta u(k) &= u_{base}(k) + \delta u(k) - u(k-1) \\ \Delta u(k+1) &= u(k+1) - u(k) \\ \Delta u(k+1) &= u_{base}(k+1) + \delta u(k+1) - u_{base}(k) - \delta u(k) \end{aligned} \quad (45)$$

ou ainda, utilizando notação matricial

$$\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \dots \\ \dots \\ \Delta u(k+NU-1) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \delta u(k) \\ \delta u(k+1) \\ \dots \\ \dots \\ \delta u(k+NU-1) \end{bmatrix} + b \quad (46)$$

em que A e b são dados por

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad e \quad b = \begin{bmatrix} u_{base}(k) - u(k-1) \\ u_{base}(k+1) - u_{base}(k) \\ \dots \\ \dots \\ u_{base}(k+NU-1) - u_{base}(k+NU-2) \end{bmatrix} \quad (47)$$

Baseado nas equações anteriores encontra-se a função custo quadrática em U , em que R é a referência da trajetória a ser seguida.

$$J = [R - \bar{Y} - GU]^T [R - \bar{Y} - GU] + \lambda (Au + b)^T (Au + b) \quad (48)$$

A minimização de J , em relação ao vetor de incrementos de ações de controle futuro, gera a seguinte lei de controle:

$$U^* = [G^T G + \lambda A^T A]^{-1} [G^T (R - \bar{Y}) - \lambda A^T b] \quad (49)$$

A ação de controle aplicada ao processo é dada por:

$$u(k) = u_{base}(k) + \delta u(k) = u_{base}(k) + U^*(1) \quad (50)$$

O desenvolvimento do algoritmo é mostrado no diagrama de fluxo apresentado na Figura 6, em que a primeira ação é fazer a leitura da saída do processo, representado por $y_p(t)$. Para sistemas não lineares a escolha de

u_{base} é fundamental para o processo iterativo enquanto que para modelos lineares, essa escolha é irrelevante. Outro ponto a destacar é que para sistemas lineares, sempre há uma lei de controle ótima, diferente dos modelos não-lineares, em que a solução é sub-ótima, mas pode convergir para uma solução ótima iterativamente.

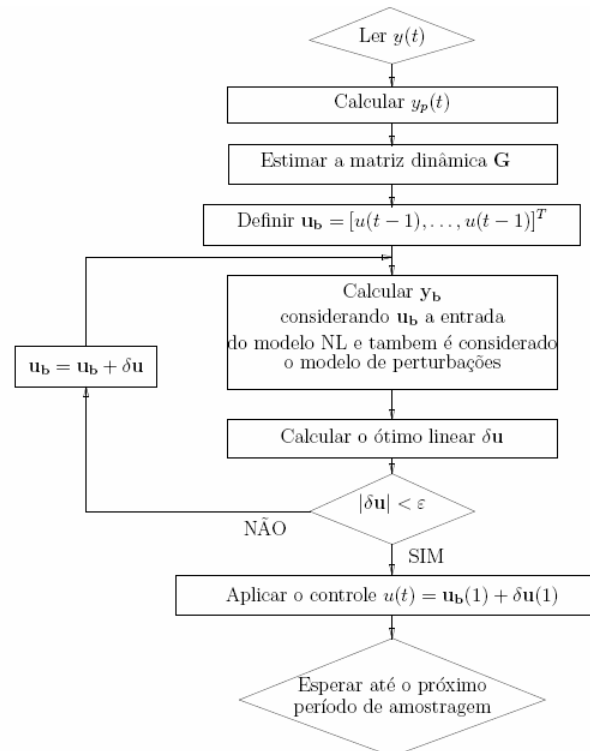


Figura 6. Funcionamento do Algoritmo NEPSAC

Como dito anteriormente, o objetivo final é encontrar, de maneira iterativa, uma ação $u_{base}(k+i)$ que se aproxima da lei de controle $u(k+i)$. Para tanto a ação de controle ótima $\delta u(k+i)$ deve ser minimizada e consequentemente o termo ótimo da saída predita $y_{ótimo}(k+i)$.

Para esse controlador, foram adotados os mesmos critérios de convergência apresentados no GPCBIC. Relembrando, uma delas é baseada na variação entre a norma calculada na iteração anterior e aquela calculada no instante atual que deve ser menor que um valor pré-estabelecido. Outra condição considera que, caso a convergência se dê muito lentamente, um contador forçará a saída do processo iterativo quando um determinado número de iterações for atingido.

II.3.2 Caso MIMO

Do mesmo modo que a formulação SISO, o controlador NEPSAC multivariável faz uma linearização iterativa da resposta do modelo na busca da solução ótima. Nesse caso a análise depende do número de entradas e saídas do processo. A apresentação do algoritmo multivariável nesta seção será baseada em um sistema de duas entradas e duas saídas.

A ação de controle futura continua sendo dividida em duas partes denominadas entrada base $u_{base}(k+i)$ e entrada ótima $\delta u(k+i)$. Sendo assim, a saída predita é considerada como o efeito acumulativo dessas duas entradas, resultando em uma saída base $y_{base}(k+i)$ e uma saída otimizada $y_{ótimo}(k+i)$.

A equação (51) da saída predita é dada por:

$$y(k+i) \approx y_{base}(k+i) + y_{ótimo}(k+i) \quad (51)$$

O componente $y_{base}(k+i)$ é calculado usando o modelo multivariável não-linear e a seqüência conhecida $u_{base}(k+i)$ como as entradas do modelo, além de considerar o efeito das entradas passadas. Os vetores completos até os horizontes de predição e controle desejados de $y_{base}(k)$ e $u_{base}(k)$, respectivamente são representados da seguinte forma:

$$y_{base} = \begin{bmatrix} y_{base_1}(k+1) \\ y_{base_2}(k+1) \\ y_{base_1}(k+2) \\ y_{base_2}(k+2) \\ \vdots \\ y_{base_1}(k+Ny) \\ y_{base_2}(k+Ny) \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad u_{base} = \begin{bmatrix} u_{base_1}(k) \\ u_{base_2}(k) \\ u_{base_1}(k+1) \\ u_{base_2}(k+1) \\ u_{base_1}(k+2) \\ u_{base_2}(k+2) \\ \vdots \\ u_{base_1}(k+Nu-1) \\ u_{base_2}(k+Nu-1) \end{bmatrix} \quad (52)$$

O outro componente $y_{ótimo}$ é obtido a partir da resposta do sistema a uma série de entradas do tipo impulso e uma entrada do tipo degrau e genericamente pode ser escrita da seguinte forma

$$y_{ótimo}(k+j) = \sum_{i=0}^{Nu-2} \mathbf{G}_{j-i} \delta \mathbf{u}_i + \mathbf{H}_j \delta \mathbf{u}(k+Nu-1) \quad (53)$$

em que

- $y_{ótimo}(k+j) = \begin{bmatrix} y_{ótimo_1}(k+j) \\ y_{ótimo_2}(k+j) \end{bmatrix}$ é o vetor das saídas otimizadas;
- $\delta \mathbf{u}_i = \begin{bmatrix} \delta u_1(k+i) \\ \delta u_2(k+i) \end{bmatrix}$ e $\delta \mathbf{u}(k+Nu-1) = \begin{bmatrix} \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix}$ é a lei de controle que se deseja otimizar na busca da solução ótima em diferentes instantes;
- $G_i = \begin{bmatrix} g_i^{1,1} & g_i^{1,2} \\ g_i^{2,1} & g_i^{2,2} \end{bmatrix}$ e $H_i = \begin{bmatrix} h_{i-Nu+1}^{1,1} & h_{i-Nu+1}^{1,2} \\ h_{i-Nu+1}^{2,1} & h_{i-Nu+1}^{2,2} \end{bmatrix}$ são as matrizes da resposta ao impulso unitário do sistema nos pontos de operação e a matriz da resposta ao degrau unitário, respectivamente.

Objetivando facilitar a visualização do sistema multivariável, as expressões a seguir definem as predições da saída do instante (k+1) até o horizonte de predição desejado.

$$k = 1 \quad (54)$$

$$y(k+1) = y_{base}(k+1) + G_1 \delta u_0 + G_0 \delta u_1 + G_{-1} \delta u_2 + \dots + H_1 \delta u(k+Nu-1)$$

$$y(k+1) = \begin{bmatrix} y_{base_1}(k+1) \\ y_{base_2}(k+1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1^{1,1} & g_1^{1,2} \\ g_1^{2,1} & g_1^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_0^{1,1} & g_0^{1,2} \\ g_0^{2,1} & g_0^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+1) \\ \delta u_2(k+1) \end{bmatrix} + \dots +$$

$$\begin{bmatrix} h_{1-Nu+1}^{1,1} & h_{1-Nu+1}^{1,2} \\ h_{1-Nu+1}^{2,1} & h_{1-Nu+1}^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix}$$

$$k = 2$$

$$\begin{aligned}
y(k+2) &= y_{base}(k+2) + G_2 \delta u_0 + G_1 \delta u_1 + G_0 \delta u_2 + G_{-1} \delta u_3 + \dots + H_2 \delta u(k+Nu-1) \\
y(k+2) &= \begin{bmatrix} y_{base_1}(k+2) \\ y_{base_2}(k+2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_2^{1,1} & g_2^{1,2} \\ g_2^{2,1} & g_2^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1^{1,1} & g_1^{1,2} \\ g_1^{2,1} & g_1^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+1) \\ \delta u_2(k+1) \end{bmatrix} + \dots \\
&+ \begin{bmatrix} h_{2-Nu+1}^{1,1} & h_{2-Nu+1}^{1,2} \\ h_{2-Nu+1}^{2,1} & h_{2-Nu+1}^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix} \\
&\vdots
\end{aligned}$$

$$k = Ny$$

$$\begin{aligned}
y(k+Ny) &= y(k+Ny) + G_{Ny} \delta u_0 + G_{Ny-1} \delta u_1 + G_{Ny-2} \delta u_2 + \dots + H_{Ny} \delta u(k+Nu-1) \\
y(k+Ny) &= \begin{bmatrix} y_{base_1}(k+Ny) \\ y_{base_2}(k+Ny) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{Ny}^{1,1} & g_{Ny}^{1,2} \\ g_{Ny}^{2,1} & g_{Ny}^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_{Ny-1}^{1,1} & g_{Ny-1}^{1,2} \\ g_{Ny-1}^{2,1} & g_{Ny-1}^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+1) \\ \delta u_2(k+1) \end{bmatrix} + \dots \\
&+ \begin{bmatrix} h_{Ny-Nu+1}^{1,1} & h_{Ny-Nu+1}^{1,2} \\ h_{Ny-Nu+1}^{2,1} & h_{Ny-Nu+1}^{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Da mesma forma que a formulação SISO, observa-se que existe uma relação entre as ações de controle Δu e δu , considerando que cada entrada se relaciona com suas entradas passadas isoladamente.

$$\Delta u_1(k) = u_1(k) - u_1(k-1) \quad (55)$$

$$\Delta u_1(k) = u_{base1}(k) + \delta u_1(k) - u_1(k-1)$$

$$\Delta u_1(k+1) = u_1(k+1) - u_1(k)$$

$$\Delta u_1(k+1) = u_{base1}(k+1) + \delta u_1(k+1) - u_{base1}(k) - \delta u_1(k)$$

$$\Delta u_2(k) = u_2(k) - u_2(k-1)$$

$$\Delta u_2(k) = u_{base2}(k) + \delta u_2(k) - u_2(k-1)$$

$$\Delta u_2(k+1) = u_2(k+1) - u_2(k)$$

$$\Delta u_2(k+1) = u_{base2}(k+1) + \delta u_2(k+1) - u_{base2}(k) - \delta u_2(k)$$

ou ainda, utilizando notação matricial

$$\begin{bmatrix} \Delta u_1(k) \\ \Delta u_2(k) \\ \Delta u_1(k+1) \\ \Delta u_2(k+1) \\ \Delta u_1(k+2) \\ \Delta u_2(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u_1(k+Nu-1) \\ \Delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \\ \delta u_1(k+1) \\ \delta u_2(k+1) \\ \delta u_1(k+2) \\ \delta u_2(k+2) \\ \vdots \\ \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix} + b \quad (56)$$

em que A e b são dados por

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -I & I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & -I & I & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -I & I \end{bmatrix} \quad (57)$$

e

$$b = \begin{bmatrix} ubase_1(k) - u_1(k) \\ ubase_2(k) - u_2(k) \\ ubase_1(k+1) - ubase_1(k) \\ ubase_2(k+1) - ubase_2(k) \\ ubase_1(k+2) - ubase_1(k+1) \\ ubase_2(k+2) - ubase_2(k+1) \\ \vdots \\ ubase_1(k+Nu-1) - ubase_1(k+Nu-2) \\ ubase_2(k+Nu-1) - ubase_2(k+Nu-2) \end{bmatrix}$$

sendo $\mathbf{A} \in R^{(Nu \times p) \times (Nu \times p)}$ e $\mathbf{b} \in R^{(Nu \times p) \times 1}$

Observe que a matriz \mathbf{A} , no caso multivariável, é a generalização de \mathbf{A} do caso SISO.

Baseado nas equações anteriores encontra-se a função custo quadrática em U , em que \mathbf{R} é o vetor de referência das trajetórias que devem ser seguidas pelas saídas do sistema multivariável em questão.

$$J = [\mathbf{R} - \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{G}\mathbf{u}]^T [\mathbf{R} - \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{G}\mathbf{u}] + \lambda(\mathbf{A}\mathbf{u} + \mathbf{b})^T (\mathbf{A}\mathbf{u} + \mathbf{b}) \quad (58)$$

sendo $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{(Nu \times q) \times (Nu \times p)}$.

Após aplicação do problema de otimização, obtém-se a seguinte solução.

$$\mathbf{U}^* = \delta\mathbf{u} = [\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda\mathbf{A}^T\mathbf{A}]^{-1} [\mathbf{G}^T(\mathbf{R} - \bar{\mathbf{Y}}) - \lambda\mathbf{A}^T\mathbf{b}] \quad (59)$$

ou ainda

$$\mathbf{U}^* = \delta\mathbf{u}(k) = \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \\ \delta u_1(k+1) \\ \delta u_2(k+1) \\ \delta u_1(k+2) \\ \delta u_2(k+2) \\ \vdots \\ \delta u_1(k+Nu-1) \\ \delta u_2(k+Nu-1) \end{bmatrix} \quad (60)$$

Lembrando que, baseado na estratégia dos controladores preditivos, o sinal de controle que é de fato enviado ao processo corresponde aos dois primeiros elementos da matriz para as respectivas entradas do processo.

$$\mathbf{u}(k) = \begin{bmatrix} u_{base1}(k) \\ u_{base2}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta u_1(k) \\ \delta u_2(k) \end{bmatrix} \quad (61)$$

II.3.2 Equivalência entre o GPC e o NEPSAC para o caso linear

Ainda é possível observar que existe uma equivalência entre os controladores GPC e NEPSAC para sistemas lineares, independente se o modelo representa um processo SISO ou MIMO. A fim de ratificar tal informação será utilizado o sistema SISO como exemplo.

Para sistemas lineares, a resposta ao degrau do modelo independe do ponto de operação e os coeficientes da resposta ao degrau que irão compor a matriz G podem ser calculados uma única vez fora do processo iterativo. No caso de sistemas não-lineares, a resposta ao degrau do sistema é diferente para cada ponto de operação. Por essa razão, faz-se necessário o cálculo dos coeficientes da resposta ao degrau em cada instante de amostragem, assim como dentro do processo iterativo.

Como dito na seção anterior o algoritmo GPC calcula uma seqüência de ações de controle de forma a minimizar uma função objetivo multi-passo definida sobre um horizonte de predição, com ponderação da ação de controle e pertence à classe de controladores de horizonte móvel. A saída do sistema é composta de duas parcelas: uma resposta livre devido à resposta natural do sistema a partir das condições atuais e uma resposta forçada obtida da consideração inicial nula e sujeita a uma seqüência de ações de controle futuras.

$$y(k) = Hu(k) + yl \quad (62)$$

em que

$$H = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & \cdots & 0 \\ h_1 & h_0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{N-1} & h_{N-2} & \cdots & h_0 \end{bmatrix} \quad (63)$$

A equação (64) mostra a lei de controle do GPC, em que a primeira coluna de H pode ser calculada como a resposta da planta quando um degrau unitário é aplicado na variável manipulada.

$$u = (H^T H + \lambda I)^{-1} H^T (r - y_l) \quad (64)$$

Para o controlador NEPSAC, a saída predita como demonstrada antes é função de dois componentes: $y_{base}(k+i)$ e uma saída otimizada $y_{ótimo}(k+i)$, em que

$$y_{ótimo}(k+i) = GU \quad (65)$$

A matriz G ainda pode ser escrita somente em função dos termos da resposta ao degrau conforme mostra a equação (66).

$$G = \begin{bmatrix} h_{N1} - h_{N1-1} & h_{N1-1} - h_{N1-2} & \cdots & h_{N1-Nu+1} - h_{N1-Nu} \\ h_{N1+1} - h_{N1} & h_{N1} - h_{N1-1} & \cdots & \cdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \cdots \\ h_{N2} - h_{N2-1} & h_{N2-1} - h_{N2-2} & \cdots & h_{N2-Nu+1} - h_{N2-Nu} \end{bmatrix} \quad (66)$$

Da mesma forma que o GPC, a equação (67) mostra a lei de controle do NEPSAC.

$$u = [(G^T G + \lambda A^T A)]^{-1} [G^T (r - y_{base}) - \lambda A^T b] \quad (67)$$

Para provar equivalência entre os algoritmos, encontrou-se a relação entre as matrizes H e G . No entanto, a fim de manter o conceito da resposta livre do sistema, é necessário fazer a seguinte consideração para a escolha do u_{base} .

$$u_{base}(k+i) = u(k-1), \quad k \geq 0 \quad (68)$$

A afirmação acima elimina o termo b da lei de controle do controlador NEPSAC e considera que y_{base} corresponde à resposta livre do controlador GPC. Sendo assim pode-se escrever a lei do controle do NEPSAC da seguinte forma.

$$\left[(G^T G + \lambda A^T A) \right]^{-1} \left[G^T (r - y_l) \right], \quad b = 0 \text{ e } y_{base} = y_l \quad (69)$$

O conjunto de equações a seguir mostra que a partir da lei de controle obtida pelo NEPSAC é possível chegar à lei de controle calculada pelo GPC, considerando que $G = AH = HA$.

$$\begin{aligned} & A \cdot \left[(G^T G + \lambda A^T A) \right]^{-1} \left[G^T (r - y_l) \right] \\ & A \cdot \left[(A^T H^T H A + \lambda A^T A) \right]^{-1} \left[A^T H^T (r - y_l) \right] \\ & A \cdot \left[(A^T (H^T H) + \lambda I) A \right]^{-1} \left[A^T H^T (r - y_l) \right] \\ & A \cdot \left[(A^{-1} (H^T H) + \lambda I)^{-1} A^{-T} \right] \left[A^T H^T (r - y_l) \right] \\ & ((H^T H) + \lambda I)^{-1} \left[H^T (r - y_l) \right] \end{aligned} \quad (70)$$

Sendo assim, para sistemas lineares, comportamento servo, comprova-se que o algoritmo de controle preditivo NEPSAC possui um comportamento semelhante ao algoritmo de controle preditivo GPC. Essa etapa dos estudos permitiu a validação do algoritmo NEPSAC implementado quando aplicado a sistemas lineares.

Na próxima seção serão apresentados alguns resultados da aplicação dos controladores GPCBIC e NEPSAC em um modelo bilinear teórico monovariável. A abordagem multivariável dos controladores será abordada no próximo capítulo quando aplicada no controle de uma coluna de destilação, processo multivariável (duas entradas e duas saídas).

II.4 Resultados da Aplicação dos Controladores em um Modelo Teórico Bilinear

Na maior parte dos processos industriais, um modelo bilinear é uma forma natural de representar as não-linearidades destes, tornando a representação mais realística (Fontes, 2008). Para a análise comparativa de desempenho entre os dois algoritmos de controle citados anteriormente, utilizou-se um exemplo numérico baseado em um modelo teórico NARIMAX. O modelo NARIMAX utilizado é como segue:

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - a_3y(k-3) + b_0u(k-1) + b_1u(k-2) + b_2u(k-3) + d_0u(k-1)y(k-1) + d_1u(k-2)y(k-2) + d_2u(k-3)y(k-3) \quad (71)$$

em que os parâmetros são dados por:

$$\begin{array}{lll} a_1 = -0.7096 & b_0 = 21.1514 & d_0 = -0.0688 \\ a_2 = -0.2316 & b_1 = -9.7802 & d_1 = -0.0479 \\ a_3 = 0.0421 & b_2 = -5.4954 & d_2 = 0.0481 \end{array} \quad (72)$$

Para ambos controladores foi utilizado o mesmo critério de convergência e parada, baseado na norma da variação do vetor Δu_k . O procedimento iterativo deverá continuar até que a variação entre a norma calculada na iteração anterior e aquela calculada na iteração presente seja menor que um valor previamente estabelecido (CP). Dependendo dos parâmetros de sintonia ajustados no controlador preditivo, isto é, dependendo do horizonte de controle, do horizonte de predição, da ponderação dos esforços de controle e dos erros de predição, a taxa de convergência do algoritmo pode tornar-se pequena ou, até mesmo, não convergir. Com o objetivo de prover o algoritmo com alguma proteção, foi considerado que, caso a convergência se dê muito lentamente, um contador forçará a saída do processo iterativo quando um determinado número de iterações for atingido. Neste caso, o valor a ser enviado ao processo é o resultado da aproximação quasilinear para o GPCBIC e o último valor de ubase calculado para o NEPSAC. O valor a ser estabelecido para o

contador dependerá do grau de melhoria desejado para os algoritmos em estudo.

Considerando a mesma sintonia para os controladores, foram obtidos os resultados da saída do sistema e do esforço de controle, em cada instante de amostragem. Inicialmente considerou-se o sistema operando com referência nula e aplicou-se um desvio acentuado nesta, de forma que o novo ponto de operação fosse distante do ponto inicial de acordo com as Figuras 7 e 8. Nesse caso, observa-se que o algoritmo NEPSAC não apresenta um comportamento satisfatório. Isto porque, esse controlador faz uso do modelo linear a cada iteração, tal que quanto maior o desvio, maior também o efeito da não-linearidade. Essa condição degrada o comportamento do controlador. Já o controlador GPCBIC que foi projetado para trabalhar com modelos bilineares apresenta um bom desempenho, o que confirma a grande influência do modelo na previsão.

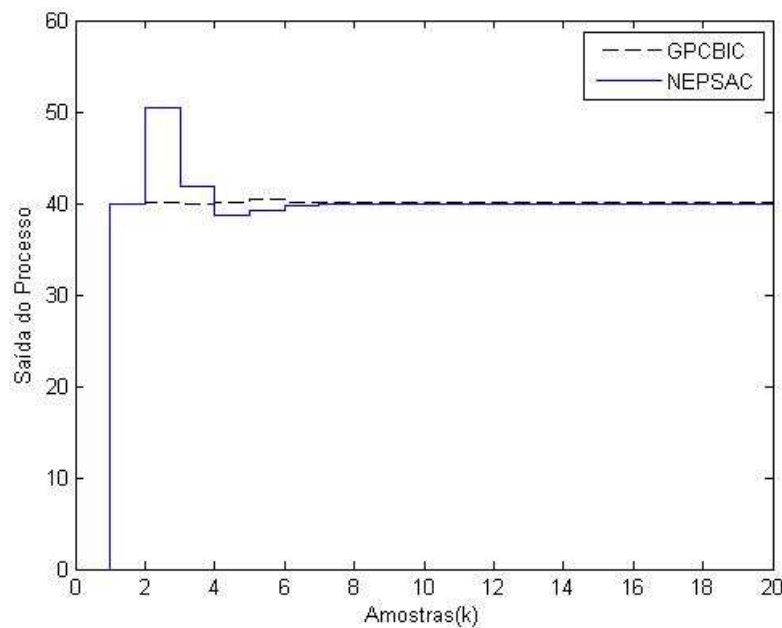


Figura 7. Comportamento da Saída do Processo

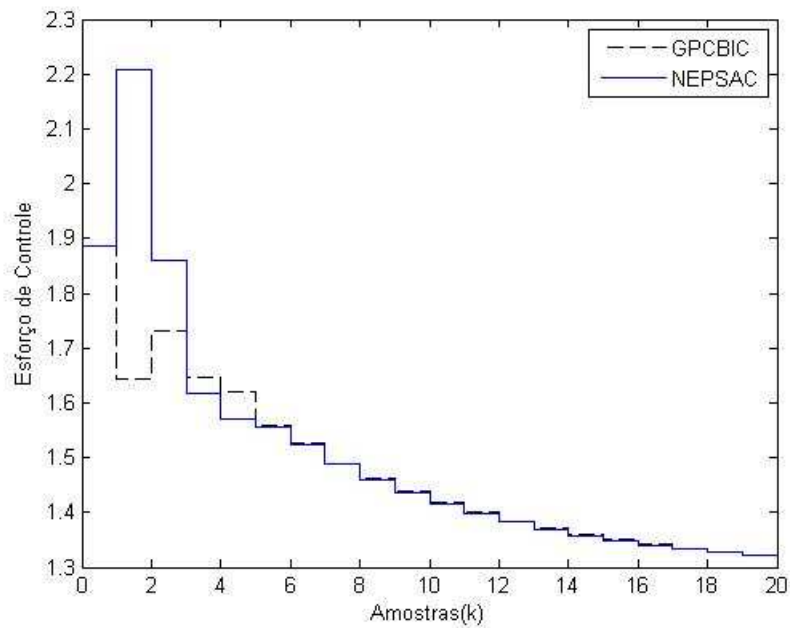


Figura 8. Avaliação do Esforço de Controle

Considerando o sistema operando em um ponto mais próximo da referência desejada, o desempenho do controlador NEPSAC, como era esperado, melhora conforme se observa nas Figuras 9 e 10. Isto porque, neste caso, o modelo representa melhor o comportamento real do sistema e o efeito da linearização no erro de predição é menos acentuado.

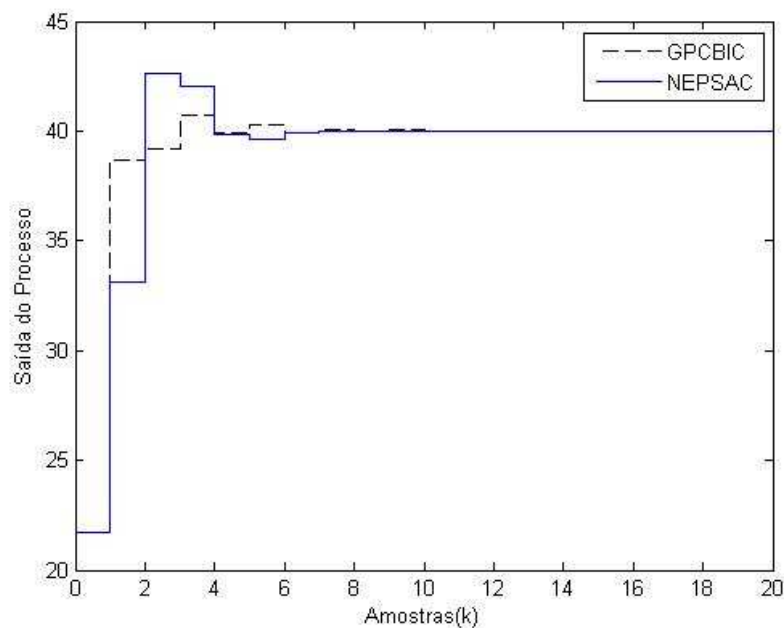


Figura 9. Comportamento da Saída do Processo

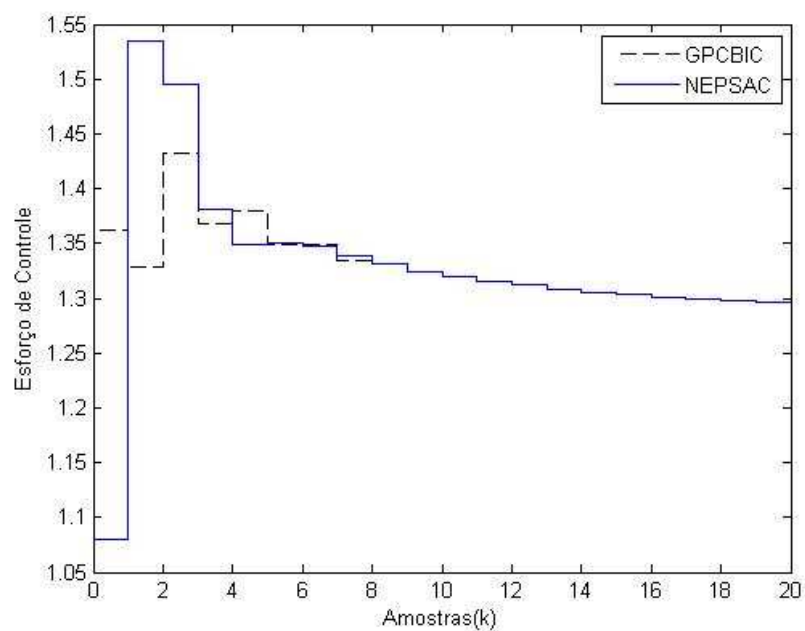


Figura 10. Avaliação do Esforço de Controle

Considerando agora o sistema operando mais próximo da região desejada, os resultados obtidos para o algoritmo NEPSAC tornam-se melhores que os resultados anteriores como pode ser visto nas Figuras 11 e 12.

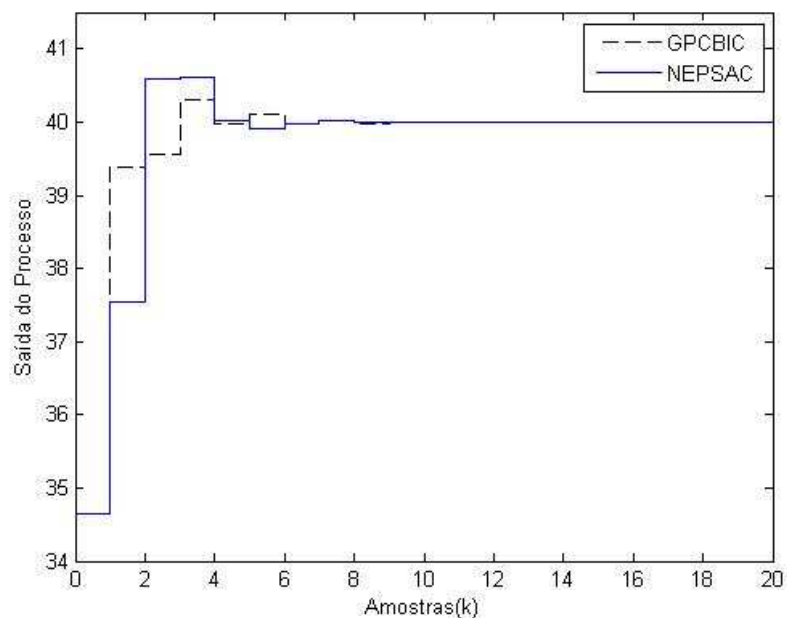


Figura 11. Comportamento da Saída do Processo

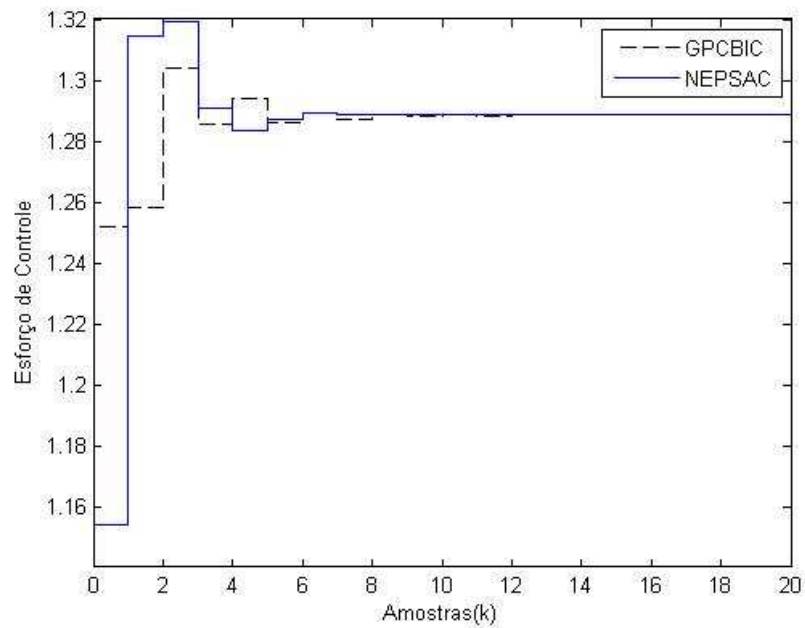


Figura 12. Avaliação do Esforço de Controle

Graficamente, observa-se que a resposta obtida para o controlador preditivo bilinear com compensação iterativa apresentou resultados melhores, quando comparados ao controlador NEPSAC.

Objetivando avaliar quantitativamente o desempenho de cada controlador, utilizou-se o índice de desempenho apresentado em Goodhart (1994). Este índice considera a ponderação de três parcelas:

(a) o esforço de controle médio total realizado para se atingir uma dada resposta, representado por:

$$\varepsilon_1 = \frac{\sum |u(k)|}{T} \quad (73)$$

em que T é um número inteiro e representa a quantidade de ações de controle, tomadas para se obter a resposta desejada;

(b) a variância do sinal de controle em torno da média, que é calculado conforme mostrado a seguir:

$$\varepsilon_2 = \frac{\sum (u(k) - \varepsilon_1)^2}{T} \quad (74)$$

c) o desvio total com relação ao valor do *setpoint* desejado, calculado como segue:

$$\varepsilon_3 = \frac{\sum |r(k) - y(k)|}{T} \quad (75)$$

em que $r(k)$ é o valor da referência. Deve-se observar que ε_3 influencia diretamente na qualidade do produto a ser obtido, tendo grande importância na análise qualitativa do processo.

As Tabelas 1, 2 e 3 indicam os índices de Goodhart, que foram calculados para cada controlador em cada uma das situações apresentadas anteriormente.

Tabela 1. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 1.

Controlador	ε_1	ε_2	ε_3
GPCBIC	1.4724	0.024	1.9732
NEPSAC	1.5006	0.05	2.647

Tabela 2. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 2.

Controlador	ε_1	ε_2	ε_3
GPCBIC	1.3293	0.0011	1.0398
NEPSAC	1.328	0.0068	1.3635

Tabela 3. Índices de Desempenho dos Controladores: Situação 3.

Controlador	ε_1	ε_2	ε_3
GPCBIC	1.2861	0.0001	0.3287
NEPSAC	1.2847	0.0009	0.4363

O índice de desempenho, representado por ε e mostrado a seguir, combina ε_1 , ε_2 e ε_3 , o que possibilita uma avaliação única:

$$\varepsilon = \alpha_1\varepsilon_1 + \alpha_2\varepsilon_2 + \alpha_3\varepsilon_3 \quad (76)$$

em que α_1 , α_2 e α_3 são os pesos atribuídos individualmente a cada índice. Adotaram-se os pesos α_1 , α_2 e α_3 como sendo 0.2, 0.3 e 0.5, respectivamente. Isto porque se objetivou dar maior importância ao cálculo do desvio com relação à referência desejada, já que na maioria dos casos essa situação está relacionada com a qualidade do produto em um processo.

A Tabela 4 indica os índices globais de Goodhart, que foram calculados para cada controlador. Para facilitar a interpretação dos resultados, a última coluna da tabela apresenta uma análise percentual do índice global de Goodhart, $\Delta\varepsilon$, obtido em cada situação. Esse valor é calculado em função da diferença dos dados obtidos para cada um dos controladores.

Tabela 4. Índices Globais de Goodhart dos Controladores.

Controlador	GPCBIC	NEPSAC	$\Delta\varepsilon(\%)$
Situação1	1.2883	1.6386	21.38
Situação2	0.7861	0.9494	17.20
Situação3	0.4363	0.4753	11.30

Observa-se que o controlador preditivo baseado no modelo bilinear com compensação iterativa apresenta um desempenho melhor, tanto do ponto de

vista de resposta do processo como de esforço de controle, quando comparado com o controlador NEPSAC, segundo o critério de Goodhart. Entretanto, à medida que o desvio do ponto de operação em relação ao desejado diminui, o algoritmo NEPSAC apresenta uma melhora em seus resultados.

II.5 Considerações

Neste capítulo, apresentou-se o algoritmo de controle preditivo generalizado bilinear, para os casos monovariável e multivariável com compensação iterativa. A importância desse algoritmo preditivo, além da sua relevância acadêmica, deve-se também ao seu aspecto conceitualmente consistente, e principalmente pela destacada aplicabilidade em controle de processos, nos mais variados setores industriais.

Foi feita ainda uma apresentação de forma detalhada do algoritmo de controle preditivo não-linear estendido auto-adaptativo, também para os casos monovariável e multivariável. A grande vantagem para aplicação desse algoritmo é a independência com o tipo de não-linearidade existente no processo que se deseja controlar.

Por fim, foi feita uma comparação entre os dois algoritmos de controle preditivos não-lineares citados anteriormente em um modelo teórico bilinear. Os resultados evidenciaram a importância do processo de modelagem durante o projeto de controladores. O controlador GPCBIC, o qual foi projetado para trabalhar com modelos bilineares, apresentou um melhor desempenho em todos os critérios analisados. No entanto, o uso de algoritmos de controle preditivo baseados em técnicas de linearização, para tratamento das não-linearidades, quando aplicados próximo às condições de operação do processo, pode ser útil e apresentar resultados satisfatórios como mostrado na utilização do controlador NEPSAC. Essa escolha dependerá dos critérios de controle especificados para o processo e, principalmente, do grau de conhecimento do comportamento do sistema, que influencia o processo de modelagem do mesmo.

CAPÍTULO III

ESTUDO DE CASO: COLUNA DE DESTILAÇÃO DESBUTANIZADORA

III.1 Introdução

A maior parte das plantas de processos industriais possui muitas saídas a serem controladas e muitas variáveis de entrada a serem manipuladas e usadas nos controles destas saídas. Em alguns casos, uma mudança em uma das variáveis manipuladas afeta apenas a variável controlada correspondente sem influenciar de forma significativa as demais do sistema. Quando isto ocorre, o sistema pode ser considerado como SISO e seu controle é realizado de maneira independente. No entanto, na maioria dos casos, a atuação em uma variável manipulada causa reflexos não apenas na variável controlada correspondente, como também gera efeitos significativos nas demais variáveis do sistema. Quando estas interações são pronunciadas, o sistema é considerado como um sistema MIMO (*Multiple Input Multiple Output*) ao invés de uma combinação entre diversos sistemas SISO. Isto vem se tornando mais freqüente devido à utilização da integração energética como filosofia de projeto de processos. Consequentemente, os processos multivariáveis vêm sendo tratados extensivamente e isto representa um grande desafio aos profissionais de engenharia.

A coluna de destilação desbutanizadora, objeto de estudo dessa tese, representa um sistema multivariável em função do acoplamento existente entre suas malhas como será visto neste capítulo. Além da verificação do acoplamento será observado também o grau de não-linearidade desse processo, o que justifica o uso de controladores preditivos não-lineares.

Para implementação dos controladores já apresentados, é realizada a identificação do modelo bilinear para a coluna desbutanizadora por meio do uso da plataforma Hysys. Para tanto, é necessário estabelecer a comunicação desse software com a ferramenta MATLAB. Nesta plataforma é feito o tratamento dos dados para modelagem e também a implementação dos controladores. Para análise de desempenho dos controladores o sistema é submetido a respostas tanto ao problema servo quanto ao problema regulador.

III.2 Descrição do Processo

Destilação é o processo de separação mais utilizado na indústria química e petroquímica. Consiste em um processo no qual uma mistura de duas ou mais substâncias, no estado líquido ou vapor, são separadas em frações com composições diferentes da mistura original, por meio da transferência simultânea de massa do líquido pela vaporização, e do vapor pela condensação. O efeito final é o aumento da concentração do componente mais volátil no vapor e do componente menos volátil no líquido.

As torres de destilação correspondem aos maiores consumidores de energia em plantas químicas e refinarias de petróleo. No entanto, apesar de geralmente contribuir com mais de 50% dos custos operacionais de uma planta pela necessidade constante de aquecimento e resfriamento do processo, a destilação é ainda considerada a técnica mais comum e o processo mais econômico de separação (Rocha, 2003). No entanto, se a estrutura de controle de uma coluna não está definida corretamente ou se a sintonia dos controladores não é a ótima, o consumo de energia no refeedor e/ou no condensador e as vazões internas de líquido e/ou de vapor da coluna podem estar muito acima do necessário. Ou seja, o custo operacional é maior que o ideal e a carga é menor que a possível. Tem-se, resumidamente, um custo operacional elevado com uma pequena produção. Desta forma, a melhoria e otimização do sistema de controle simultaneamente minimizará os custos operacionais e maximizará a produção da unidade (Kalid, 2008).

Um sistema de controle de colunas de destilação tem os seguintes objetivos: manter a estabilidade operacional, ou seja, o inventário de massa e

energia na coluna e garantir a separação desejada entre seus componentes respeitando as especificações. Esses objetivos são alcançados por dois níveis de controle: controle do inventário ou estoque e controle da separação ou qualidade, que serão detalhados a seguir.

A Figura 13 apresenta um esquemático de uma coluna de destilação típica e a Figura 14 apresenta a tela da simulação da coluna de destilação objeto de estudo deste trabalho.

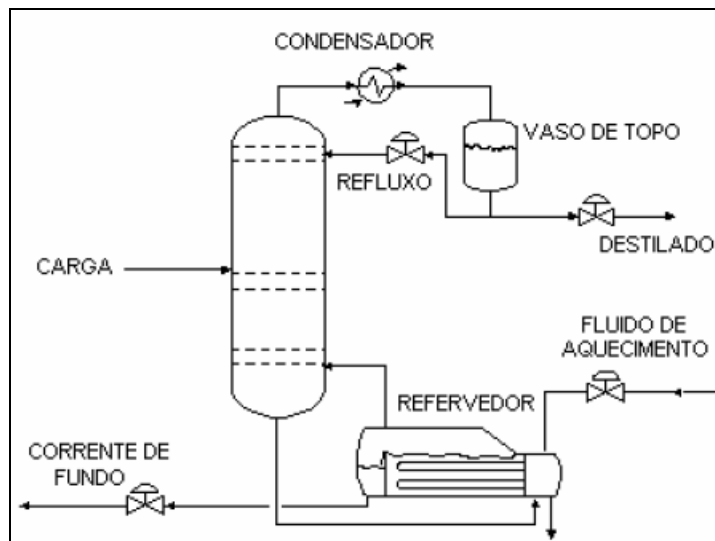


Figura 13. Coluna de Destilação Típica (Fonte: Rocha, 2003)

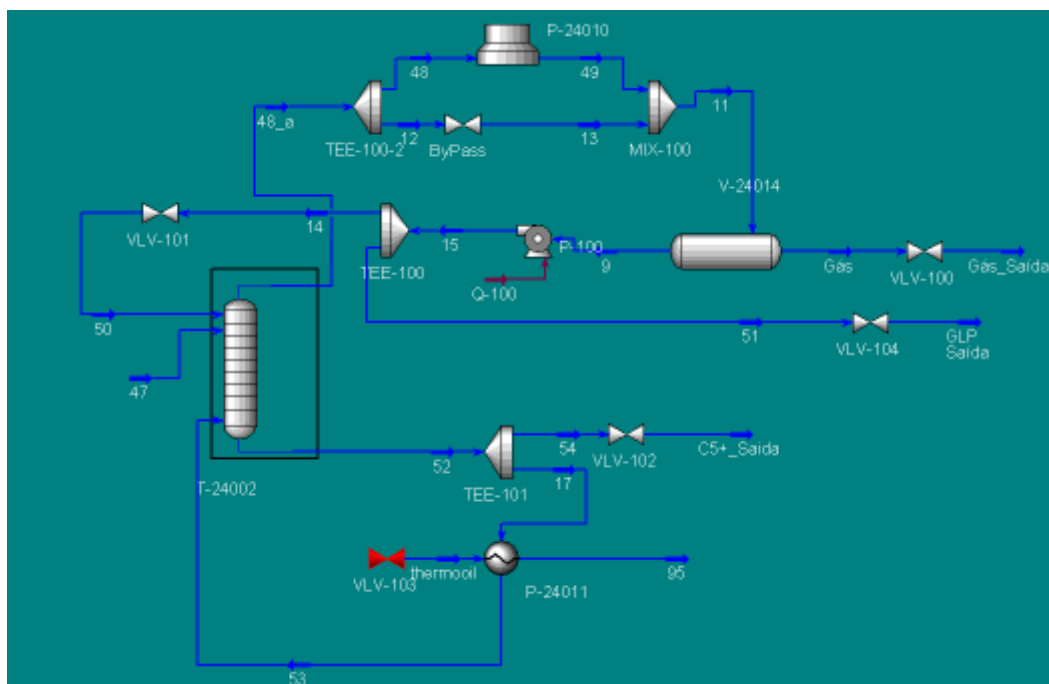


Figura 14. Coluna de Destilação em Estudo

Nota-se, após a comparação das figuras, que a coluna de destilação desbutanizadora (T-24002) simulada no software de simulação comercial Hysys se constitui em uma unidade de destilação típica.

III.2.1 Simulação da Coluna Desbutanizadora no Hysys

Sabe-se que, em geral, utiliza-se uma coluna de destilação desbutanizadora, para remover os componentes leves da corrente de gasolina para produzir o gás liquefeito de petróleo (GLP). Sabe-se ainda que a estratégia de controle mais comum para controlar a concentração de quaisquer produtos em correntes de butano e C5+ é manipular a vazão de refluxo e a temperatura de fundo da coluna.

III.2.1.1 Coluna Desbutanizadora

A desbutanizadora é uma fracionadora largamente encontrada na indústria petroquímica e de petróleo. Recebendo uma carga de C4 e mais pesados, em geral ricos em C5, separa os componentes C4 no topo, retirando os componentes mais pesados ricos em C5 no fundo. O C4 pode ser hidrogenado e retornar, por exemplo, para ser craqueado em fornos de pirólise, para se obter eteno, ou seguir para separação de butadieno 1,3. O butadieno é um produto que possui valor agregado elevado, sendo seu valor médio US\$ 600/tonelada, e cujas perdas, portanto, mesmo em pequenas quantidades, como, por exemplo, 30 Kg/h, representam uma perda anual de aproximadamente US\$ 150.000, o que justifica um controle do processo o mais eficiente possível. Este hidrocarboneto é largamente utilizado na indústria petroquímica como matéria-prima na produção de pneus, calçados, televisores, geladeiras, carpetes, asfalto, impermeabilizantes e, até mesmo, goma de mascar.

Na indústria petroquímica, em geral, o C5, depois de hidrogenado, retorna a refinaria como gasolina de pirólise, uma gasolina de excelente qualidade, com alta octanagem.

Foi dito anteriormente que os objetivos de controle de uma coluna de destilação são alcançados por dois níveis de controle: controle do inventário ou estoque e controle da separação ou qualidade, que serão detalhados a seguir. Para a implantação do controle de inventário ou estoque, são aplicados controles de nível, pressão, temperatura e vazão. Para a planta em análise, todas as malhas do controle de estoque envolvidas no processo de fracionamento da coluna desbutanizadora tiveram sua instrumentação avaliada e foram novamente sintonizadas (Sé, 2008). Visou-se, deste modo, preparar a coluna, simulada fenomenologicamente no Hysys, para o recebimento do controle de qualidade de suas concentrações de topo e fundo, via controle preditivo não-linear multivariável. Como será visto na próxima seção, esse simulador permite que o modelo dinâmico utilizado na simulação do referido processo seja o mais completo possível, o que possibilita a avaliação do desempenho das estratégias de controle em um ambiente muito próximo da realidade.

Com o regulatório, também conhecido como controle de estoque, bem sintonizado, é possível fazer o controle de qualidade dos produtos de topo e fundo de uma coluna de destilação. Para o caso da coluna em questão, escolheram-se como variáveis de processo as concentrações de contaminantes das correntes de produto de topo, i-pentano, e de fundo, i-butano, em frações de massa. Fontes *et al.* [2007] recomenda a escolha das concentrações de i-buteno, mas, como para o caso da coluna em questão o componente i-buteno não está presente na carga da coluna, optou-se, por indicação do próprio Fontes, trabalhar com o i-butano.

Partindo destes pressupostos, definem-se os objetivos de controle da coluna que, de acordo com Jesus [2000] para uma coluna de destilação, são em geral:

- (a) Manter estável as condições de operação da coluna;
- (b) Manter os produtos de topo e fundo dentro dos limites da especificação;

(c) Alcançar os objetivos anteriores de forma mais eficiente possível. Isto significa maximizar a recuperação dos produtos e minimizar consumo de energia;

(d) Manter o processo dentro dos limites das restrições.

Laurandi (2006) afirma que o atendimento das especificações desejadas dos produtos, o chamado controle de qualidade, é obtido controlando-se a composição de topo e de fundo.

A estratégia mais comum para controlar a qualidade do produto de topo de uma coluna é modular a vazão de refluxo da coluna, pois a destilação alcança a separação das substâncias devido ao contato em contracorrente de vapor e líquido. Portanto uma quantidade contínua de líquido deve ser fornecida no topo da coluna (refluxo), enquanto que o vapor é suprimido pela vaporização do líquido que acumula no fundo da coluna (o refeedor fornece o vapor). Consequentemente as taxas de refluxo e vaporização estão de mãos dadas na determinação da composição dos produtos de uma unidade de destilação.

Existem muitas maneiras de controlar a qualidade do topo. Quando se dispõe da análise em linha da composição do topo este sinal pode ser utilizado como variável medida. Porém nem sempre é viável instalar analisadores em linha, seja por motivos técnicos (não dispor de analisadores ou procedimentos para condicionamento adequado das amostras), seja por motivos econômicos (os equipamentos de análise são caros). Então se pode inferir a composição a partir da temperatura e pressão, pois pela regradas fases de Gibbs, para misturas binárias, a composição de uma mistura em equilíbrio líquido/vapor depende apenas da sua temperatura e pressão.

Normalmente deseja-se especificar o destilado, porém às vezes a corrente do fundo também deve ser especificada. Neste caso estratégias análogas às empregadas para controle da composição do topo podem ser empregadas, em que a variável medida é a composição do fundo, ou a temperatura em algum ponto da seção de esgotamento (controle inferencial), e a variável manipulada é a vazão de vapor para o reboiler.

Na coluna em estudo, a vazão de entrada é dada fundamentalmente pelo alinhamento proveniente do vaso pulmão. Há ainda as vazões de refluxo e da carga térmica, cuja função é permitir um controle maior sobre a pureza dos produtos de topo e fundo, os quais são as vazões de saída do sistema como dito anteriormente.

A Figura 15 representa esquematicamente a coluna, com as suas malhas de controle regulatório PID, de qualidade e de inventário.

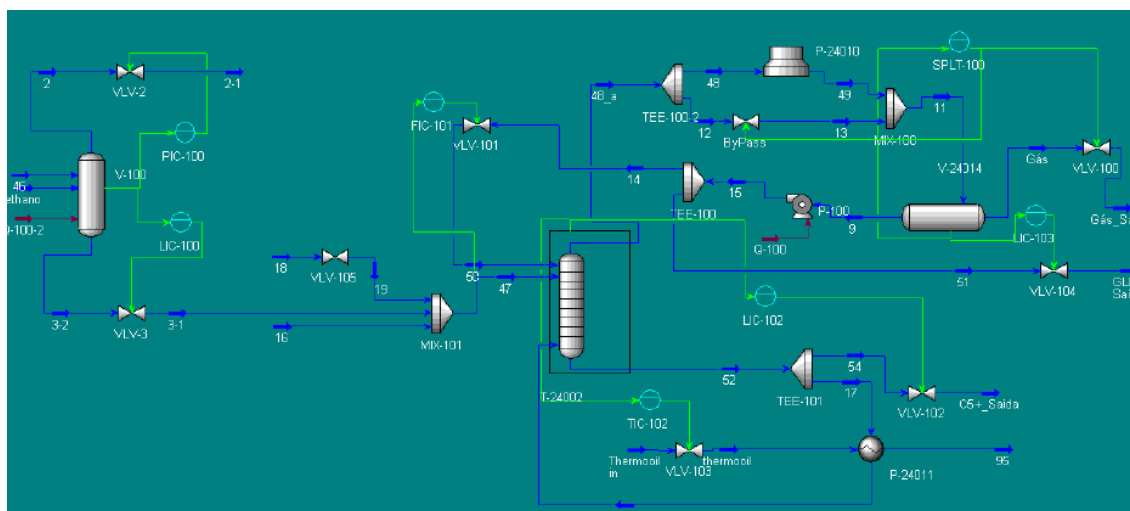


Figura 15. Planta em Estudo

III.2.1.2 Simulação em Regime Estático e Dinâmico

A coluna de destilação desbutanizadora, utilizada nesta dissertação, é exemplo de um caso real, já testada no simulador de processos HYSYS (versão 1.5) nas simulações estática e dinâmica. Esse simulador oferece as seguintes características requeridas pelas Indústrias (Rocha, 2003):

(a) exatidão: O modelo dinâmico do HYSYS fornece resultados precisos, baseado no equilíbrio, nas reações, nas operações unitárias, e em modelos de controladores, que comprovam a confiabilidade e a utilidade do programa.

(b) facilidade de uso: O simulador HYSYS dinâmico usa o mesmo ambiente gráfico interativo do simulador HYSYS estático. Todas as informações referentes a correntes e operações unitárias do fluxograma, do

caso de simulação estática, podem ser facilmente transferidas para o ambiente de simulação dinâmica.

(c) velocidade: As opções de modelagem dinâmica no HYSYS foram desenvolvidas para fornecer um compromisso entre exatidão e velocidade. O programa HYSYS usa o método de integração de Euler, de passo fixo implícito. Os balanços de volume, energia e composição são resolvidos em passos de integração diferentes. Os balanços de volume são padronizados para serem calculados a cada intervalo de tempo, enquanto que os balanços de energia e composição são padronizados para serem resolvidos a cada segundo e um décimo do passo de integração. Esta solução permite que o HYSYS execute rapidamente cálculos precisos e estáveis durante a simulação.

(d) projeto detalhado: Detalhes específicos de cada parte do equipamento da planta podem ser fornecidos ao HYSYS. Além disso, é possível confirmar se o equipamento especificado é capaz de obter o produto na qualidade desejada. A informação inclui as dimensões do equipamento, a geometria, a colocação dos pontos de alimentação e retirada e a posição relativa ao nível do solo. Um modelo detalhado do acúmulo de produtos internamente aos equipamentos, permite o cálculo de níveis, perda de calor, contribuições da altura estática, e composições de produto baseados na informação de cada parte do equipamento.

(e) realismo: Um novo nível de realismo, com relação ao fluxo material na simulação, é conseguido com a utilização do sistema de cálculo de pressão ao longo de todos os equipamentos, incluindo-se as linhas. Com a adoção do fluxo da pressão, a taxa de fluxo através de qualquer unidade de operação depende das pressões das partes circunvizinhas dos equipamentos. O fluxo material através de uma planta real pode mais precisamente ser modelado através da pressão em todos os fluxos de produtos.

A coluna é simulada utilizando-se vinte e oito estágios teóricos, representando os pratos de uma coluna real. Ela possui vinte e oito pratos, sendo que a vazão de refluxo entra no primeiro prato, enquanto que a carga térmica é uma entrada no último. A entrada principal da coluna, proveniente do

alinhamento do vaso pulmão, entra na coluna pelo prato doze. A Tabela 5 apresenta algumas condições de simulação da coluna.

Tabela 5. Dados de Processo da Coluna Desbutanizadora.

	Carga 1	Carga 2	Produto de Topo	Produto de Fundo	Refluxo
Vazão (kg/h)	15031,77	66694,45	22876,51	72446,17	13128,89
Temperatura (°C)	75,16	172,53	63,51	167,51	38,40
Pressão (KPa)	1535,24	1545,64	1529,88	1549,02	1529,93
Composição					
Metano	0,0123	0,0000	0,0162	0,0000	0,0162
Etano	0,0719	0,0000	0,0947	0,0000	0,0947
Propano	0,4131	0,0000	0,5441	0,0000	0,5441
i-Butano	0,1004	0,0001	0,1321	0,0001	0,1320
n-Butano	0,1609	0,0025	0,2119	0,0025	0,2119
i-Pentano	0,0517	0,2123	0,0008	0,2119	0,0008
n-Pentano	0,0780	0,3219	0,0002	0,3214	0,0002
n-Hexano	0,0725	0,3002	0,0000	0,3005	0,0000
n-Heptano	0,0320	0,1326	0,0000	0,1330	0,0000
n-Octano	0,0054	0,0225	0,0000	0,0226	0,0000
n-Nonano	0,0019	0,0079	0,0000	0,0080	0,0000

A simulação dinâmica de um processo possibilita avaliar seu comportamento em regime transitório entre dois estados. Os resultados da simulação estática servem como ponto de partida para o desenvolvimento da simulação dinâmica na medida em que estes estabelecem as condições iniciais. Ainda nesta simulação, também foi utilizado o programa HYSYS 1.5 em conjunto com o programa MATLAB versão 6.0.

As malhas de inventário são controladas por meio de controladores PID, cujo algoritmo é residente no programa HYSYS, os quais foram sintonizados utilizando-se o método IMC conforme trabalho realizado por Nunes (2008). Para as malhas de controle de qualidade, composição de topo e fundo, utilizaram-se dois níveis: no primeiro nível, o regulatório, por meio de controladores PID, da mesma forma residentes no HYSYS. Para a qualidade do topo, um controlador de vazão de refluxo, e para a qualidade do fundo, um controlador da temperatura do prato sensível da coluna. Este atua na fonte de calor do refeedor; no segundo nível, superior, para permitir uma comparação, utilizou-se separadamente, um controlador preditivo multivariável bilinear com

compensação iterativa e um controlador preditivo não-linear estendido auto-adaptativo.

Ambos controladores foram implementados no programa MATLAB, que se comunica com o HYSYS por meio de comunicação DDE. Esta comunicação assíncrona é um ponto falho que provavelmente já foi superada em versões mais atualizadas de ambos os programas. No entanto, não foi possível trabalhar com versões mais atualizadas. As variáveis do controlador preditivo que compõem as malhas de controle de qualidade do nível hierárquico mais elevado, responsáveis pela especificação dos produtos de topo e fundo da são:

- (a) concentração de i-pentano na corrente de topo da coluna (PV) que é uma variável controlada;
- (b) concentração de i-butano na corrente de fundo da coluna (PV) que é uma variável controlada;
- (c) “*setpoint*” do controlador da vazão de refluxo (FIC-101), da coluna simulada no HYSYS, que é uma variável manipulada;
- (d) “*setpoint*” do controlador de temperatura do prato sensível da desbutanizadora (TIC-102), que atua na quantidade de calor fornecida pelo refeedor. Esta é a segunda variável manipulada.

O objetivo do controle na composição de topo é manter o teor máximo do contaminante i-pentano pela corrente de topo com a menor variabilidade possível. Isso significa que se deve operar a referida malha o mais próximo do limite de especificação, possibilitando a operação da coluna com menor vazão de refluxo e, conseqüentemente, menor custo energético no refeedor. O objetivo do controle na composição de fundo é manter o teor máximo de i-butano na corrente de fundo para reduzir as perdas.

III.2.2 Acoplamento entre as malhas

O acoplamento entre as malhas de controle de um dado sistema impõe que este seja tratado como um sistema multivariável. A desbutanizadora é um processo multivariável, com determinado grau de acoplamento entre a malha de topo e a malha de fundo, como será visto a seguir.

Para verificação do acoplamento entre as malhas de controle foi aplicado um degrau em uma variável, permanecendo a outra variável com um “setpoint” constante. Inicialmente foi aplicado um degrau de amplitude 10% na vazão de refluxo, permanecendo a temperatura constante. Esse resultado é apresentado na Tabela 6.

Tabela 6. Variação na vazão de refluxo com temperatura constante.

Variação na vazão de refluxo com temperatura constante			
Variação percentual	Vazão de refluxo (kg/h)	i-pentano no topo	i-butano no fundo
10%	27.489	9.22530e-4	5.20923e-5
SS	24.99	1.22754e-3	5.76398e-5
-10%	22.491	1.73196e-3	6.59769e-5

Observa-se na Tabela 6 que uma variação de 24.99 para 27.489 kg/h na vazão de refluxo, corresponde a uma variação na malha de topo de 1.22754e-3 para 9.22530e-4 na concentração de i-pentano, equivalente a cerca de 25% de redução na taxa de concentração de i-pentano. Na malha de fundo a mesma variação na vazão de refluxo provocou uma variação de 5.76398e-5 para 5.20923e-5 de i-butano correspondendo a 9.6% de redução na taxa de i-butano. A mesma análise pode ser feita quando aplicado o degrau negativo.

Da mesma forma foi aplicado um degrau de amplitude 0.77% na temperatura que corresponde a variação de 1°C, permanecendo o refluxo constante. Esse resultado é apresentado na Tabela 7.

Tabela 7. Variação na temperatura com refluxo constante.

Variação na temperatura com refluxo constante			
Variação percentual	Temperatura (°C)	i-pentano no topo	i-butano no fundo
0.77%	131	1.31711e-3	5.33855e-5
SS	130	1.22754e-3	5.76398e-5
-0.77%	129	1.13590e-3	6.32957e-5

Da mesma forma, observa-se na Tabela 7, que uma variação de apenas 1 °C no prato 28 da desbutanizadora, correspondente a uma variação de 0.77%, provoca uma variação na malha de fundo de 5.76398e-5 para 5.33855e-5 na concentração de i-butano. Isto corresponde a um aumento de 7.4% na taxa de concentração de i-butano. Na malha de topo a mesma variação na temperatura do prato 28 provoca uma variação de 1.22754e-3 para 1.31711e-3 na concentração de i-pentano, correspondendo a uma variação na taxa de concentração de i-pentano de 7.3%. A mesma análise também pode ser feita quando aplicado o degrau negativo de temperatura.

A Figura 16 apresenta graficamente o exemplo da interação entre as malhas para um degrau positivo na vazão de refluxo.

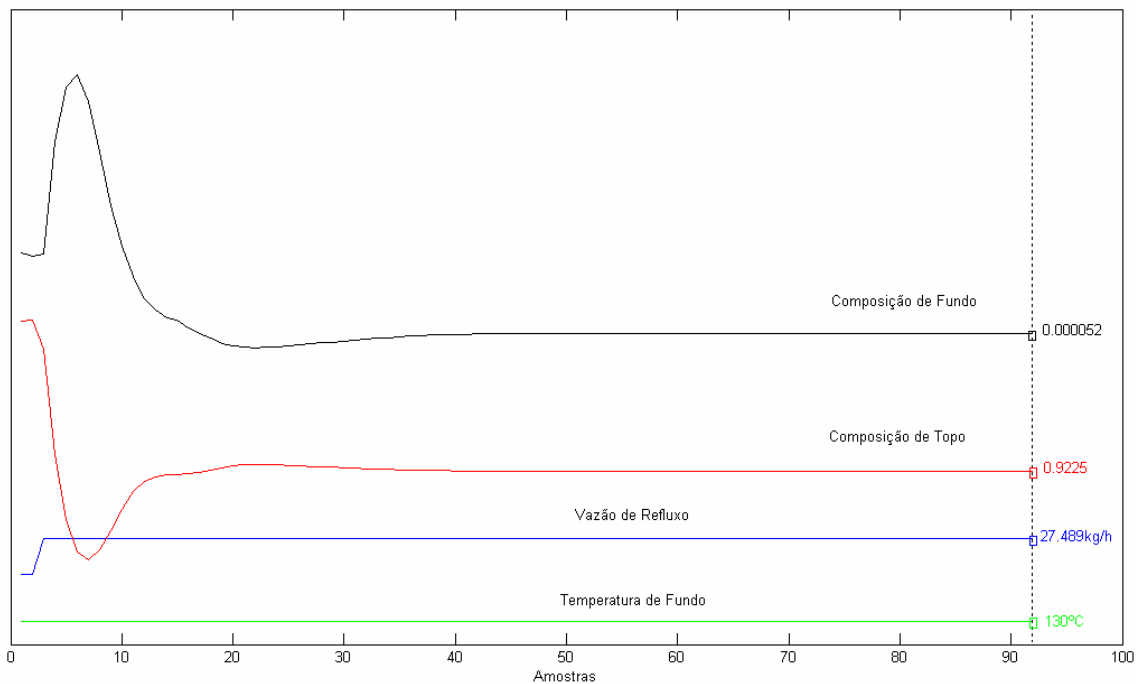


Figura 16. Análise Acoplamento entre as Malhas

Assim, pelos resultados apresentados, verifica-se que de fato o acoplamento entre as malhas de topo e de fundo da desbutanizadora é grande, justificando a aplicação do controle multivariável.

No entanto, a fim de evidenciar o grau de não-linearidade da planta em estudo foram aplicados diversos degraus na planta. Com isso objetiva-se avaliar o tempo de resposta para cada uma das entradas assim como o desvio com relação ao ponto de equilíbrio do sistema. A Tabela 8 mostra esses resultados.

Tabela 8. Análise Tempos de Resposta e Variação de Amplitude.

Entradas	i-pentano		i-butano	
	Tempo de Resposta (em seg)	Variação	Tempo de Resposta (em seg)	Variação
Degrau Positivo Vazão 5%	10374	1,719878E-04	10866	2,777122E-06
Degrau Positivo Vazão 10%	10585	3,050098E-04	12996	5,547532E-06
Degrau Positivo Vazão 20%	10799	4,906055E-04	13700	1,043251E-05
Degrau Negativo	10990	2,114259E-04	14667	4,176676E-06

Vazão 5%				
Degrau Negativo Vazão 10%	6131	5,054159E-04	11637	8,300774E-06
Degrau Negativo Vazão 20%	6335	1,495596E-03	14152	1,827174E-05
Degrau Positivo Temperatura 1°C	9072	9,060544E-05	8667	4,291223E-06
Degrau Positivo Temperatura 3°C	9647	3,470423E-04	8811	1,293737E-05
Degrau Positivo Temperatura 5°C	10343	7,346775E-04	9158	2,058760E-05
Degrau Negativo Temperatura 1°C	9122	9,067147E-05	11617	5,621404E-06
Degrau Negativo Temperatura 3°C	8779	2,250159E-04	10937	1,718618E-05
Degrau Negativo Temperatura 5°C	8438	3,276381E-04	10257	3,092627E-05

Com isso observa-se que não é possível obter uma relação linear entre a variação do sinal de entrada com o ganho estático do processo e também com o tempo de resposta para cada um dos sinais aplicados.

III.3 Identificação do Modelo Bilinear

A coluna desbutanizadora foi simulada com os seguintes componentes: Metano, Etano, Propano; i-Butano; n-Butano; i-Pentano; n-Pentano; n-Hexano; n-Heptano, n-Octano e n-Nonano.

Em Rocha (2003), foi mostrado o balanço de massa no estado transitório para uma coluna de destilação, em que ficou caracterizada a existência de um termo bilinear nas diversas equações de balanço ao longo de cada prato de uma coluna. Também deixou claro que em todas as equações de balanço de massa, por componente, existe sempre um termo que multiplica a saída total do produto pela concentração de cada componente. Observa-se assim que existe um termo bilinear, justificando desta forma a necessidade de um *modelo bilinear* para a coluna.

Para a identificação do modelo bilinear, é necessário selecionar o período de amostragem que é baseado no tempo de acomodação. Assim, realizaram-se testes em degrau nos pares refluxo e concentração de i-pentano no topo, refluxo e concentração de i-butano no fundo, temperatura do prato sensível e concentração de i-pentano no topo e finalmente temperatura do

prato sensível e concentração de i-butano no fundo conforme foi mostrado na Tabela 8. Adotou-se então o período de amostragem de seis minutos, que está entre 1/20 e 1/40 dos tempos de acomodação encontrados. A Tabela 9 mostra as faixas de tempo encontradas em minutos. Para o valor escolhido somente duas faixas de operação não são satisfeitas, porém as faixas que não atendem o critério não comprometem o desempenho do controlador.

Tabela 9. Faixas dos Tempos de Acomodação em minutos

Entradas	Faixa de Valores Tempos de acomodação em minutos			
	i-pentano		i-butano	
	1/40 Ta	1/20 Ta	1/40 Ta	1/20 Ta
Degrau Positivo Vazão 5%	4,3	8,6	4,5	9,1
Degrau Positivo Vazão 10%	4,4	8,8	5,4	10,8
Degrau Positivo Vazão 20%	4,5	9,0	5,7	11,4
Degrau Negativo Vazão 5%	4,6	9,2	6,1	12,2
Degrau Negativo Vazão 10%	2,6	5,1	4,8	9,7
Degrau Negativo Vazão 20%	2,6	5,3	5,9	11,8
Degrau Positivo Temperatura 1°C	3,8	7,6	3,6	7,2
Degrau Positivo Temperatura 3°C	4,0	8,0	3,7	7,3
Degrau Positivo Temperatura 5°C	4,3	8,6	3,8	7,6
Degrau Negativo Temperatura 1°C	3,8	7,6	4,8	9,7
Degrau Negativo Temperatura 3°C	3,7	7,3	4,6	9,1
Degrau Negativo Temperatura 5°C	3,5	7,0	4,3	8,5

Para a estimação dos parâmetros dos modelos, uma seqüência de dados foi obtida a partir de testes de identificação. Para isso foi aplicado na planta um sinal pseudo-aleatório, persistentemente excitante (PRBS), adicionado ao sinal de regime permanente. Após a geração dos dados de saída do processo, utilizou-se o algoritmo dos Mínimos Quadrados Recursivos (MQR) para obtenção do modelo. Foram propostas diversas ordens de

modelos do tipo bilinear, tanto para a corrente de topo como para a corrente de fundo, conforme figuras abaixo. Nesta, a resposta da planta é representada pela linha azul e o modelo pela linha vermelha.

(a) Corrente de Topo – modelos de segunda ordem com variação na ordem dos polinômios de B: $nb=[nb11 \ n12 \ nb21 \ nb22]$;

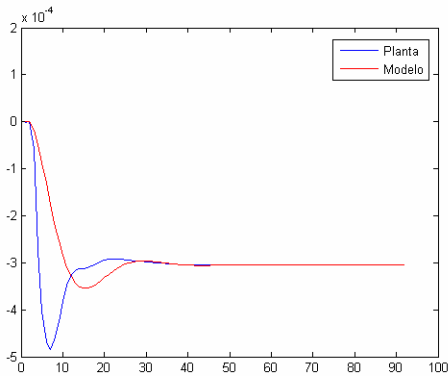


Figura 17. Resposta Modelo Corrente de Topo na=2 e nb=[0 1 1 0]

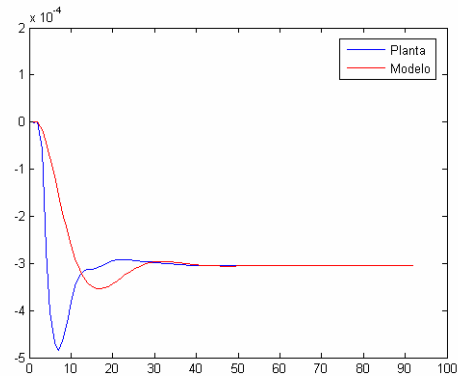


Figura 18. Resposta Modelo Corrente de Topo na=2 e nb=[0 2 2 0]

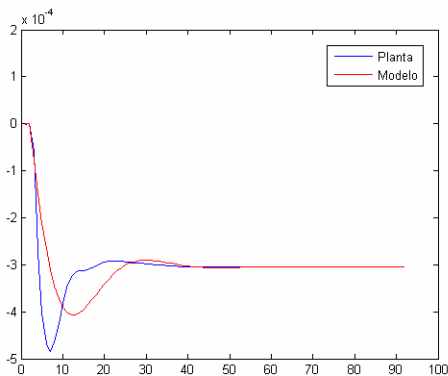


Figura 19. Resposta Modelo Corrente de Topo na=2 e nb=[1 2 2 1]

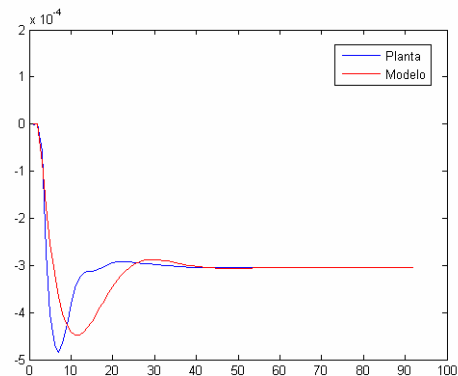
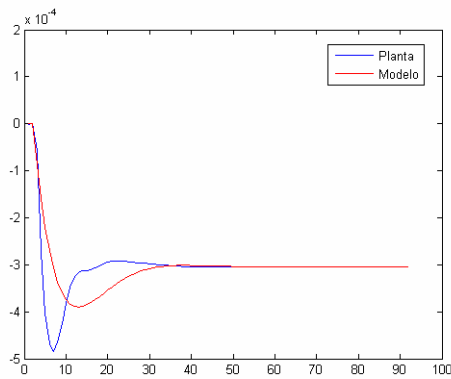
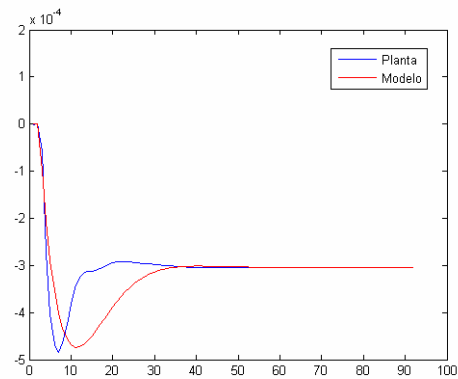


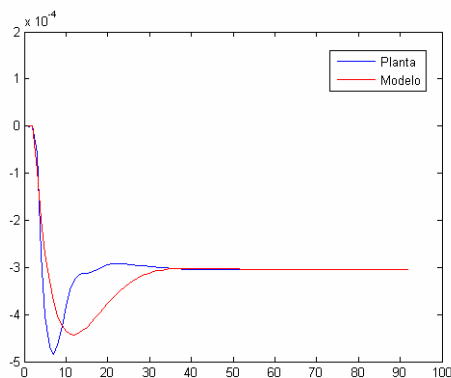
Figura 20. Resposta Modelo Corrente de Topo na=2 e nb=[2 2 2 2]



**Figura 21. Resposta Modelo Corrente de Topo
na=2 e nb=[1 3 3 1]**



**Figura 22. Resposta Modelo Corrente de Topo
na=2 e nb=[2 3 3 2]**



**Figura 23. Resposta Modelo Corrente de Topo
na=2 e nb=[3 3 3 3]**

(b) Corrente de Topo – modelos de terceira ordem, na=3, com variação na ordem dos polinômios de B: nb=[nb11 n12 nb21 nb22];

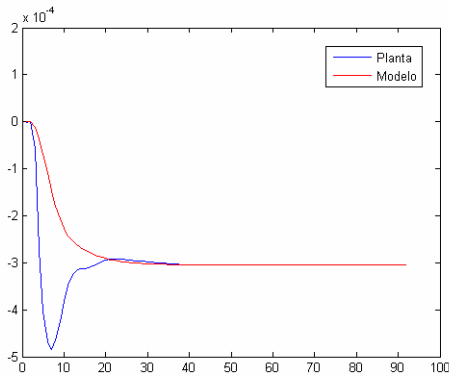


Figura 24. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[0 \ 1 \ 1 \ 0]$

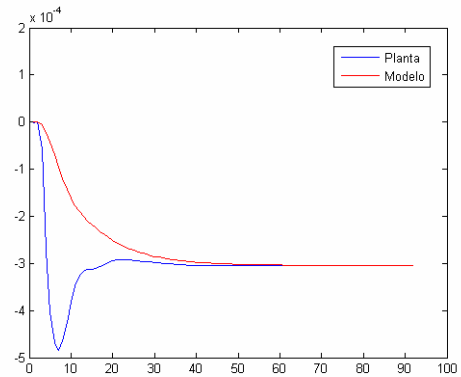


Figura 25. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[0 \ 2 \ 2 \ 0]$

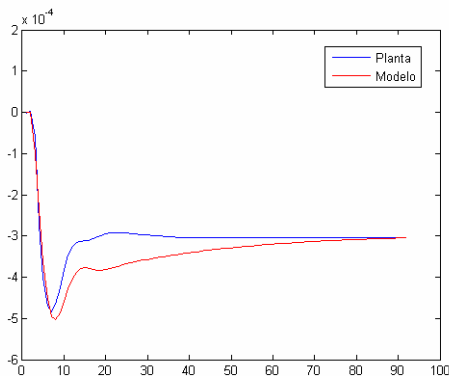


Figura 26. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[1 \ 2 \ 2 \ 1]$

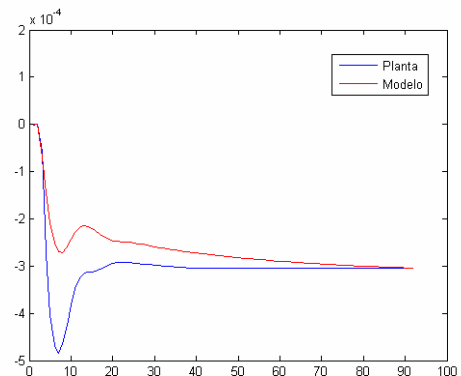


Figura 27. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[2 \ 2 \ 2 \ 2]$

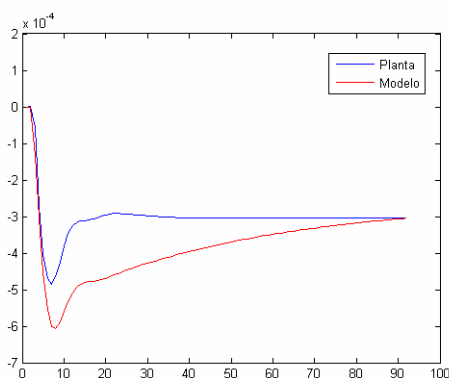


Figura 28. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[1 \ 3 \ 3 \ 1]$

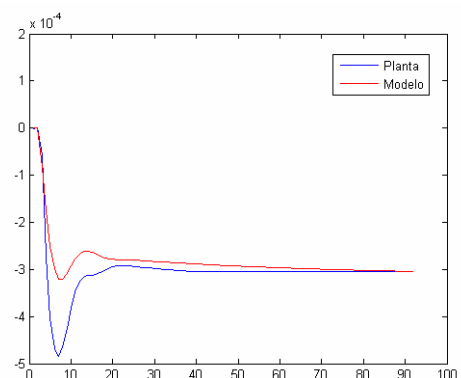


Figura 29. Resposta Modelo Corrente de Topo $na=3$ e $nb=[2 \ 3 \ 3 \ 2]$

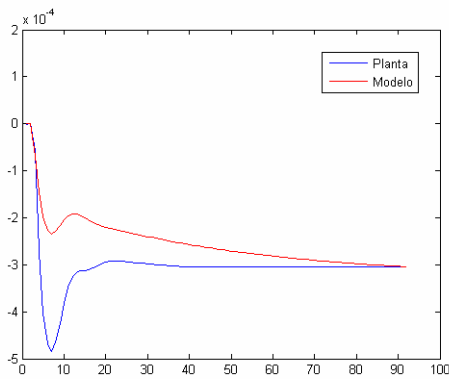


Figura 30. Resposta Modelo Corrente de Topo
 $na=3$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$

(c) Corrente de Fundo – modelos de segunda ordem, $na=2$, com variação na ordem dos polinômios de B: $nb=[nb11\ nb12\ nb21\ nb22]$;

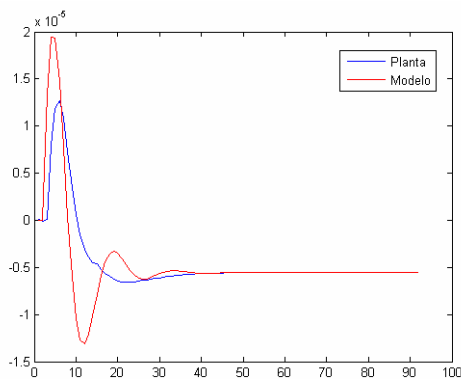


Figura 31. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[0\ 1\ 1\ 0]$

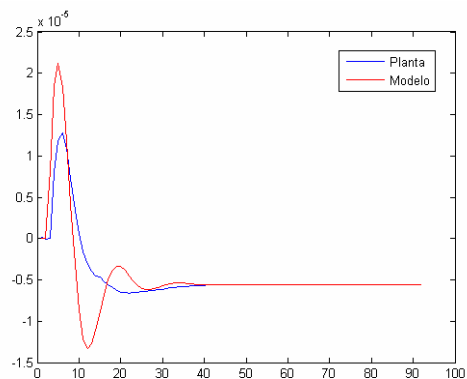


Figura 32. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[0\ 2\ 2\ 0]$

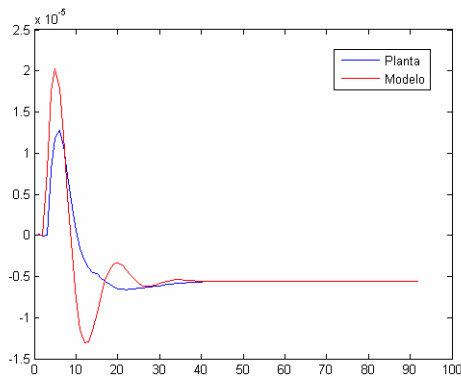


Figura 33. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[1\ 2\ 2\ 1]$

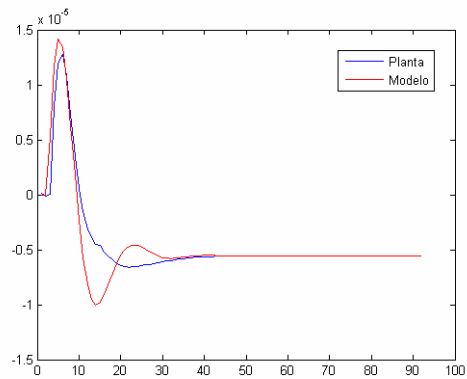


Figura 34. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[2\ 2\ 2\ 2]$

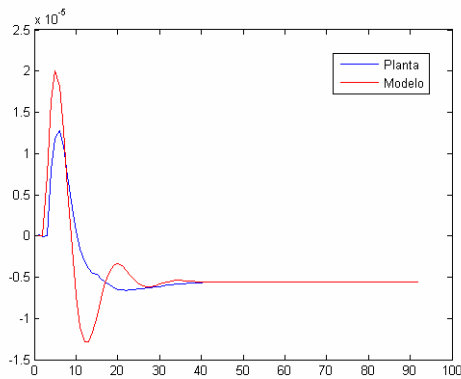


Figura 35. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[1\ 3\ 3\ 1]$

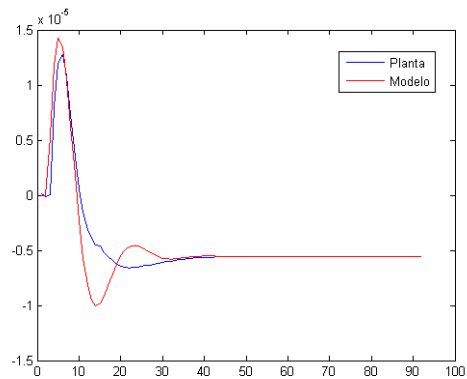


Figura 36. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[2\ 3\ 3\ 2]$

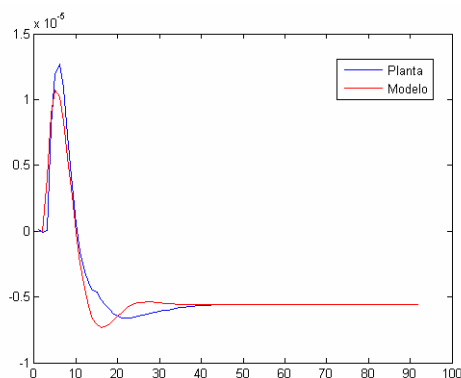


Figura 37. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=2$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$

(d) Corrente de Fundo – modelos de terceira ordem, $n_a=3$, com variação na ordem dos polinômios de B: $n_b=[n_{b1} \ n_{b2} \ n_{b3}]$;

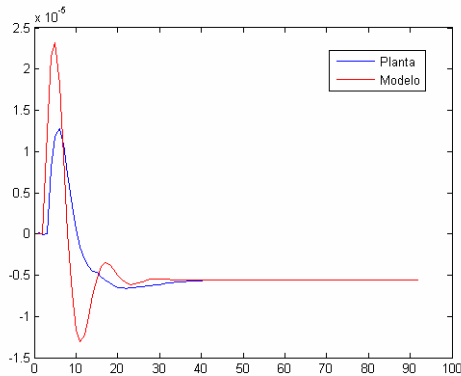


Figura 38. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[0 \ 1 \ 1 \ 0]$

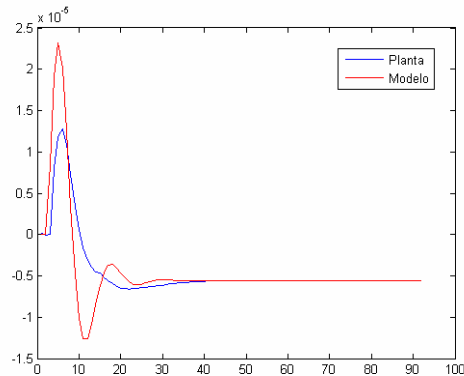


Figura 39. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[0 \ 2 \ 2 \ 0]$

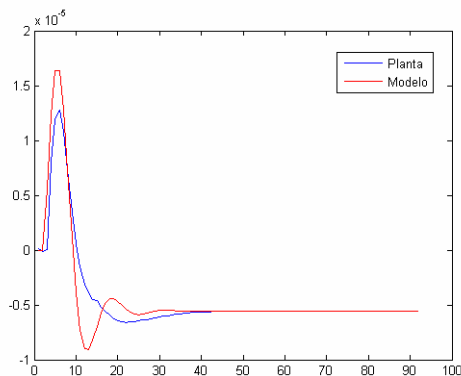


Figura 40. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[1 \ 2 \ 2 \ 1]$

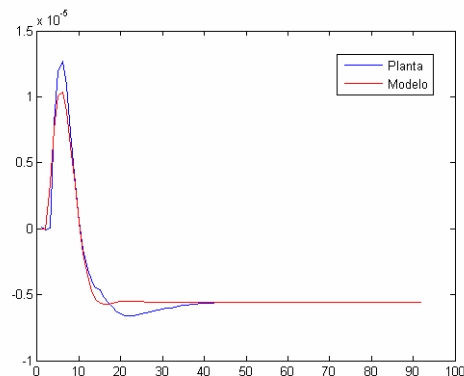


Figura 41. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[2 \ 2 \ 2 \ 2]$

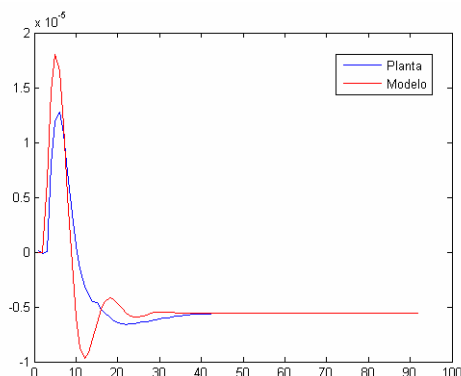


Figura 42. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[1 \ 3 \ 3 \ 1]$

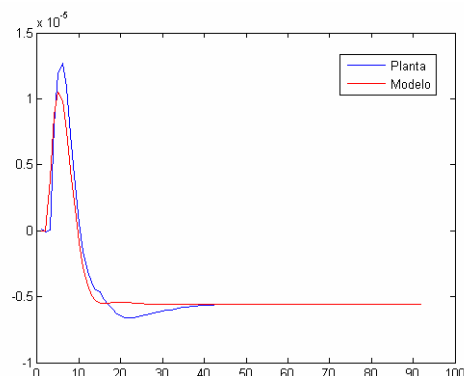


Figura 43. Resposta Modelo Corrente de Fundo $n_a=3$ e $n_b=[2 \ 3 \ 3 \ 2]$

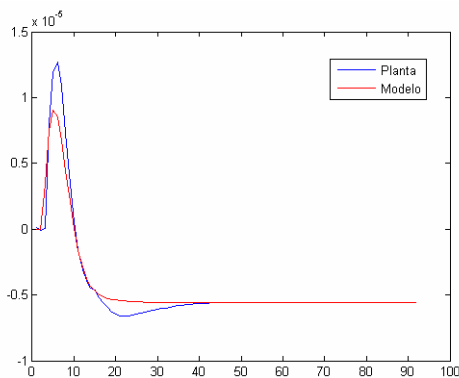


Figura 44. Resposta Modelo Corrente de Fundo $na=3$ e $nb=[3\ 3\ 3\ 3]$

O critério de escolha do melhor modelo foi baseado no erro quadrático médio da resposta do modelo com relação à resposta da planta, mostrado na Tabela 10. O modelo escolhido foi o modelo 13.

Tabela 10. Análise de Erro dos Modelos obtidos

		Descrição do modelo	Erro1	Erro2
2 ^a Ordem	Modelo 01	$nb=[0\ 1\ 1\ 0]$	0.0541	0.3165
	Modelo 02	$nb=[0\ 2\ 2\ 0]$	0.0619	0.2611
	Modelo 03	$nb=[1\ 2\ 2\ 1]$	0.0221	0.2379
	Modelo 04	$nb=[2\ 2\ 2\ 2]$	0.0199	0.0747
	Modelo 05	$nb=[1\ 3\ 3\ 1]$	0.0219	0.2215
	Modelo 06	$nb=[2\ 3\ 3\ 2]$	0.0268	0.0751
	Modelo 07	$nb=[3\ 3\ 3\ 3]$	0.0221	0.0215
3 ^a Ordem	Modelo 08	$nb=[0\ 1\ 1\ 0]$	0.0670	0.3470
	Modelo 09	$nb=[0\ 2\ 2\ 0]$	0.0976	0.2787
	Modelo 10	$nb=[1\ 2\ 2\ 1]$	0.0184	0.0768
	Modelo 11	$nb=[2\ 2\ 2\ 2]$	0.0395	0.0122
	Modelo 12	$nb=[1\ 3\ 3\ 1]$	0.0982	0.1151
	Modelo 13	$nb=[2\ 3\ 3\ 2]$	0.0181	0.0205
	Modelo 14	$nb=[3\ 3\ 3\ 3]$	0.0599	0.0243

A validação do modelo foi feita para o teste em degrau tanto na vazão de refluxo como na carga térmica, em que foi preciso fazer o ajuste do ganho estático para cada uma das entradas. A Figura 45 mostra o comportamento da composição de topo enquanto que a Figura 46 mostra o comportamento da vazão de fundo.

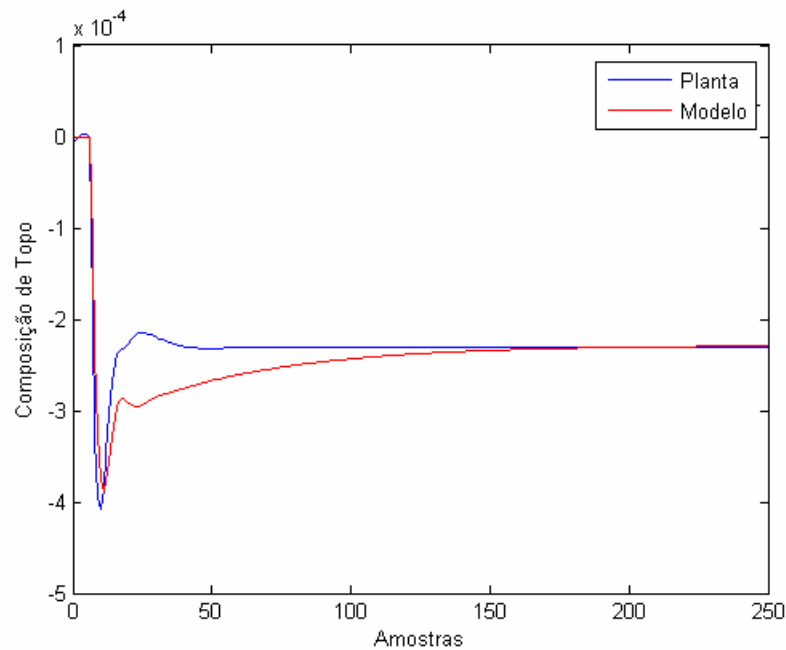


Figura 45. Resposta da Concentração de Topo para uma variação em degrau na vazão de refluxo e na carga térmica

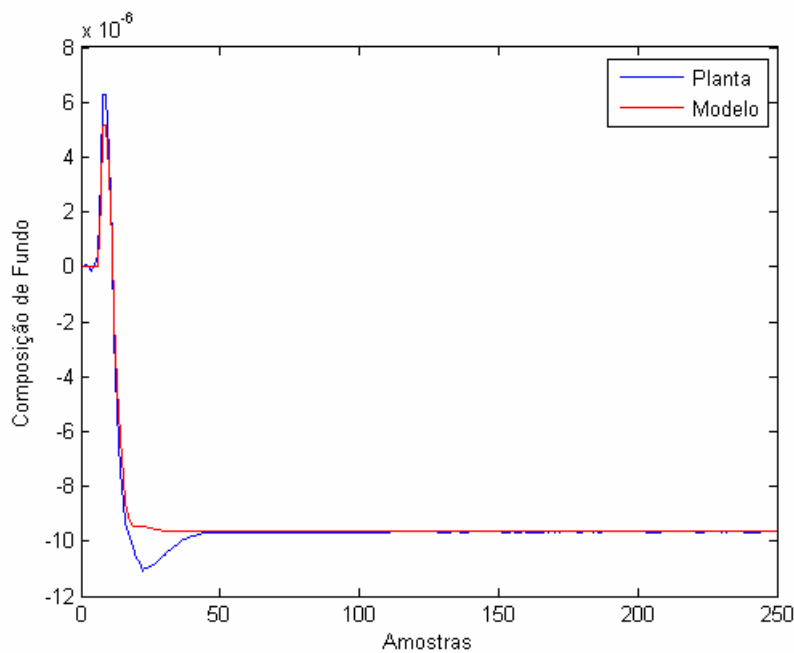


Figura 46. Resposta da Concentração de Fundo para uma variação em degrau na vazão de refluxo e na carga térmica

Pode-se observar que os modelos bilineares, notadamente o referente ao fundo da desbutanizadora, Figura 46, apresentam fidelidade à planta simulada no Hysys. Este resultado mostra que a bilinearidade existente na

coluna desbutanizadora foi bem representada pelo modelo. Espera-se deste modo que os controladores com estes modelos apresentem um bom desempenho aos problemas de controle da planta.

III.4 Implementação do Sistema de Controle

A desbutanizadora foi representada por meio do simulador dinâmico HYSYS, versão 1.5 existente na UFBA. Por ter capacidade de alcançar grande abrangência, efetuando os balanços de volume, energia e composição em passos de integração diferentes, este simulador fenomenológico permite que o modelo dinâmico utilizado seja o mais completo e próximo possível da realidade de uma coluna desbutanizadora. Desta forma, o desempenho dos controladores preditivos pode ser avaliado em um ambiente muito próximo da realidade.

Na implementação dos sistemas de controle, foram utilizadas duas soluções a saber:

- (a) os controladores do nível regulador, foram implementados no próprio HYSYS, utilizando o algoritmo PID residente neste;
- (b) os controladores preditivos multivariável GPCBIC e NEPSAC, ambos não-lineares, desenvolvidos e implementados em Matlab, comunicando-se com HYSYS.

Para a implementação da comunicação, utilizou-se o módulo “DCS Interface” do HYSYS, cuja janela de configuração pode ser observada na Figura 47. Este módulo possibilita o controle da comunicação através de uma série de facilidades, algumas entre as mais importantes são destacadas abaixo:

- (a) General Data – Nesta guia definem-se os programas Matlab que serão disparados ao se acionar o botão *Enable/Disable* na mesma janela ou os botões *Start/Continue/Stop* do integrador;
- (b) PV Export – Nesta guia definem-se as variáveis do Hysys que serão enviadas aos programas Matlab na forma de um vetor. São em geral as variáveis controladas do controlador preditivo multivariável. Pode

ser um “setpoint” ou uma variável de processo de um PID residente, um dado de processo ou simplesmente o tempo de simulação;

- (c) PV Import – Nesta guia definem-se as variáveis que o Hysys receberá do Matlab. São em geral as variáveis manipuladas do controlador multivariável, também lidas sob a forma de um vetor.

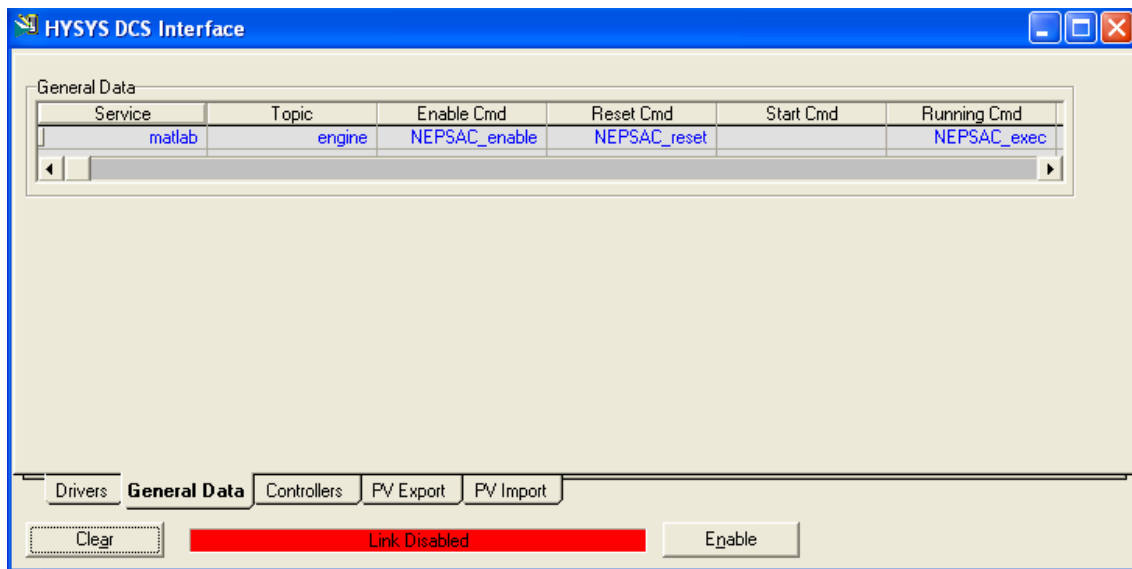


Figura 47. Interface de Comunicação Hysys e Matlab

O HYSYS se comunica a todo instante com o MATLAB, porém de forma assíncrona. Desta maneira, a velocidade de comunicação é influenciada pela velocidade do processador e cabe aos programas desenvolvidos em Matlab ler e disponibilizar as variáveis nos períodos de amostragem determinados. Para garantir que a execução do algoritmo do controlador preditivo multivariável fosse efetuada no intervalo múltiplo do período de amostragem, foi passado ao Matlab uma variável “tempo de simulação” do Hysys e naquele foi criada uma variável que se encarregou de contar o tempo de simulação e calcular o momento de ler e disponibilizar as variáveis de interesse.

III.5 Respostas dos Controladores Preditivos Multivariáveis

Foram aplicados testes no sistema de controle da desbutanizadora, nas duas variáveis controladas independentemente, para cada um dos controladores. Desta forma, ao se aplicar uma mudança no valor desejado da

concentração de i-pentano no topo, observou-se o problema servo para esta variável e ao mesmo tempo o problema regulador na concentração de i-butano no fundo. Do mesmo modo, ao se aplicar uma mudança no valor desejado da concentração de i-butano no fundo, observou-se o problema servo para esta variável e ao mesmo tempo o problema regulador na concentração de i-pentano no topo. Por fim, foram aplicados testes nas duas variáveis controladas simultaneamente a fim de observar a atuação dos controladores para essa situação.

Para a avaliação eqüitativa dos controladores foi adotado como critério, utilizar-se os mesmos parâmetros de sintonia tais como: horizonte de predição ($N_y=15$), horizonte de controle ($N_U=15$) e as mesmas matrizes de ponderação das ações de controle, formadas por $\lambda_1=100$ e $\lambda_2=100$. Para o algoritmo iterativo, foi adotado o valor $CP = 10^{-10}$ e o número de iterações máximo limitado a 100.

Os gráficos com as respostas dos sinais de saída e dos esforços de controle são mostrados a seguir para cada uma das situações testadas:

(a) Degrau na Composição de Topo;

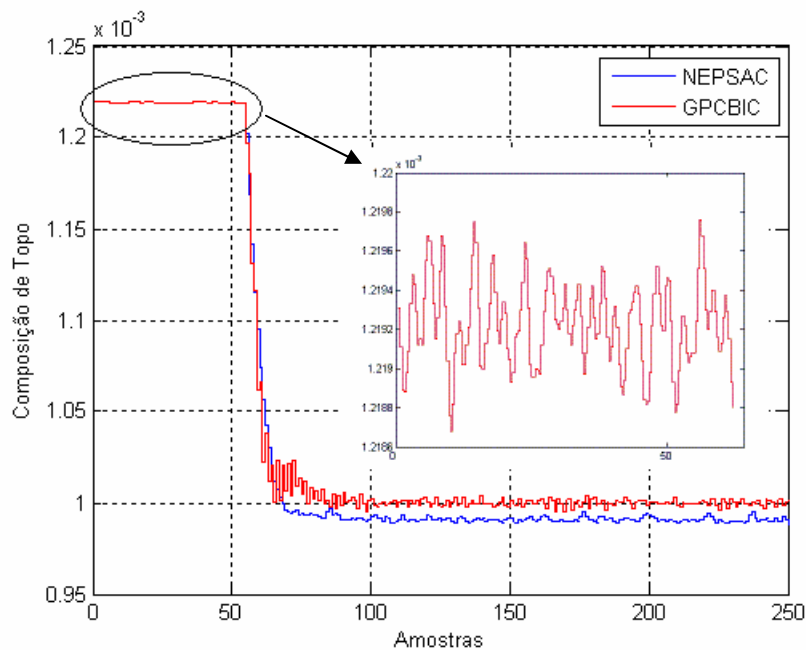


Figura 48. Resposta da Composição de Topo a um Degrau aplicado na Composição de Topo

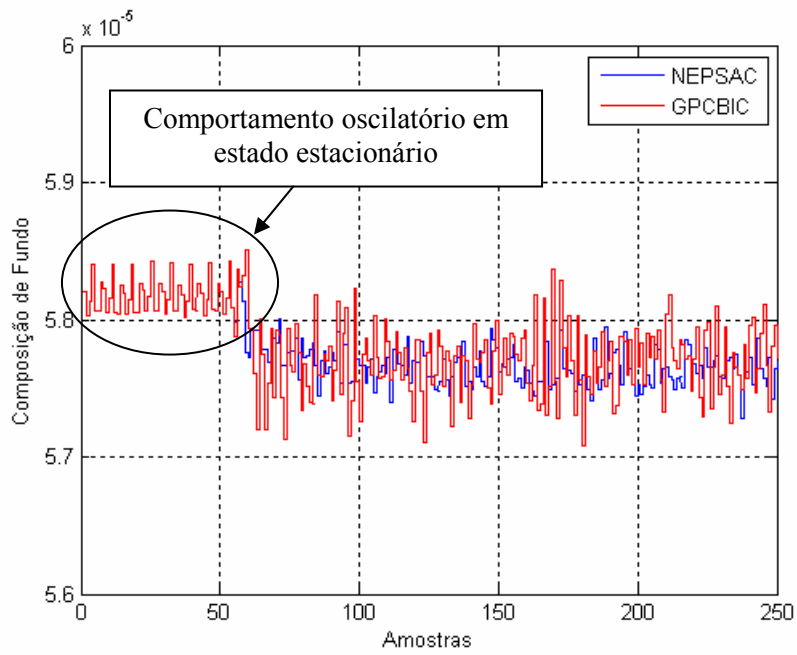


Figura 49. Resposta da Composição de Fundo a um Degrau aplicado na Composição de Topo

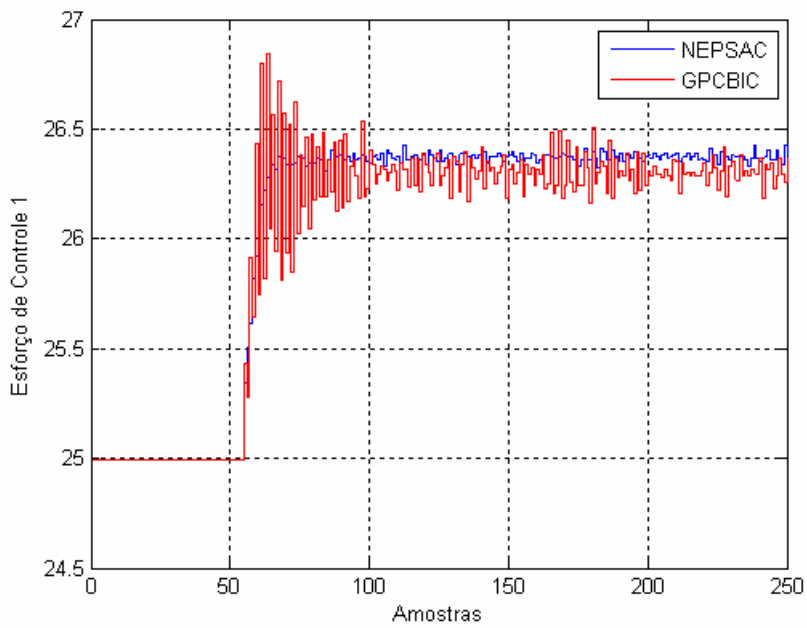


Figura 50. Esforço de Controle da Vazão de Refluxo a um Degrau aplicado na Composição de Topo

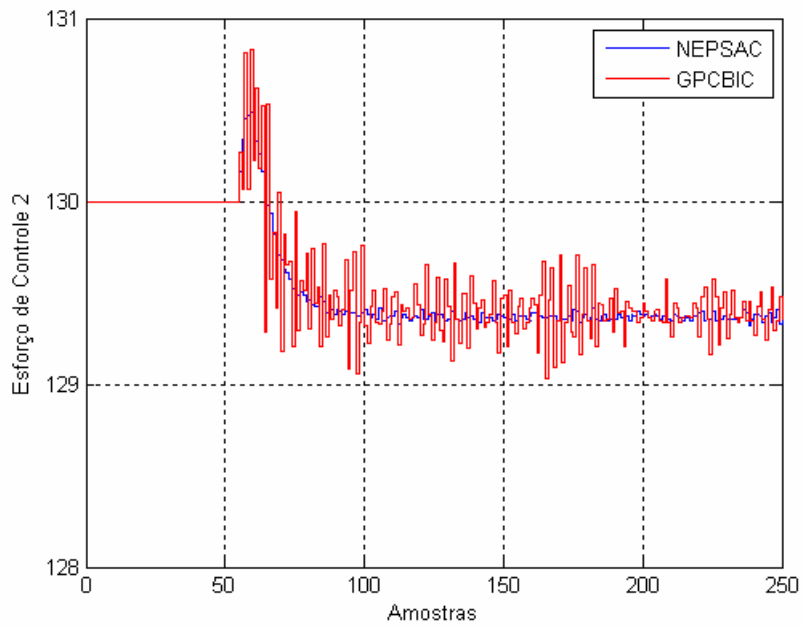


Figura 51. Esforço de Controle da Carga Térmica a um Degrau aplicado na Composição de Topo

(b) Degrau na Concentração de Topo e de Fundo.

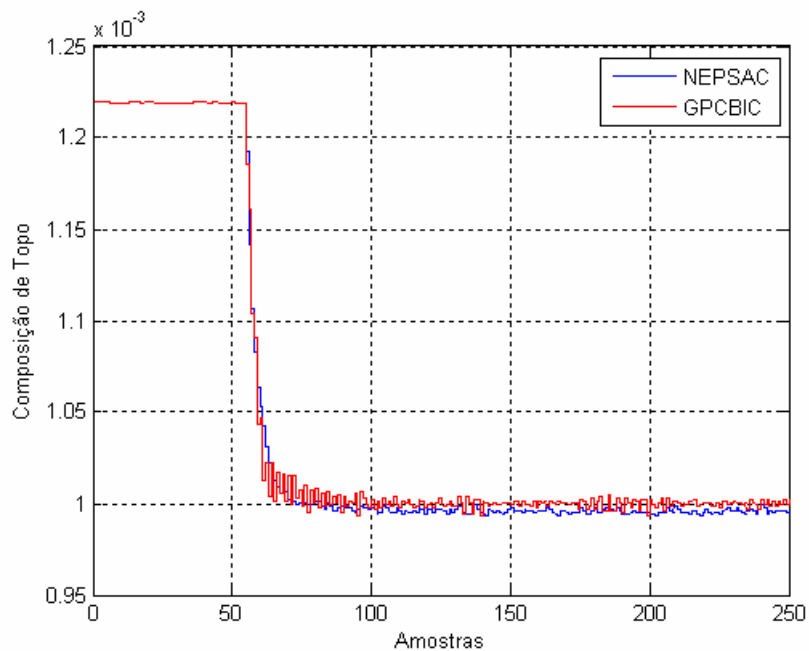


Figura 52. Resposta da Composição de Topo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo

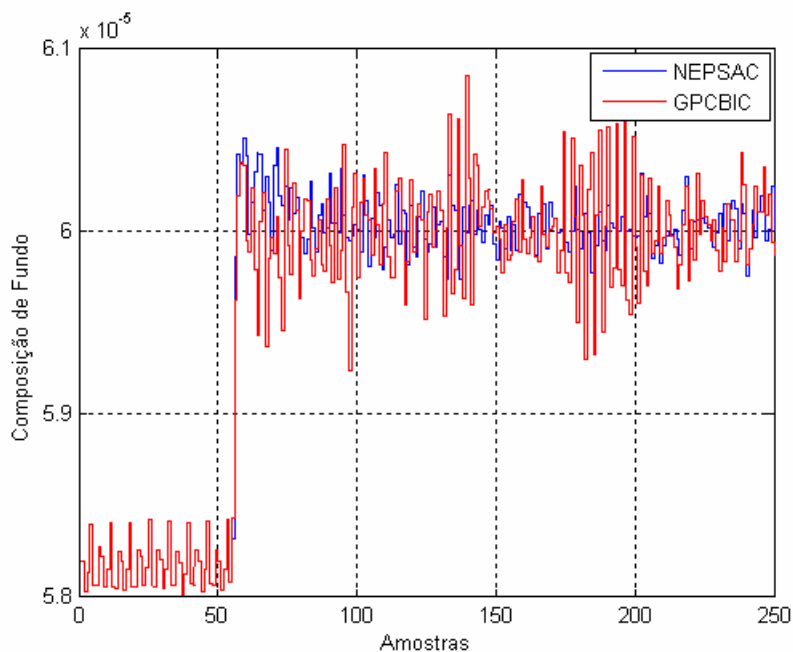


Figura 53. Resposta da Composição de Fundo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo

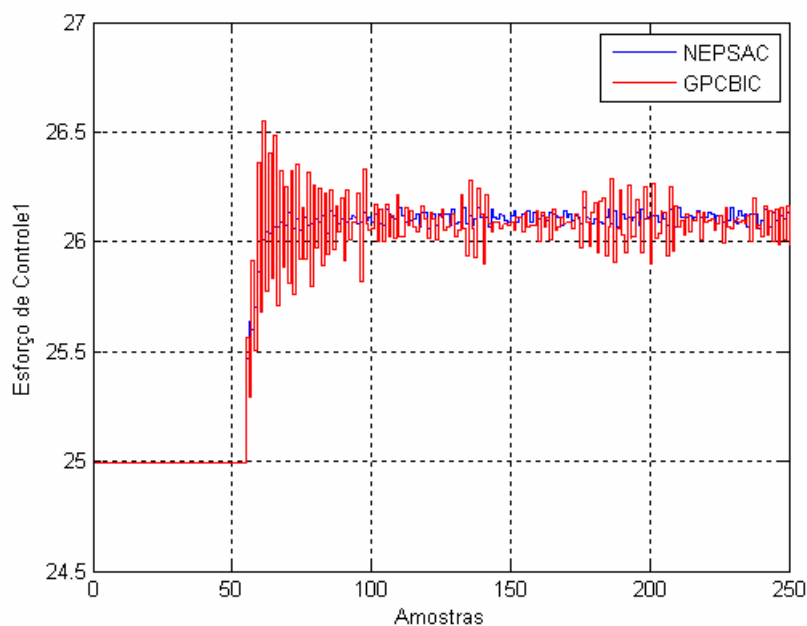


Figura 54. Esforço de Controle da Vazão de Refluxo a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo

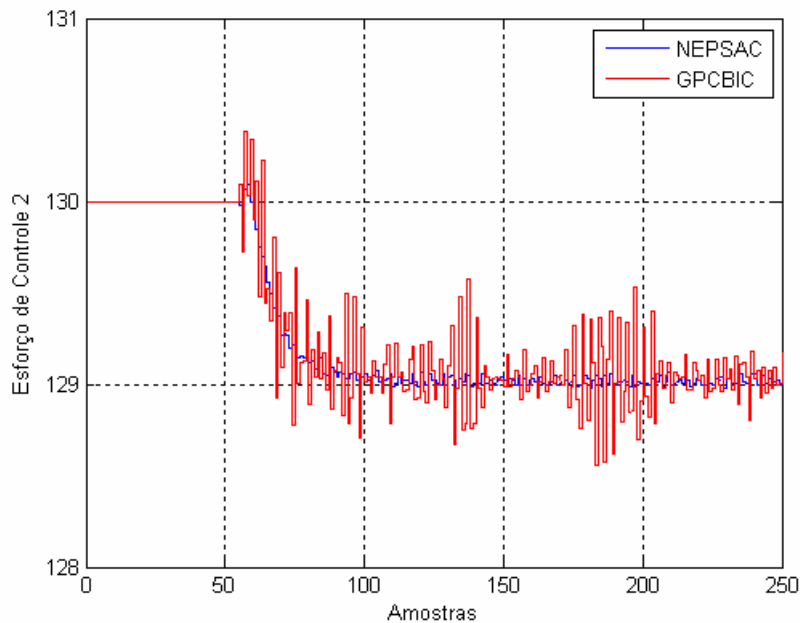


Figura 55. Esforço de Controle da Carga Térmica a um Degrau aplicado na Composição de Topo e Fundo

III.6 Análise Qualitativa dos Resultados obtidos

Observa-se pelos gráficos mostrados que o controlador GPCBIC apresentou melhor desempenho com relação ao problema servo, enquanto que o controlador NEPSAC apresentou um pequeno off-set. Em compensação o esforço de controle para o primeiro controlador foi maior como será constatado na próxima seção.

Vale ressaltar que não foram feitos trabalhos de sintonia para o controle regulatório da coluna. Isto porque esse assunto havia sido abordado em trabalho anterior (Sé, 2008). No entanto, pode-se verificar que o processo encontra-se com uma variabilidade considerável em suas condições, mesmo no estado estacionário, o que poderia ser tratado com novas sintonias nos controladores PID. Outra causa para essa oscilação decorre de problemas numéricos em função de alguns cálculos trabalharem com grandezas bem pequenas.

Os valores dos tempos de acomodação para as duas situações apresentadas anteriormente são mostrados na Tabela 11. Houve dificuldades no levantamento desses tempos considerando que as variáveis apresentam um

comportamento bastante oscilatório como já comentado. Isso compromete a avaliação do desempenho dos controladores com base nessa métrica.

Tabela 11. Faixas dos Tempos de Acomodação em minutos

Testes Realizados		NEPSAC (min)	GPCBIC(min)
Degrau na Composição de Topo	Saída 1	360	270
Degrau na Composição de Topo e Fundo	Saída 1	330	300
	Saída 2	300	240

III.7 Análise Quantitativa dos Resultados obtidos

Semelhante ao caso SISO, para uma análise quantitativa dos resultados obtidos, optou-se pela utilização do índice de desempenho de Goodhart *et al*, publicado em 1994. Como visto, este índice estabelece uma ponderação de três parcelas, baseadas em três diferentes critérios de avaliação. Para o caso multivariável, cada uma das parcelas foi adaptada como será visto a seguir.

A primeira destas parcelas considera o esforço de controle médio total realizado pelo controlador atingir uma dada resposta. Esta parcela é representada pela seguinte equação:

$$\varepsilon_1 = \sum_{i=1}^p \varepsilon_{1i} = \sum_{i=1}^p \frac{\sum_{k=1}^T \Delta u_i(k)}{T} \quad (77)$$

em que T é um número inteiro e representa a quantidade de ações de controle, tomadas para se obter a resposta desejada e p é o número de entradas ou variáveis manipuladas do sistema;

A segunda parcela do índice considera a variância do sinal de controle em torno da média calculada no índice anterior. Esta parcela é representada pela equação a seguir:

$$\varepsilon_2 = \sum_{i=1}^p \varepsilon_{2i} = \sum_{i=1}^p \frac{\sum_{k=1}^T (\Delta u_i(k) - \varepsilon_{1i})^2}{T} \quad (78)$$

A terceira parcela do índice de Goodhart considera o desvio total da variável de saída ou variável controlada, com relação ao valor do “setpoint” desejado. Como dito anteriormente, esta é a parcela de maior importância, já que está diretamente relacionada com a qualidade da variável controlada, exercendo grande influência na análise qualitativa do controlador e é calculada como segue:

$$\varepsilon_3 = \sum_{j=1}^q \varepsilon_{3j} = \sum_{j=1}^q \frac{\sum_{k=1}^T |r_j(k) - y_j(k)|}{T} \quad (79)$$

em que $r(k)$ é o valor da referência ou “setpoint” e q é o número de saídas ou variáveis controladas do sistema.

O índice de desempenho de Goodhart representado por ε combina as três parcelas ε_1 , ε_2 e ε_3 em um único valor conforme segue:

$$\varepsilon = \alpha_1 \varepsilon_1 + \alpha_2 \varepsilon_2 + \alpha_3 \varepsilon_3 \quad (80)$$

em que α_1 , α_2 e α_3 são ponderações atribuídas individualmente a cada parcela do índice. Adotaram-se os pesos α_1 , α_2 e α_3 como sendo 0.2, 0.3 e 0.5, respectivamente por consideramos o desvio da variável controlada a parcela de maior importância.

As Tabelas 12 e 13 indicam os índices de Goodhart que foram calculados para os casos em que foi dado um degrau na composição de topo e topo e fundo simultaneamente.

Tabela 12. Índices de Desempenho dos Controladores: Degrau na Composição de Topo.

Controlador	ε_1	ε_2	ε_3	ε
GPCBIC	0.7955	3.4508	8.3604e-6	1.1857
NEPSAC	0.7523	3.7282	1.5122e-5	1.2776

Tabela 13. Índices de Desempenho dos Controladores: Degrau na Composição de Topo e Fundo.

Controlador	ε_1	ε_2	ε_3	ε
GPCBIC	0.1907	3.9779	5.6363e-6	1.2315
NEPSAC	0.1886	4.0985	7.4125e-6	1.2673

III.8 Considerações

Neste capítulo foi feita inicialmente uma descrição do processo de destilação realizado na coluna de destilação desbutanizadora. Também foi apresentada uma descrição da simulação do processo, que utilizou os programas HYSYS e MATLAB, descrevendo as características do simulador, as variáveis de controle e os parâmetros utilizados. Nessa fase foi possível observar o grau de acoplamento entre as malhas a partir de variações do processo dentro do simulador.

Um modelo bilinear da desbutanizadora foi identificado, mostrando ser eficiente na representação de sua não linearidade. Apesar da complexidade de modelagem inerente a uma coluna de destilação (grande número de parâmetros e equações), o simulador HYSYS supriu as necessidades apresentadas tendo ainda a vantagem de permitir a comunicação com outros programas como o MATLAB e o EXCEL tornando-se assim muito útil na implementação do controle preditivo. Um algoritmo de controle preditivo não-linear multivariável estendido auto-adaptativo e um algoritmo de controle preditivo generalizado multivariável bilinear com compensação iterativa foram aplicados no processo de destilação da desbutanizadora a fim de controlar as composições de topo e fundo.

Por fim, uma análise quantitativa e também qualitativa foi feita para cada controlador, abordando os conceitos teóricos que explicam os resultados obtidos. Em geral, não houve muita diferença no desempenho dos controladores, visto que o desvio aplicado foi pequeno. Para essa situação, o

modelo representa melhor o comportamento real do sistema e o efeito da linearização no erro de predição é menos acentuado.

CAPÍTULO IV

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

No desenvolvimento desta dissertação adquiriu-se um melhor entendimento das questões que envolvem um controlador preditivo, seus modelos, os preditores e a necessidade de desenvolver algoritmos que compensem de alguma forma os problemas de identificação dos modelos.

Como visto, a otimização de processos com o uso de técnicas de controle avançado é uma estratégia que vem sendo adotada por diversas fábricas no ramo industrial. Apesar da maioria dos processos serem não-lineares foi mostrado que as técnicas de linearização ainda são bastante aplicadas para identificação de modelos e desenvolvimento de algoritmos de controle.

O algoritmo de controle preditivo generalizado bilinear, para os casos monovariável e multivariável com compensação iterativa (GPCBIC) foi apresentado. Uma descrição de forma detalhada do algoritmo de controle preditivo não-linear estendido auto-adaptativo (NEPSAC) foi feita, também para os casos monovariável e multivariável, observando a sua equivalência com o controlador preditivo generalizado (GPC).

Foi feita uma descrição sucinta do processo de destilação em uma coluna desbutanizadora, em que foram abordados os principais objetivos de controle comumente encontrados. Apresentaram-se, ainda, as variáveis controladas e manipuladas neste tipo de processo procurando-se fornecer uma melhor compreensão do processo.

Aplicou-se a teoria apresentada dos controladores, em um modelo identificado de uma coluna desbutanizadora, simulada fenomenologicamente no Hysys. A aplicação do programa desenvolvido em Matlab foi feita

diretamente sobre a desbutanizadora no Hysys mediante uma comunicação entre os dois softwares de forma síncrona e determinística. Isso foi possível por meio de uma rotina de tratamento do tempo de amostragem presente na estrutura do algoritmo. Contudo, um modelo bilinear foi identificado mostrando ser eficiente na representação de sua não-linearidade.

Os resultados obtidos evidenciaram que o controlador preditivo bilinear com a compensação iterativa e o controle preditivo não-linear estendido auto-adaptativo, quando aplicados em processos com pequena faixa de operação, apresentam desempenhos equivalentes. Entretanto, à medida que o desvio do ponto de operação em relação ao desejado aumenta, o algoritmo GPCBIC apresenta melhores resultados. Vale ressaltar que não foram feitos trabalhos de sintonia para o controle regulatório da coluna. A ocorrência de problemas numéricos, devido à pequena ordem de grandeza das variáveis, associada a uma sintonia rigorosa no regulatório, gerou uma resposta bem oscilatória nas variáveis como foi possível observar nos resultados. Durante o processo de modelagem esse comportamento não ficou visível, pois os desvios aplicados foram maiores e a escala dos gráficos camuflou esse comportamento.

Como sugestão para trabalhos futuros propõe-se:

- (a) avaliação do efeito de perturbações no processo;
- (b) implementação de restrições nas variáveis manipuladas e controladas;
- (c) aplicação da técnica da compensação iterativa em um modelo não-linear mais geral;
- (d) busca de um modelo mais representativo, a exemplo de um modelo neural, o que potencializará o desempenho do controlador NEPSAC durante o processo iterativo de linearização e cálculo da matriz G ;
- (d) e, por fim, uso de um modelo convolucional não-linear de segunda ordem com aplicação da série de Volterra para linearização a cada ponto.

BIBLIOGRAFIA

- Aström K.J., Wittenmark B. (1995). Adaptive Control. Addison-Wesley Publishing Company.
- Camacho, E. F., Bordons, C. (2004). Model Predictive Control, Springer-Verlag Limited.
- Clarke D. W., Mohtadi C., Tuffs P. S. (1987). Generalized Predictive Control – Parts 1 and 2. Automatica: Vol. 21, nº. 2.
- De Keyser, R.M.C. (1998). A Gentle Introduction to Model Based Predictive Control. EC-PADI2 International Conference on Control Engineering and Signal Processing, Lima, Peru, Plenary Paper.
- España M., Landau I.D. (1978). Reduced order Bilinear Models for distillation Columns. Automatica, Vol. 14, nº. 4, 345-355.
- Findeisen R., Allgöwer, F. (2002). An Introduction to Nonlinear Model Predictive Control.
- Farina, L. (2004). Benefícios de uma Mudança de Estratégia de Controle de Inventários em uma Coluna de Destilação de uma Planta Petroquímica.
- Fontes, A. B., Maitelli, A. L., Salazar, A. O. (2002). A New Bilinear Generalized Predictive Control Approach: Algorithm and Results, Proc. of 15th IFAC World Congress.
- Fontes, A.B., Ângelo, E. (2006). Controle Preditivo Generalizado Bilinear Aplicado a uma Coluna de Butadieno 1,3: A Compensação Iterativa, Uma Nova Abordagem. XVI Congresso Brasileiro de Automática, Salvador – BA.
- FONTES, A. B. *et al* (2007). Generalized Predictive Control Based in Multivariable Bilinear Multimodel, DYCOB, Salvador-BA, Brazil.

-
- Fontes, A.B., Dórea, C.E.T., Garcia, Marcio R.S. (2008). Um Algoritmo Iterativo para MPC com Restrições e Estabilidade de Sistemas Bilineares. XVII Congresso Brasileiro de Automática, Juiz de Fora – MG.
- Goodhart S. G., Burnham K. J., James D. J. G. (1994). Bilinear Self-tuning Control of a High Temperature Heat Treatment Plant. IEEE Control Theory Appl. : Vol. 141, nº. 1.
- Jesus, N. J. C. (2000). Modelagem e Controle de uma Superfracionador Industrial de Propeno, dissertação de Mestrado em Engenharia Química, UNICAMP, Campinas, SP, Brasil.
- Kalid, R. A (2008). Controle de Coluna de Destilação.
- Laurandi, S. O. (2006). Controlador Preditivo da Família GPC, Multivariável Bilinear, com Compensação Iterativa: Aplicação e Avaliação de Desempenho. Tese de Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Bahia, Salvador-BA, Brasil.
- Lazar, M. (2003). Nonlinear Predictive Control: Nonlinear Controller Based on the EPSAC Approach. University of Ghent, Departament of Control Engineering and Automation, Research Report.
- Mohler R. R. (1973). Bilinear Control Process, Academic Press, Vol. 106, New York.
- Morari, M., Lee, J. H. (1999). Model Predictive Control: Past, Present and Future, Comp. Chem. Eng. 23, 667–682.
- NUNES, L. A. S. S. (2008). Aplicação do Controle Preditivo Linear Generalizado em Coluna Debutanizadora: Re-Sintonia e Avaliação de Desempenho do Regulatório. Trabalho Final de Graduação em Engenharia Elétrica. Escola Politécnica. Universidade Federal da Bahia. Salvador, BA.
- Plucenio, A. (2010). Desenvolvimento de Técnicas de Controle Não-linear para Elevação de Fluidos Multifásicos. Tese de Doutorado em Programa de Pós-graduação em Engenharia de Automação e Sistemas - Universidade Federal de Santa Catarina.

- Qin, S. J., Badgwell T. A. (2003). A Survey of Industrial Model Predictive Control Technology, *Control Eng. Practice* 11, 733–764.
- Rocha, G. B. (2003). Aplicação do Controle Preditivo Bilinear Compensado a uma Coluna de Fracionamento de Butadieno 1,3, Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Escola Politécnica. Universidade Federal da Bahia. Salvador, BA.
- Rueda, A., Cristea, S., De Prada, C., De Keyser, R. (2005). Non-linear Predictive Control for a Distillation Column. *IEEE Conference on Decision and Control*, WEB09.3, pp. 5156-5161.
- Torrice, B. C., Normey-Rico, J. E. (2004). Controle Preditivo de Sistemas não Lineares com Atraso, XV Congresso Brasileiro de Automática.
- Torrice, B.C. (2007). Contribuições ao Controle Preditivo Robusto de Sistemas com Atraso. Tese de Doutorado em Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica - Universidade Federal de Santa Catarina.