

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO

SISTEMAS DE PROCESSOS QUÍMICOS E INFORMÁTICA

**CONTROLE PREDITIVO DE COLUNAS DE ABSORÇÃO
COM O MÉTODO DE CONTROLE POR MATRIZ
DINÂMICA**

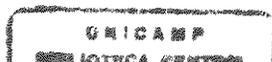
Autor : Fernando Palú

**Orientador : Prof. Dr. João Alexandre F. R. Pereira
Co-orientadora : Prof^a. Dr^a. Ana Maria Frattini Fileti**

**Tese de Doutorado apresentada a Faculdade de Engenharia Química como parte dos
requisitos exigidos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Química**

Campinas - SP Brasil

Julho - 2001



**UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE**

001.23697

ORIGINAL
 N.º CHAMADA:
 T/UNICAMP
 P189c
 V. _____ Ex. _____
 TOMBO BC/46763
 PROC. 76-392/07
 C D
 PREC. R\$ 11,00
 DATA 27/10/07
 N.º CPD

CM0016102B-5

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
 BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

P189c Palú, Fernando
 Controle preditivo de colunas de absorção com o método
 de controle por matriz dinâmica / Fernando Palú. --
 Campinas, SP: [s.n.], 2001.

Orientadores: João Alexandre F. R. Pereira, Ana Maria
 Frattini Fileti
 Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas,
 Faculdade de Engenharia Química.

1. Controle preditivo. 2. Absorção. 3. Processos
 químicos. I. Pereira, João Alexandre F. R.. II. Fileti, Ana
 Maria Frattini. III. Universidade Estadual de Campinas.
 Faculdade de Engenharia Química. IV. Título.

Tese de Doutorado defendida por Fernando Palú e aprovada em 30 de julho de 2001 pela banca examinadora constituída pelos doutores



Prof. Dr. João Alexandre Ferreira da Rocha Pereira



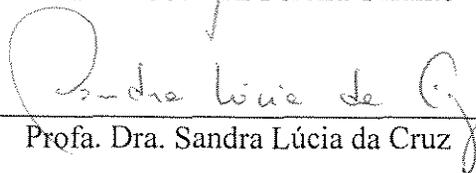
Prof. Dr. César Augusto Moraes de Abreu



Dr. Alexandre Nunes Ponezi



Prof. Dr. Osvaldir Pereira Taranto



Profa. Dra. Sandra Lúcia da Cruz

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

Esta versão corresponde à redação final da Tese de Doutorado em Engenharia Química defendida pelo aluno Fernando Palú, e aprovada pela Banca Examinadora em 30 de julho de 2001.



Orientador: Prof. Dr. João Alexandre Ferreira da Rocha Pereira

AGRADECIMENTOS

Ao prof. Dr. João Alexandre F. Rocha Pereira pela orientação, aconselhamentos e pela oportunidade propiciada.

A Prof.^a Dr.^a Ana Maria Frattini Fileti pelos valiosos conselhos, sugestões e acompanhamento do trabalho.

A meus pais e irmãos, pelo incentivo dado durante toda a vida.

Ao amigo Sérgio Faria, pela ajuda prestada em alguns momentos do trabalho e, principalmente, pela amizade e apoio durante todo este período.

Ao DESQ e aos funcionários da UNICAMP

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

RESUMO

Na literatura encontramos vários trabalhos sobre simulação de colunas de absorção, mas apesar da importância industrial deste equipamento, temos poucos estudos sobre a implementação de estratégias de controle.

Neste trabalho foi realizado um estudo do desempenho do Controle por Matriz Dinâmica (DMC), quando aplicado a uma coluna de absorção, tanto para o caso monovariável (SISO), como para o caso multivariável (MISO). Além de realizar o controle do sistema quando submetido a uma única perturbação no instante de tempo inicial, também se avaliou o desempenho do controlador para perturbações múltiplas. Estes perturbações, de magnitudes aleatórias, foram inseridas de forma periódica, visando aproximar o funcionamento da coluna de uma situação real. Além desta análise, também se propôs uma metodologia para otimizar o funcionamento da coluna, tendo como parâmetros de otimização o consumo de solvente e a integral do quadrado do erro (ISE).

O sistema escolhido para ser estudado é um processo onde CO_2 é gerado durante a produção de álcool etílico por fermentação. O álcool deve ser removido pela absorção em água numa coluna com 9 estágios.

Na primeira etapa, foi apresentado o modelo dinâmico da coluna de absorção, com todas as equações diferenciais e relações de equilíbrio utilizadas para a simulação. Para simular o comportamento da coluna foi elaborado um programa em linguagem FORTRAN. Com este programa se testou a resposta do sistema para perturbações na vazão de solvente e na composição do gás de entrada. A seguir foi implementado um controlador PI, para que se pudesse comparar o desempenho do controlador DMC com um controlador convencional de retro-alimentação.

O desenvolvimento do algoritmo DMC foi mostrado de forma bem detalhada, tanto para o caso com única entrada e única saída (SISO) como para o caso com múltiplas entradas e única saída (MISO). Com este algoritmo obtemos a lei de controle do DMC, que foi inicialmente implementada para o caso SISO. Depois de feito o ajuste dos parâmetros do controlador, o desempenho deste foi então avaliado, inicialmente com uma única perturbação e depois com perturbações múltiplas. O controle foi efetuado de forma satisfatória nos dois casos, apresentando um resultado muito melhor do que o observado para o controlador PI.

Todos os testes realizados com a versão SISO do controlador DMC foram repetidos para o caso MISO, e os resultados foram análogos.

Finalizando o trabalho, se propôs otimizar o funcionamento da coluna através da escolha adequada do(s) estágio(s) usado(s) para medir a composição do gás. Para quantificar o desempenho do sistema de controle foram propostos dois parâmetros: a quantidade de solvente gasta e a integral do quadrado do erro (ISE). Com o uso destes dois critérios foi possível estabelecer em quais estágios devemos medir a composição do gás para obter o melhor desempenho do controlador.

ABSTRACT

Several studies on absorption are usually presented in literature review. Despite the importance of this subject, only a few works are presented about control systems applied to.

In this work, Dynamic Matrix Control (DMC) has been applied to absorption column and the performance of the method was evaluated. The two cases studied were Single-input / single-output (SISO) and Multiple-input / single-output (MISO). The performance of the controller was analysed with respect to a step change in the input and multiple step changes. Aleatory values were used to the step changes with a constant time interval between two step changes in order to simulate a real case. In addition, a methodology to optimise the absorption operation was developed based on the minimum solvent consumption and integral squared error (ISE).

In the system studied, Carbon dioxide evolved during production of alcohol by fermentation is separated from the alcohol by absorption of the alcohol into water in a nine stage column.

A computer program has been written to simulate the column and test the response of the system in study to step changes in the solvent flow rate and input gas composition. Furthermore, the performance of the DMC was compared to a Proportional-Integral controller (PI).

The DMC algorithm was presented to the cases in study SISO and MISO. Based on this algorithm the control law was obtained and first applied to the SISO case. After tuning the design parameters, the performance of the controller was evaluated to a step change in the input and multiple step changes. The results obtained show that the performance of the DMC was satisfactory and better than PI. Results for the MISO case were analogous.

Finally, it was proposed to optimise the performance of the column through the right choice of the stage in which the composition of the gas was measured. To choose the best stages the total consumption of the solvent and ISE were used. These two criteria seem to be quite satisfactory for the cases tested.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 - REVISÃO DA LITERATURA E PROPOSTA DE TESE	01
1.1 - Introdução	02
1.2 - Controle Preditivo	02
1.3 - Colunas de Absorção	06
1.4 - Proposta de Tese	08
CAPÍTULO 2 - MODELO DINÂMICO DA COLUNA DE ABSORÇÃO SIMULAÇÃO E CONTROLE	09
2.1 - Introdução	10
2.2 - Descrição do Modelo	10
2.3 - Vazão Mínima de Solvente	12
2.4 - Algoritmo para Determinação da Vazão Ótima de Solvente	14
2.5 - Modelo Matemático da Coluna	15
2.6 - Algoritmo para Simulação do Comportamento Dinâmico da Coluna	17
2.7 - Método de Runge-Kutta de 4ª Ordem	18
2.8 - Sistema Estudado	20
2.9 - Comportamento Dinâmico da Coluna	20
2.10 - Controlador Proporcional-Integral (PI)	25
2.11 - Ajuste dos Parâmetros do Controlador	26
2.12 - Comentários	31
CAPÍTULO 3 - DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO DMC	33
3.1 - Introdução	34
3.2 - Controle Preditivo	34

3.3 - Modelo de Convolução	37
3.4 - Desenvolvimento do algoritmo DMC	41
3.4.1 - Predição Simples	41
3.4.2 - Predição Múltipla	44
3.5 - Parâmetros do Controlador DMC	51
3.6 – DMC Multivariável	52
3.6.1 - Predição Simples	53
3.6.2 - Predição Múltipla	55
3.7 – Comentários	60
CAPÍTULO 4 - CONTROLE DA COLUNA: ÚNICA ENTRADA E ÚNICA SAÍDA (SISO)	61
4.1 - Introdução	62
4.2 - Problema SISO, Perturbação Única	62
4.3 - Problema SISO, Perturbações Múltiplas	70
4.4 - Comentários	82
CAPÍTULO 5 - CONTROLE DA COLUNA: MÚLTIPLAS ENTRADAS E ÚNICA SAÍDA (MISO)	85
5.1 - Introdução	86
5.2 - Problema MISO, Perturbação Única	86
5.3 - Problema MISO, Perturbações Múltiplas	90
5.4 - Comentários	96

CAPÍTULO 6 - OTIMIZAÇÃO DA COLUNA	99
6.1 - Introdução	100
6.2 - Gráficos para Otimização	101
6.3 - Problema SISO	102
6.4 - Problema MISO	107
6.5 - Comentários	111
CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	113
7.1 - Conclusões	114
7.2 - Sugestões Para Trabalhos Futuros	117
APÊNDICES	119
Listagem Do Programa Do Controlador DMC	119
Listagem Do Programa Do Controlador PI	134
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	141

NOMENCLATURA

A	fator de absorção
A'	matriz dinâmica de controle
\underline{A}	matriz dinâmica de controle, formada pela U primeiras colunas de \underline{A}'
\underline{A}^T	matriz transposta de \underline{A}
a_i	coeficientes do modelo de convolução
A_p	área do prato
c	constante da equação de Francis
\underline{E}	vetor do erro predito para o horizonte de predição
\underline{E}'	vetor do erro predito para o horizonte de predição, que considera o comportamento em malha aberta
\underline{E}^T	transposta do vetor erro \underline{E}
e_n	erro no instante de tempo n
f	fator de supressão
G	vazão de gás para a absorção
h_i	coeficiente da resposta ao impulso
\underline{H}_i	matriz dos coeficiente da resposta ao impulso
h_v	altura do vertedouro
\underline{I}	matriz identidade
J	fator de desempenho
K_c	ganho do controlador
L	vazão de solvente
L_0	vazão de solvente à entrada da coluna de absorção
L_{\min}	vazão de solvente mínima para a absorção
\bar{L}	valor do estado estacionário para a vazão de solvente à entrada da coluna
L_w	comprimento do vertedouro
m	constante de equilíbrio
M	massa molar de líquido contida em cada estágio

N	número de estágios
P_j	vetor projeção, apenas relacionado com o somatório S_m
\underline{Q}	matriz peso para os valores preditos
\underline{R}	matriz peso para os valores da variável manipulada
R	recuperação desejada de soluto na absorção
r_k	set point
r_{k+i}	valor do set point para o instante $k+i$
\bar{r}	vetor dos valores do ponto de ajuste para a variável controlada para o horizonte de predição
S_m	somatório das ações de controle previamente implementadas no sistema
T	horizonte do processo
T_a	período de amostragem
U	horizonte de controle
\bar{u}	vetor dos valores da variável manipulada para o horizonte de predição
u_k	valor da variável manipulada no instante k
u_{k+i}	valor da variável manipulada para o instante $k+i$
V	horizonte de predição
x	fração molar do soluto na fase líquida
x_0	composição do líquido na alimentação
\hat{y}_{k+1}^d	valor desejado para a variável controlada para o instante $k+i$
\hat{y}_{k+1}^c	valor predito corrigido da variável controlada para o instante $k+i$
y	fração molar do soluto na fase gasosa
y_0	valor da variável controlada no estado estacionário
y_1	composição desejada de soluto no gás, no topo da coluna
\bar{y}	vetor dos valores da variável controlada para o horizonte de predição
\hat{y}_{k+i}	valor predito da variável controlada para o instante $k+i$
y_k	valor real da variável controlada no instante k
y_{N+1}	composição do gás de alimentação
y_{SP}	ponto de ajuste (“set point”)

Letras Gregas

τ_i constante de tempo integral

ρ_n massa específica molar média da mistura no estágio n da coluna de absorção

CAPÍTULO 1

REVISÃO DA LITERATURA E PROPOSTA DE TESE

1.1 - Introdução:

Neste capítulo serão apresentados alguns trabalhos já desenvolvidos na área de controle, em especial ao uso de controladores preditivos. O objetivo é obter uma visão geral deste tipo de controlador, mas dando um enfoque maior sobre o controle por matriz dinâmica (DMC). Também são apresentados alguns trabalhos sobre colunas de absorção.

1.2 - Controle Preditivo:

Nos últimos anos foram desenvolvidas várias técnicas de controle baseadas no uso do modelo do processo como parte do algoritmo de controle. A maioria destes métodos usam transformada de Laplace ou transformadas z para representar o processo, o que nem sempre é algo fácil de ser tratado matematicamente.

Para a maioria dos processos industriais, que geralmente são sistemas multivariáveis complexos, a obtenção de um modelo paramétrico é algo difícil, com o agravante de que estes modelos paramétricos podem gerar resultados com erros bastantes significativos se a ordem proposta para o modelo não coincidir com a ordem do sistema estudado. Além disto, em aplicações industriais, o efeito das perturbações sofridas pelo processo afetam muito mais o funcionamento da planta que as mudanças nas variáveis controladas. Desta forma é necessário que se realize uma constante checagem e atualização dos parâmetros do modelo. Dentro deste contexto, a obtenção de um modelo através da resposta ao impulso é extremamente conveniente, já que na maioria dos processos industriais, a obtenção desta resposta ao impulso é relativamente simples.

Levando em conta estes fatos e com o objetivo de facilitar o controle, principalmente nos casos onde não a ordem do modelo do processo a ser controlado, surgiu uma técnica baseada em um modelo no domínio tempo. Esta técnica foi inicialmente desenvolvida de forma simultânea na Shell Oil Company por Cutler e Ramaker (1979) e por Richarlet (1978) e foi chamada de *Controle por Matriz Dinâmica* (DMC). Depois disto vários outros métodos similares foram propostos. A idéia básica do método é utilizar a resposta no domínio tempo a uma perturbação degrau, para calcular as futuras mudanças na variável manipulada que irão minimizar um índice de desempenho.

Dentro deste contexto surgiram vários artigos tratando a respeito deste nova classe de controladores, os *controladores preditivos* (MPC). Estes artigos trazem os conceitos teóricos dos controladores e apresentam exemplos de casos onde foram aplicadas estas novas técnicas de controle.

Garcia et al. (1989) citam os controladores preditivos como uma família de controladores no qual há um uso direto do modelo do processo. Eles destacam que os métodos de controle baseados no conceito de MPC encontram grande aceitação em aplicações industriais e tem gerado muitas pesquisas acadêmicas. Os autores afirmam que a razão de tal aceitação é a habilidade dos controladores baseados em MPC fornecerem sistemas de controle com excelente desempenho e capazes de operar por um longo período de tempo sem a necessidade da intervenção de operadores.

Várias técnicas de controle foram originadas a partir do conceito do MPC, dentre as quais se destacam: o controle por matriz dinâmica (DMC) e o MAC (Model Algorithmic Control). Ambas envolvem basicamente uma modelo de convolução discreto para representação do sistema, uma trajetória de referência, um critério de otimização e a consideração de restrições.

Rouhani e Mehra (1982) apresentam uma análise do MAC, descrevendo a estrutura deste controlador. Eles fazem um estudo para o caso de uma entrada e uma saída (caso SISO), mas evidenciando que os resultados obtidos para o caso SISO fornecem uma indicação de como se comportará um sistema multivariável. Apresentam uma análise teórica usando técnicas no domínio tempo e no domínio da frequência, possibilitando o estudo das propriedades de estabilidade e robustez do algoritmo.

Uma análise detalhada das técnicas de controle preditivo que são baseadas no modelo de convolução pode ser encontrada em Marchetti et al. (1983). Neste estudo fica evidente a vantagem de se usar modelos não-paramétricos, cujos coeficientes são facilmente obtidos a partir dos dados de entrada e saída do sistema. Com o uso de simulação são examinados o efeito dos vários parâmetros de projeto do controlador. Foi demonstrado que uso do controlado preditivo apresentou um desempenho melhor do que um controlador PID para três sistemas diferentes. Entretanto, o controle preditivo não apresentou uma melhora significativa, em relação ao PID, quando aplicado de forma experimental a um tanque de aquecimento.

Para controlar sistemas que não atinjam um valor estacionário é necessário que se introduzam algumas modificações no algoritmo DMC. Estas modificações são apresentadas por Cutler (1982), que ilustra sua aplicação no controle de nível de fundo de uma coluna fracionadora.

Garcia e Morari (1982) mostraram no caso monovariável que vários esquemas de controle e o MPC em particular possuem uma estrutura comum, denominada Controle com Modelo Interno (IMC). Com base nesta estrutura são analisadas características de estabilidade, qualidade de controle e robustez. A extensão para o caso multivariável é também mostrada em Garcia e Morari (1985a) e (1985b).

Seguindo a mesma estrutura IMC, Economou et al. (1986) fazem a extensão para sistemas não-lineares. As propriedades desenvolvidas para o IMC no caso linear continuam válidas quando definições apropriadas são feitas.

Encontramos uma descrição detalhada do DMC em Maurath et al. (1988). Neste trabalho é feita uma análise sobre a estabilidade de sistemas em malha fechada para um sistema SISO. Também se apresenta uma série de sugestões para a seleção adequada dos parâmetros do controlador. Estas orientações levam em conta o desempenho do controlador, sua robustez e a facilidade de ajuste destes parâmetros. Para ilustrar estas orientações, elas são aplicadas a quatro exemplos com a finalidade de verificar sua eficiência, que foi considerada satisfatória.

Se na função objetivo do DMC for incluído um termo que penalize o movimento da variável manipulada, teremos então uma forma diferenciada do DMC, que é o QDMC (Quadratic Dynamic Matrix Control). Esta modificação possibilita que restrições relacionadas com o desempenho e a segurança do sistema sejam incorporadas na função objetivo do controlador. Entretanto, a inclusão destas restrições pode tornar o sistema instável. A presença de restrições no problema de otimização irá gerar um sistema em malha fechada não linear, mesmo que o modelo dinâmico do sistema seja linear. Zafiriou e Marchal (1991) fazem um estudo sobre o efeito destas restrições na estabilidade de um sistema SISO e mostram que as regras desenvolvidas para ajuste dos parâmetros no caso sem restrição não trazem resultados adequados quando usadas no caso com restrições, e propõem soluções alternativas para o ajuste dos parâmetros para o caso com restrições, de forma a garantir a estabilidade do sistema.

Lundstrom et al. (1995) apresentam algumas limitações no uso da Matriz Dinâmica de Controle (DMC). Os autores afirmam que o controlador DMC é baseado em duas suposições que limitam o desempenho do algoritmo de controle. A primeira suposição é que podemos usar um modelo de resposta degrau estável para representar o sistema e a segunda suposição é que a diferença entre a saída medida e a saída predita pode ser modelada como um distúrbio na forma de degrau atuando na saída.

Estas suposições adotadas pelo algoritmo DMC levam às seguintes limitações: Um bom desempenho pode exigir um número excessivo de coeficientes de resposta degrau, podemos ter um desempenho não satisfatório para distúrbios afetando a entrada da planta e, como terceira limitação, pode faltar robustez no controle de sistemas multivariáveis com interações fortes entre suas unidades. Para contornar estas limitações, os autores sugerem dividir o algoritmo DMC em uma parte de predição e outra de otimização. Desta forma observa-se que as duas suposições citadas anteriormente pertencem à parte de predição do algoritmo. Isto explica porque o desempenho não pode ser melhorado com o ajuste dos parâmetros, pois o ajuste de parâmetros afeta somente a parte de otimização do controlador. Para evitar estas limitações, é proposto que se use o algoritmo desenvolvido por Lee et al. (1994).

Dentre suas várias aplicações, o algoritmo DMC tem sido bastante usado para controle de processos químicos e petrolíferos. Estes processos normalmente possuem unidades de processos integradas, que produzem uma mudança na forma de rampa na saída para uma perturbação na forma de degrau na entrada. Quando o controlador DMC é utilizado para o controle de unidades de processo integradas, é gerado um offset para mudanças substanciais na carga. Para muitas aplicações, este offset não é aceitável. Com o objetivo de resolver este problema, Gupta (1998) propõe uma modificação no algoritmo DMC que elimina o offset. O desempenho do algoritmo proposto é mostrado em exemplos envolvendo casos SISO e MISO, tanto com problemas simulados como com testes experimentais.

Pinto (1990) aplica as técnicas de controle preditivo a uma coluna de destilação, mais especificamente o DMC, testando as configurações de controle preditivo num modelo dinâmico de coluna de destilação multicomponente. Ele comenta que o controle de colunas de destilação é um problema essencialmente multivariável com restrições de operação, além da interação entre as variáveis, e que tais fatores limitam o uso de técnicas

convencionais de controle, como o PID. Então, para tal sistema, ele aplica os algoritmos DMC e LDMC, em esquemas de controle de composições e temperaturas no topo e fundo de uma torre, analisando os desempenhos dos controladores quando comparados com o PID. Foram testadas situações para casos servo e regulador, com variações no ponto de ajuste e na carga (composição e vazão), e ficou comprovado a validade do controle para todos os parâmetros utilizados, apesar do modelo interno dos controladores ser linear e o processo apresentar comportamento não-linear.

Com o objetivo de verificar os vários aspectos da reforma catalítica da nafta, inerentes ao processo de obtenção de aromáticos, Pires (2000) utilizou os controladores PID, DMC e LDMC com a intenção de verificar o melhor desempenho da malha. Analisando as relações entre os produtos originários da reforma com as variáveis operacionais, propôs uma estratégia de controle em cascata para manter a concentração de aromático no ponto de ajuste desejado. Com a aplicação desta estratégia procurou compensar os efeitos da desativação do catalisador. Usando os controladores citados, observou que o PID apresentou problemas na sua implementação por não respeitar limites impostos pelo processo em relação à variável manipulada. Com o controlador DMC foi possível trabalhar com limites da variável manipulada de forma implícita, mas os resultados mostraram que não havia garantias de que tais restrições seriam atendidas. Por isto, o controlador LDMC demonstrou ser o mais eficiente, por manter sempre as variáveis manipuladas dentro da sua faixa de operação e as ações de controle abaixo de um valor determinado.

1.3 - Colunas de Absorção:

A absorção gasosa é uma operação na qual uma mistura gasosa é colocada em contato com um líquido com o propósito de absorver um ou mais componentes do gás e formar uma solução deste componente no líquido.

Na literatura encontramos alguns trabalhos que dão enfoque à simulação de colunas de absorção, como por exemplo o trabalho de Bourne et al. (1974), onde é proposto um método para se realizar a simulação do comportamento dinâmico de uma coluna de absorção. Nos balanços de massa e energia realizados para se prever o comportamento da

coluna com o tempo foram levados em consideração a influência dos efeitos térmicos na absorção do gás, pois neste caso os perfis de composição e temperatura não são regulares, dependendo das condições de operação desta coluna.

Também para simular o comportamento dinâmico de uma coluna de absorção, mas sujeito a distúrbios na composição do gás de entrada, Lakshmanan e Potter (1989) aplicam um modelo cinemático para simular o comportamento dinâmico da coluna. Esta simulação foi realizada tanto para relações de equilíbrio lineares como para não-lineares.

Para se obter uma simulação de uma coluna de absorção o mais próximo possível de uma coluna real, Grottoli et al. (1991) desenvolveram um programa para absorção multicomponente considerando pratos reais, incluindo cálculos relacionados com a eficiência térmica para dar maior estabilidade numérica ao modelo.

Mas, em termos de controle de colunas de absorção quase não encontramos nenhum estudo na literatura. Apesar da escassez de trabalhos nesta área, há um trabalho bastante interessante realizado por Maia (1994), que implementou o controlador DMC para uma coluna de absorção. Foi considerado o caso monovariável e sem restrições do controlador e se fez um estudo comparativo entre os desempenhos deste controlador e um controlador convencional por retro-alimentação, mais especificamente um controlador PI. Através de simulações comprovou-se a eficiência da estratégia de controle DMC, em termos do comportamento da variável controlada, em relação aos resultados obtidos com o controlador PI.

1.4 - Proposta de Tese:

Depois de se procurar na literatura trabalhos na área de controle de colunas de absorção, pudemos observar que pouca coisa foi feita neste sentido. A proposta de trabalho desta tese é estudar de forma um pouco mais aprofundada o controle de colunas de absorção. A intenção é aplicar o controlador DMC e testar seu desempenho quando comparado com as técnicas de controle convencionais, no caso um controlador PI. Também serão feitos testes com o objetivo de determinar os melhores valores dos parâmetros do controlador.

Serão estudadas duas configurações do algoritmo DMC, o caso SISO (única entrada e única saída) e o caso MISO (múltiplas entradas e única saída).

Nos trabalhos desenvolvidos até o momento, observamos que sempre se estuda o desempenhos dos controladores quando o sistema é submetido a uma única perturbação, no instante de tempo inicial. Mas, em sistemas reais, temos perturbações ocorrendo a qualquer momento, e não só no instante inicial. Além disto, a magnitude destas perturbações não tem um valor constante. Portanto, para que o comportamento do sistema esteja mais próximo de um comportamento real, estes fatores devem ser levados em consideração. Neste trabalho desejamos estudar o desempenho do controle da coluna de absorção com estas perturbações múltiplas, introduzindo perturbações de magnitudes aleatórias em intervalos de tempo regulares. Devemos checar se mesmo com perturbações múltiplas o controle da coluna continuas sendo viável e, caso seja viável, testar seu desempenho para verificar se é satisfatório.

Além disto, temos também a proposta de procurar uma forma de se otimizar o controle e conseqüente funcionamento da coluna através da escolha adequada do estágio onde se faz a medida da composição do gás. Como em ambos os casos, SISO e MISO, podemos escolher em qual(is) estágio(s) faremos esta medida, iremos analisar se com a escolha adequada do(s) estágio(s) conseguimos otimizar o funcionamento da coluna, levando em conta dois parâmetros: o consumo de solvente e a integral do quadrado do erro (ISE).

CAPÍTULO 2

MODELO DINÂMICO DA COLUNA DE ABSORÇÃO - SIMULAÇÃO E CONTROLE

2.1 - Introdução:

Muitos processos de separação envolvem a transferência de material de uma fase à outra. Provavelmente o modo mais comum de transferência encontrado em processos químicos seja o que ocorre entre gases e líquidos, acontecendo tipicamente em absorção, dessorção e destilação. Absorção acarreta a remoção de uma substância contida numa mistura gasosa pelo contato desta com um líquido no qual o componente a ser separado será dissolvido.

Para o estudo das técnicas de controle preditivo o sistema escolhido foi uma coluna de absorção. Neste capítulo será desenvolvido o modelo dinâmico da coluna, para que se possa analisar o comportamento das variáveis controlada e manipulada. Serão apresentadas todas as equações utilizadas neste modelo e também os resultados obtidos com a simulação da coluna. A seguir será realizado o controle da coluna, usando-se um controlador PI. Os parâmetros do controlador serão obtidos através do método de Cohen-Coon e depois otimizados, testando-se o desempenho do controlador para diversos valores destes parâmetros.

2.2 - Descrição do Modelo:

Neste trabalho foi desenvolvido um modelo matemático para uma coluna de absorção formada por N pratos. A numeração destes pratos é feita do topo para a base da coluna. A alimentação do gás é feita no N -ésimo prato e o solvente entra no primeiro prato, ocorrendo assim a absorção física de um componente do gás.

Iremos trabalhar apenas com sistemas diluídos, assim podemos considerar que a taxa de fluxo não se altera ao longo da coluna, pois a quantidade absorvida é muito pequena quando comparada com o fluxo total.

A seguir será apresentado o esquema da coluna e de um estágio da mesma.

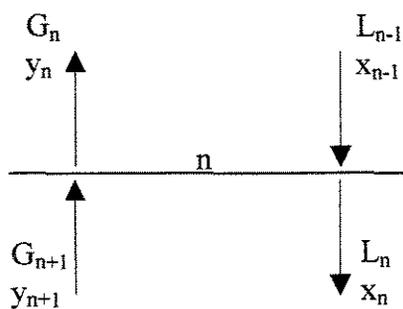
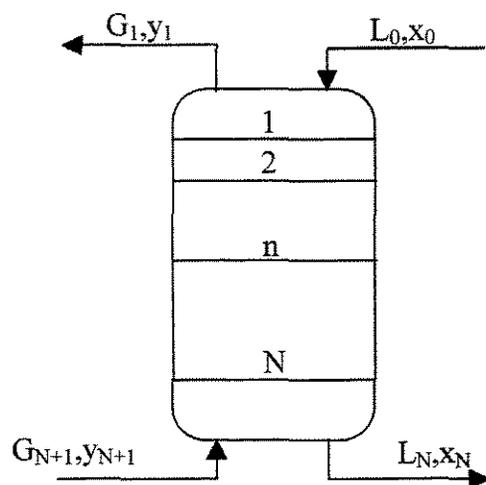


Figura 2.1 - Representação Esquemática da Coluna de Absorção.

na qual:

G	vazão de gás
L	vazão de solvente
M	massa molar de líquido contida em cada estágio
N	número de estágios
x	fração molar do soluto na fase líquida
y	fração molar do soluto na fase gasosa

sendo que: subscrito n = estágio, $n = 0, 1, 2, \dots, N+1$

Para facilitar os cálculos do modelo, iremos assumir algumas hipóteses simplificadoras, listadas a seguir:

- 1 - Apenas um componente é transferido de uma fase para outra.
- 2 - A absorção é considerada isotérmica.
- 3 - Consideramos cada estágio como ideal.
- 4 - A transferência de soluto entre as fases não altera as vazões, nem do gás e nem do líquido.
- 5 - A pressão é constante ao longo da coluna.
- 6 - Assumimos que nenhuma quantidade de gás fica retida entre os estágios.

2.3 - Vazão Mínima de Solvente:

A primeira etapa na simulação do funcionamento da coluna é calcular a vazão mínima de solvente necessária. Por definição, a vazão mínima é aquela na qual o líquido que deixa a coluna está em equilíbrio com o gás que entra. Na prática não podemos utilizar esta vazão porque isto requer um número infinito de estágios, portanto usaremos uma vazão igual a 1,5 vezes esta vazão mínima.

Para o cálculo desta vazão mínima usaremos a equação de Kresmer:

$$\frac{y_{N+1} - y_1}{y_{N+1} - y^*} = \frac{A^{N+1} - A}{A^{N+1} - 1} \quad (2.1)$$

$$A = \frac{L}{mG} \quad (2.2)$$

na qual:

A	fator de absorção
G	vazão de gás
L	vazão de solvente
m	constante de equilíbrio
y_1	composição desejada de soluto no gás, no topo da coluna
y_{N+1}	composição do gás de alimentação
y^*	composição de equilíbrio entre soluto e solvente

Quando N tende à infinito, o fator de absorção tende para

$$A_{\text{lim}} = \frac{y_{N+1} - y_1}{y_{N+1} - y_0} = R \quad (2.3)$$

onde R é a recuperação desejada. Substituindo R na equação (2.2) teremos a vazão mínima de solvente:

$$L_{\text{min}} = mGR \quad (2.4)$$

portanto,

$$L_0 = 1,5L_{\min} \quad (2.5)$$

Com o uso destas equações podemos calcular a vazão inicial do solvente (L_0) utilizada na simulação da coluna. Este cálculo é feito de acordo com os passos mostrados no algoritmo a seguir:

2.4 - Algoritmo para Determinação da Vazão Ótima de Solvente (Vazão Inicial L_0):

1) Cálculo de R (recuperação desejada) através da equação de Kremser:

$$R = \frac{Y_{N+1} - Y_1}{Y_{N+1} - mX_0}$$

2) Cálculo da vazão mínima de solvente através da equação

$$L = 1,5mGR$$

3) Cálculo de A através da equação

$$A = \frac{L}{mG}$$

4) Otimização de A pelo método de Newton. Equação:

$$f(A) = \frac{A^{N+1} - A}{A^{N+1} - 1}$$

5) Determinação da vazão inicial:

$$L_0 = AmG$$

2.5 - Modelo Matemático da Coluna:

Uma vez definida qual a vazão inicial de solvente a ser utilizada, a próxima etapa é a simulação do comportamento dinâmico do sistema. Para isto é necessário desenvolver o modelo matemático da coluna.

Para obter as equações do modelo devemos fazer um balanço material, global e por componente, em cada estágio da coluna.

Balanço de massa global para o estágio n:

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n-1} - L_n \quad (2.6)$$

Balanço de massa global para o componente que é absorvido no estágio n:

$$\frac{d(M_n X_n)}{dt} = L_{n-1} X_{n-1} - L_n X_n + G(Y_{n+1} - Y_n) \quad (2.7)$$

A relação de equilíbrio líquido-vapor utilizada neste trabalho é da forma:

$$y_n = m \cdot x_n \quad (2.8)$$

Para obter a massa específica molar média de uma mistura binária (componentes A e B) usamos:

$$\rho_{\text{média}} = \rho_A X_A + \rho_B (1 - X_A) \quad (2.9)$$

A retenção de líquido no prato é dada pela equação de Francis:

$$M_n = A_p \rho_n \left[h_v + c \left(\frac{L_n}{\rho_n L_w} \right)^{2/3} \right] \quad (2.10)$$

na qual:

ρ_n massa específica molar média da mistura (moles/cm³)

A_p área do prato (cm²)

c constante (cm^{-1/3}s^{2/3})

h_v altura do vertedouro (cm)

L_w comprimento do vertedouro (cm)

Para se obter a vazão de líquido que deixa cada prato (L_n), basta isolar esta variável na equação (2.10):

$$L_n = \rho_n L_w \left[\frac{1}{c} \left(\frac{M_n}{A_p \rho_n} - h_v \right) \right]^{3/2} \quad (2.11)$$

Com estas equações podemos simular o comportamento dinâmico da coluna, o que é feito desde o instante zero até o tempo necessário para que a coluna esteja funcionando em estado estacionário. A seguir serão descritos os passos para a simulação.

2.6 - Algoritmo para Simulação do Comportamento Dinâmico da Coluna:

Etapa 1: Entrada de Dados.

Etapa 2: Cálculo da vazão ótima (inicial) de solvente.

Esta vazão inicial é determinada de acordo com o procedimento descrito no item 2.4.

Etapa 3: Cálculo dos valores iniciais de y_i , x_i e M_i

Os valores iniciais de y , x e M para cada estágio da coluna (onde $i = n^\circ$ do estágio) são determinados com o uso das equações (2.8), (2.9), (2.10) e:

$$y_{n+1} = y_1 - \frac{L}{G} x_0 + \frac{L}{G} x_n \quad (2.12)$$

A equação (2.12) resulta de um balanço de massa para o componente a ser absorvido efetuado entre o prato 1 e o prato n .

Etapa 4: Cálculo dos valores de y_i

Os valores de y_i ao longo da coluna são determinados com o uso de uma relação de equilíbrio líquido-vapor (equação 2.8).

Etapa 5: Cálculo dos valores de L_i

Os valores de L_i ao longo da coluna são determinados com o uso das equações (2.9) e (2.11).

Etapa 6: Cálculo dos novos valores de M_i e x_i

Os novos valores de M_i e x_i ao longo da coluna são determinados com a resolução das equações diferenciais (2.6) e (2.7). Estas equações são resolvidas com o método de Runge-Kutta de 4ª ordem. O algoritmo para a resolução deste método é mostrado no próximo item.

Etapa 7: Volta à etapa 4

Neste ponto acrescenta-se ao tempo o valor correspondente ao passo de integração e o programa volta à etapa 4 e continua neste laço até que o sistema atinja o estado estacionário, onde as concentrações ao longo da coluna se mantêm constantes.

2.7 - Método de Runge-Kutta de 4ª Ordem:

Para resolver as equações diferenciais (2.6) e (2.7) usamos o método de Runge-Kutta de 4ª ordem

Para a integração das equações relativas ao acúmulo molar de líquido temos:

$$\begin{aligned}M_{i,k+1} &= M_{i,k} + \frac{1}{6}(K_1 + K_4) + \frac{1}{3}(bK_2 + dK_3) \\K_1 &= hf(t_k, M_{i,k}) \\K_2 &= hf\left(t_k + \frac{1}{2}h, M_{i,k} + \frac{1}{2}K_1\right) \\K_3 &= hf\left(t_k + \frac{1}{2}h, M_{i,k} + aK_1 + bK_2\right) \\K_4 &= hf(t_k + h, M_{i,k} + cK_2 + dK_3) \\f(t, M_i) &= \frac{dM_i}{dt}\end{aligned}\tag{2.13}$$

Para o cálculo das composições tem-se:

$$\begin{aligned}X_{i,k+1} &= X_{i,k} + \frac{1}{6}(K_1 + K_4) + \frac{1}{3}(bK_2 + dK_3) \\K_1 &= hf(t_k, X_{i,k}) \\K_2 &= hf\left(t_k + \frac{1}{2}h, X_{i,k} + \frac{1}{2}K_1\right) \\K_3 &= hf\left(t_k + \frac{1}{2}h, X_{i,k} + aK_1 + bK_2\right) \\K_4 &= hf(t_k + h, X_{i,k} + cK_2 + dK_3) \\f(t, X_i) &= \frac{dX_i}{dt}\end{aligned}\tag{2.14}$$

onde: h – passo de integração

subscrito k - refere-se ao instante de integração

$$a = \frac{\sqrt{2}-1}{2}; \quad b = \frac{2-\sqrt{2}}{2}; \quad c = \frac{-\sqrt{2}}{2}; \quad d = \frac{2+\sqrt{2}}{2}$$

2.8 - Sistema Estudado:

O sistema escolhido para ser estudado é um processo onde CO_2 é gerado durante a produção de álcool etílico por fermentação (Sherwood, 1975). O álcool deve ser removido pela absorção em água numa coluna com 9 estágios. A fração molar do álcool no vapor é 0,01 e a absorção ocorre de forma isotérmica, a 40°C e 1 atm. A água para absorção é proveniente da etapa seguinte de destilação para recuperação do álcool e contém álcool com fração molar de 0,0001. Deseja-se processar 61,9 moles/s de gás. Segundo Sherwood (1975), sob as condições de operação descritas anteriormente a solubilidade do álcool em água pode ser satisfatoriamente aproximada pela relação $Y = 1,0682X$, calculada com base na equação de van Laar para dados de pressão de vapor em sistemas isotérmicos.

2.9 - Comportamento Dinâmico da Coluna:

Depois de definidas todas as equações a serem utilizadas em nosso sistema, bem como os algoritmos usados para os cálculos, serão apresentados os resultados obtidos com a simulação do comportamento dinâmico da coluna de absorção, bem como os resultados obtidos com a implementação de um sistema de controle proporcional-integral (PI).

Na tabela 2.1 são apresentados os dados usados no desenvolvimento do programa para a simulação da coluna.

Seguindo o algoritmo descrito no item 2.3 foi determinada a vazão inicial de solvente a ser utilizada na simulação:

$$L_0 = 98,25 \text{ moles/s}$$

O próximo passo foi calcular os valores iniciais de y , x e M para cada estágio da coluna, de acordo com a etapa 3, algoritmo 2.6. Os resultados são mostrados na tabela 2.2.

Tabela 2.1 - Dados iniciais do programa.

Propriedades dos fluidos	$\rho_{C_2H_6O} = 0,01713 \text{ mol/cm}^3$
	$\rho_{H_2O} = 0,05551 \text{ mol/cm}^3$
	$m = 1,0682$
Condições de operação	$T = 40^\circ \text{ C}$
	$P = 1 \text{ atm}$
Especificações da coluna	$A_p = 210 \text{ cm}^2$
	$c = 9,345 \times 10^{-3} \text{ cm}^{-1/3} \text{ min}^{2/3}$ $= 0,14322 \text{ cm}^{-1/3} \text{ s}^{2/3}$
	$h_v = 8 \text{ cm}$
	$L_w = 8,3 \text{ cm}$
	$N = 9$
Condições de operação Iniciais	$x_0 = 0,0001$
	$y_1 = 0,0002$
	$y_{N+1} = 0,01$
	$G = 61,9 \text{ moles/s}$

Tabela 2.2 - Valores iniciais de x, y e M nos estágios da coluna.

n	X	Y	M (mol)
0	0,0001		
1	0,0002	0,0002	152,83
2	0,0003	0,0003	152,82
3	0,0005	0,0005	152,81
4	0,0008	0,0008	152,79
5	0,0012	0,0013	152,75
6	0,0019	0,0020	152,70
7	0,0028	0,0030	152,63
8	0,0042	0,0045	152,52
9	0,0063	0,0067	152,36
10		0,0100	

Para se estudar o comportamento dinâmico da coluna foram introduzidas perturbações na forma de degrau, tanto na vazão de solvente quanto na composição do gás na entrada da coluna, e observado o comportamento da composição do gás na saída da coluna, já que o objetivo do controle a ser implementado será manter esta variável o mais próximo possível de seu ponto de ajuste.

A Figura 2.2 mostra o comportamento da composição do gás na saída da coluna (y_1) quando inserimos perturbações de $\pm 20\%$ na vazão do solvente e a Figura 2.3 mostra este comportamento quando temos perturbações de $\pm 50\%$ na composição do gás na entrada da coluna (y_{N+1}).

O sistema não se mostrou linear para a perturbação na vazão de solvente. Isto pode ser visto na Figura 2.2, onde as variações no gráfico não são simétricas, apesar de mostrar o resultado esperado, ou seja, um aumento na vazão leva à diminuição da concentração na saída e vice-versa. Já na Figura 2.3, onde há variação na composição do gás na entrada pudemos observar a linearidade.

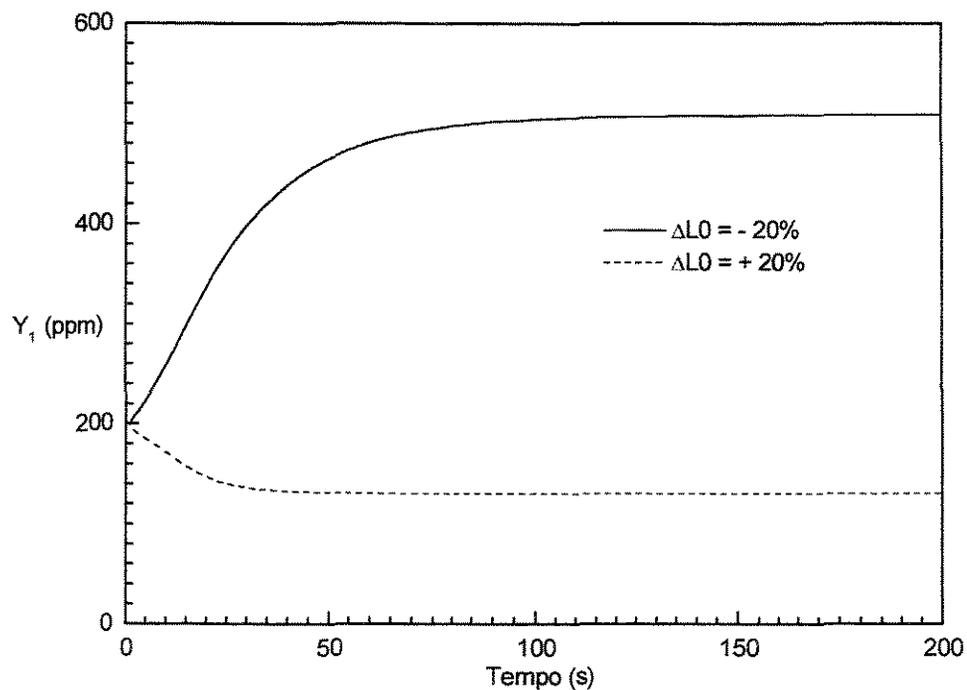


Figura 2.2 - Comportamento da variável controlada para perturbação na vazão de solvente, em malha aberta.

Quando a perturbação se dá na composição do gás na entrada o sistema apresenta um tempo morto de aproximadamente 10 segundos, ou seja, há um certo atraso entre a perturbação e a mudança na composição do gás na saída. Isto era esperado, já que este sistema opera em estágios e leva um certo tempo para a perturbação ser transmitida entre estes estágios. Este atraso não ocorre quando a perturbação ocorre na vazão de solvente, pois como este é alimentado no primeiro estágio entra imediatamente em contato com o gás na saída, e já temos transferência de massa entre as fases.

Fica claro também que a coluna tem uma dinâmica extremamente rápida, pois atinge novo estado estacionário em aproximadamente 80 segundos. Isto mostra a necessidade de que o controlador escolhido para a coluna também seja bastante rápido, para evitar instabilidade no sistema.

Nas Figuras 2.4 e 2.5 é mostrado o comportamento de y_1 para outras faixas de perturbação, além de 20% e 50%, na vazão de solvente e na composição do gás na entrada. Podemos ver nestes gráficos que o sistema é muito mais sensível à variações na vazão de solvente do que na composição do gás na entrada.

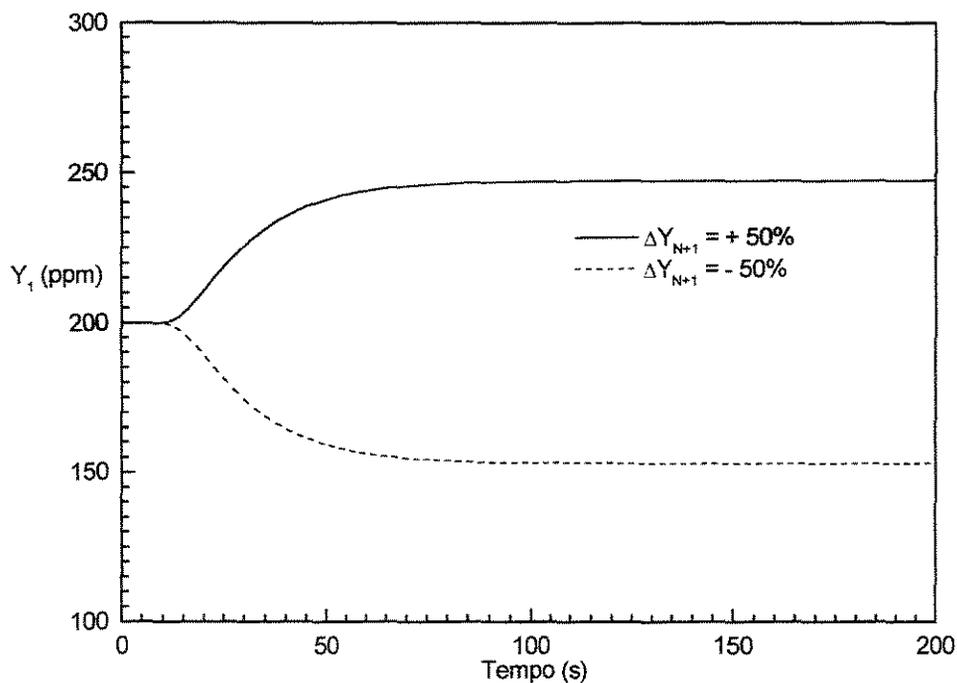


Figura 2.3 - Comportamento da variável controlada para perturbação na composição do gás na entrada da coluna de absorção, em malha aberta.

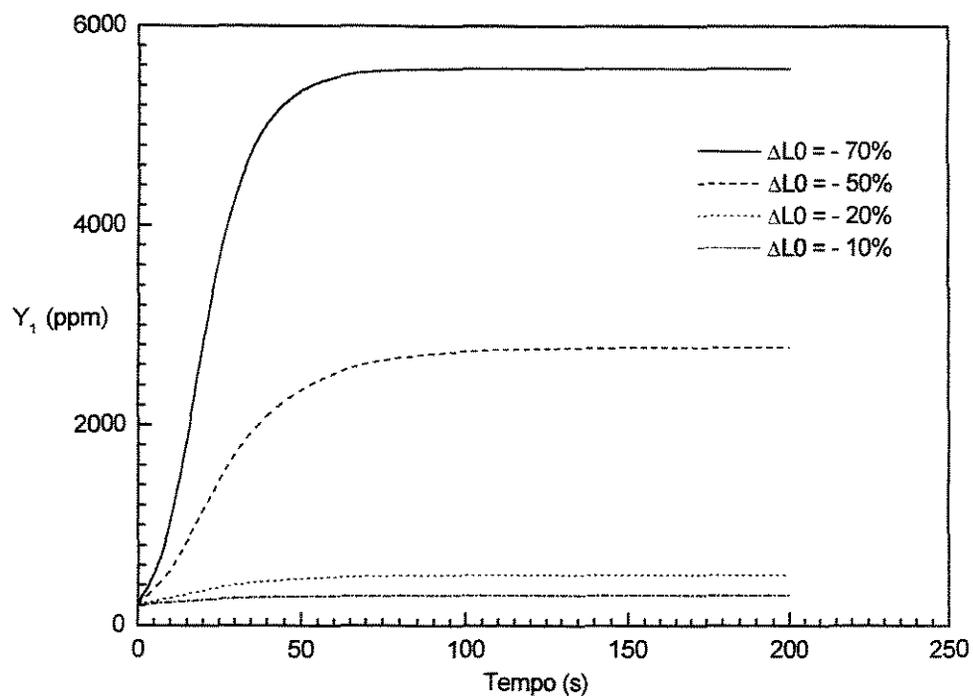


Figura 2.4 - Comportamento de y_1 , para diferentes perturbações na vazão de solvente.

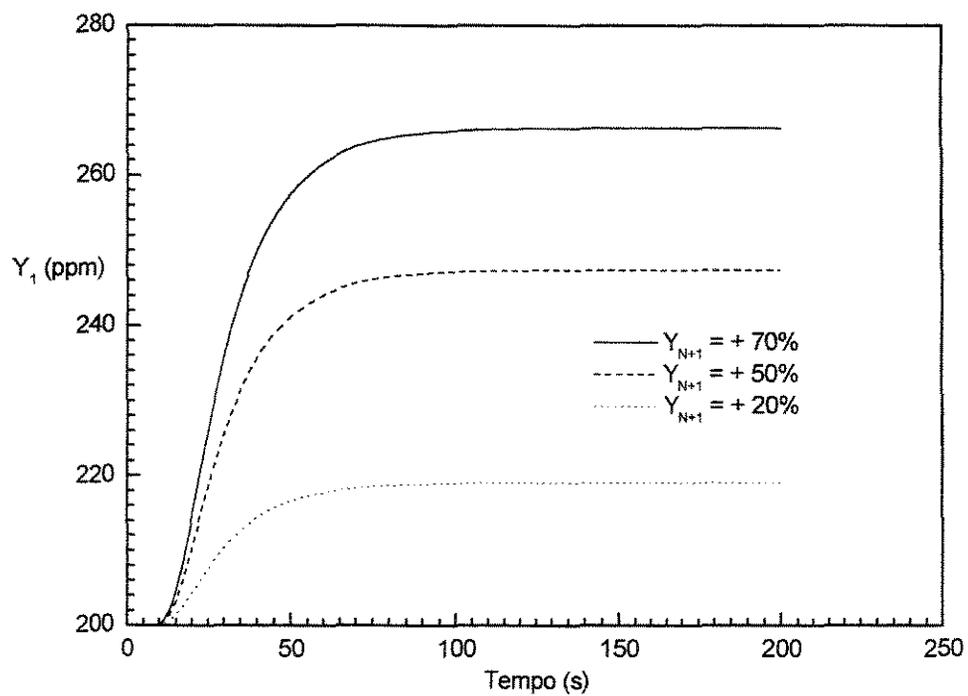


Figura 2.5 - Comportamento de y_1 , para diferentes perturbações na composição do gás na entrada da coluna.

2.10 - Controlador Proporcional-Integral (PI):

Depois de avaliado o comportamento dinâmico da coluna, quando submetida à perturbações na entrada, o próximo passo foi a implementação de um controlador Proporcional-Integral (PI) para fazer com que a variável controlada retornasse ao valor definido pelo ponto de ajuste e permanecesse o mais próximo possível deste valor.

Quando utilizamos um controlador PI, a lei de controle para a coluna de absorção é dada por:

$$L_n = L_{n-1} + K_c e_n + K_c \frac{\Delta t}{\tau_I} \sum_{k=1}^n e_k \quad (2.15)$$

$$e_n = y_{SP} - y_n \quad (2.16)$$

em que:

y_n : fração molar do soluto no gás na saída da coluna no instante n

L_n : vazão de solvente no instante n

L_{n-1} : vazão de solvente no instante n-1

K_c : ganho do controlador

τ_I : constante de tempo integral

e_n : valor do erro no instante n

Δt : tempo de amostragem

2.11 - Ajuste dos Parâmetros do Controlador:

Depois desta etapa, foi aplicado o método de Cohen-Coon para a determinação dos parâmetros k_c (ganho do controlador) e τ_i (constante de tempo integral). Com o uso do método obtivemos os valores para as estimativas iniciais destes parâmetros, que são $k_c = 0,01 \text{ mol}/(\text{ppm}\cdot\text{s})$ e $\tau_i = 40,0 \text{ s}$.

Estes valores de k_c e τ_i foram usados como ponto de partida para o estudo do controle da coluna. Para avaliar a eficiência deste controlador foi introduzida uma perturbação na forma de degrau na composição do gás de entrada. Esta perturbação foi da ordem de 100%, ou seja, o valor de y_{N+1} passou de 0,01 para 0,02 no instante de tempo $t = 0$.

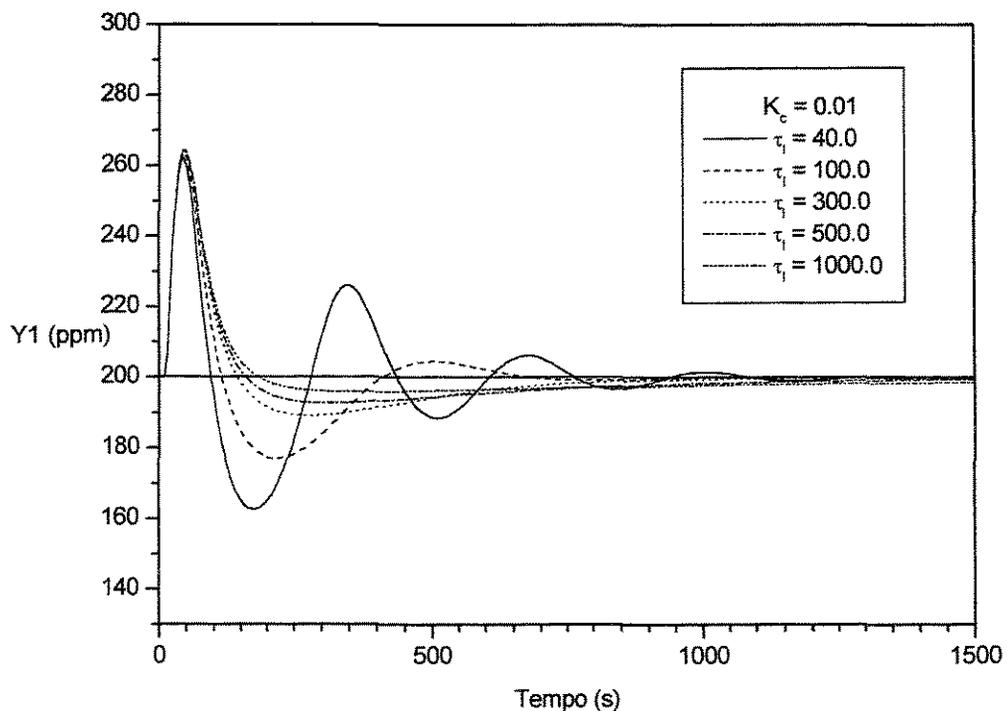


Figura 2.6 - Efeito do aumento de τ_i sobre o comportamento de y_1 .

Com esta perturbação, o primeiro teste realizado foi manter fixo o valor de k_c obtido inicialmente ($k_c = 0,01$) e testar o controlador para um conjunto de valores diferentes de τ_I . Na Figura 2.6 temos valores de τ_I maiores de que o valor determinado inicialmente ($\tau_I = 40,0$ s) e na Figura 2.7 valores menores do que o inicial. Pode-se observar que todas as curvas levam praticamente o mesmo tempo para se estabilizarem no valor do ponto de ajuste (aproximadamente 1000 s).

Pela Figura 2.7 observamos que quando usamos valores de τ_I menores do que 40,0 s o desempenho do controlador piora, pois aumenta a sobrelevação da resposta e o sistema leva mais tempo para atingir o ponto de ajuste (aproximadamente 1500 s).

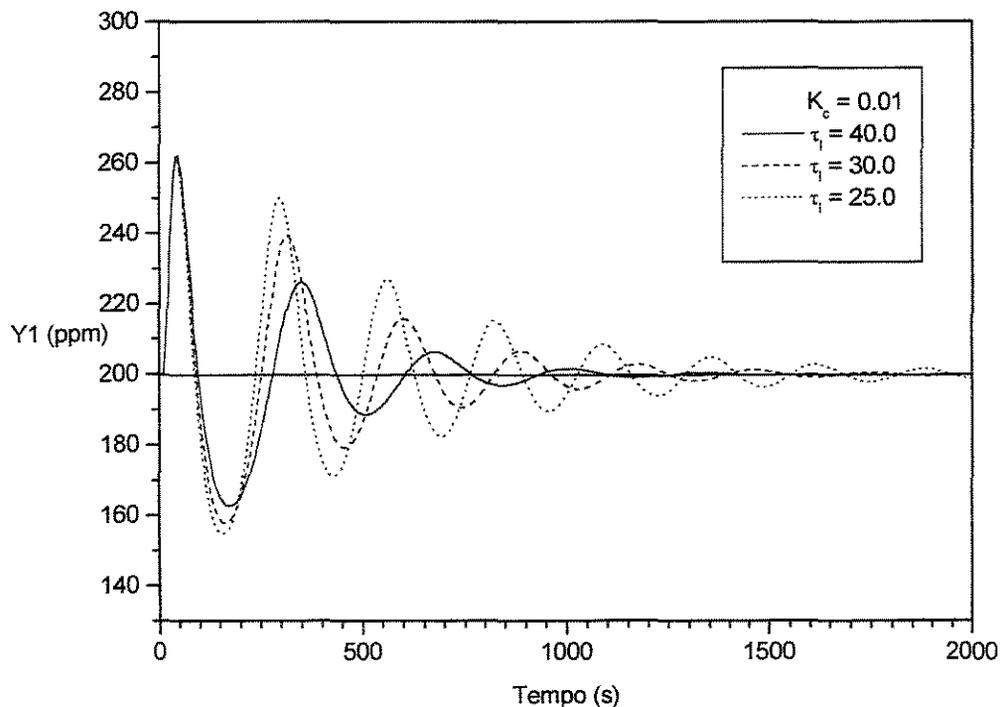


Figura 2.7 - Efeito da diminuição de τ_I sobre o comportamento de y_1 .

Quando aumentamos o valor de τ_I o desempenho do controlador melhora. Notamos que com este aumento o valor da variável controlada obtido na primeira sobrelevação continua praticamente o mesmo, mas em compensação, do segundo pico em diante seu valor diminui bastante (Figura 2.6). Para grandes valores de τ_I (maiores que 300) observamos que depois do primeiro pico a resposta apresenta somente valores abaixo do ponto de ajuste. Por outro lado, para este valores maiores de τ_I observamos que a resposta demora muito tempo para retornar ao valor do ponto de ajuste, sendo que este valor não é atingido no tempo designado para se efetuar o controle (2000 s). Isto era de se esperar, pois a constante de tempo integral nos indica o tempo que o sistema leva para retornar ao ponto de ajuste. Com a análise desta Figura chegamos a conclusão de que um valor adequado de τ_I para ser adotado é 100 segundos.

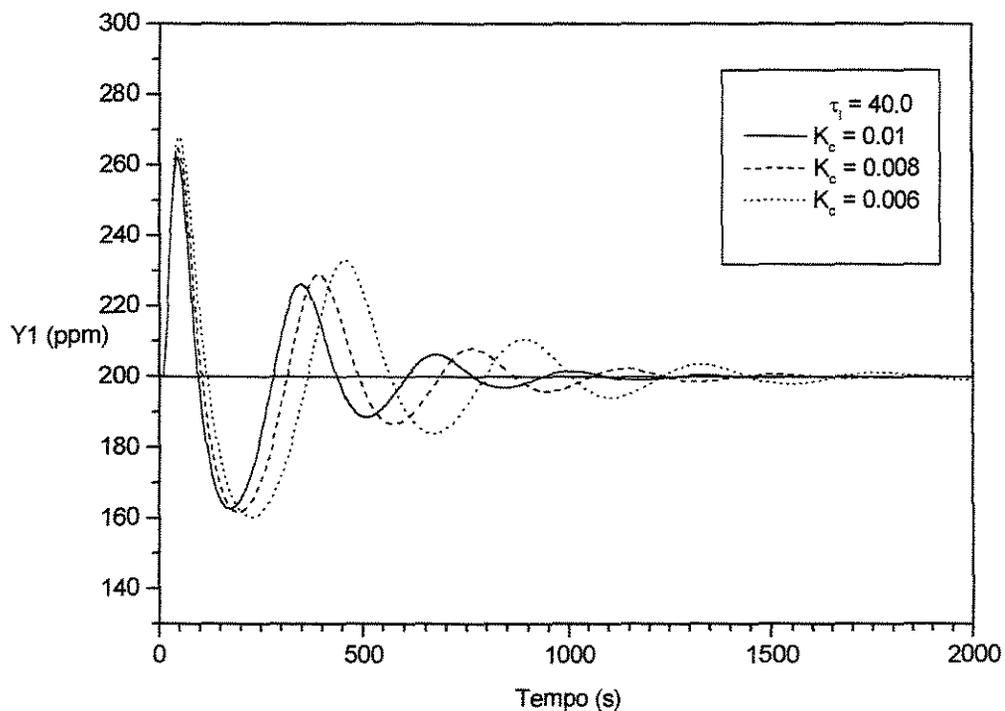


Figura 2.8 - Efeito da diminuição de k_c sobre o comportamento de y_1 .

O próximo teste realizado foi manter fixo o valor de τ_I (40,0 s) e variar o valor de k_c . Pela Figuras 2.8 e 2.9 podemos observar que o desempenho do controlador piora quando diminuimos o valor de k_c (Figura 2.8) e, conseqüentemente, melhora quando aumentamos o valor do mesmo (Figura 2.9), produzindo uma menor sobre elevação e diminuindo o tempo necessário para que o sistema se estabilize. Porém a melhora só segue esta padrão até o valor de $k_c = 0,08$. Quando fazemos $k_c = 0,1$ a resposta se torna mais oscilatória. Como para $k_c = 0,08$ a sobrelevação é quase igual, porém com a vantagem de apresentar menos oscilação, adotaremos este valor de k_c como o valor a ser usado no controlador.

Na Figura 2.10 fazemos uma comparação entre a resposta obtida quando usamos os valores propostos inicialmente para os parâmetros do controlador ($\tau_I = 40,0$ e $k_c = 0,01$), e a resposta obtida quando usamos os valores otimizados dos parâmetros ($\tau_I = 100,0$ e $k_c = 0,08$), sendo que a melhora é bastante significativa.

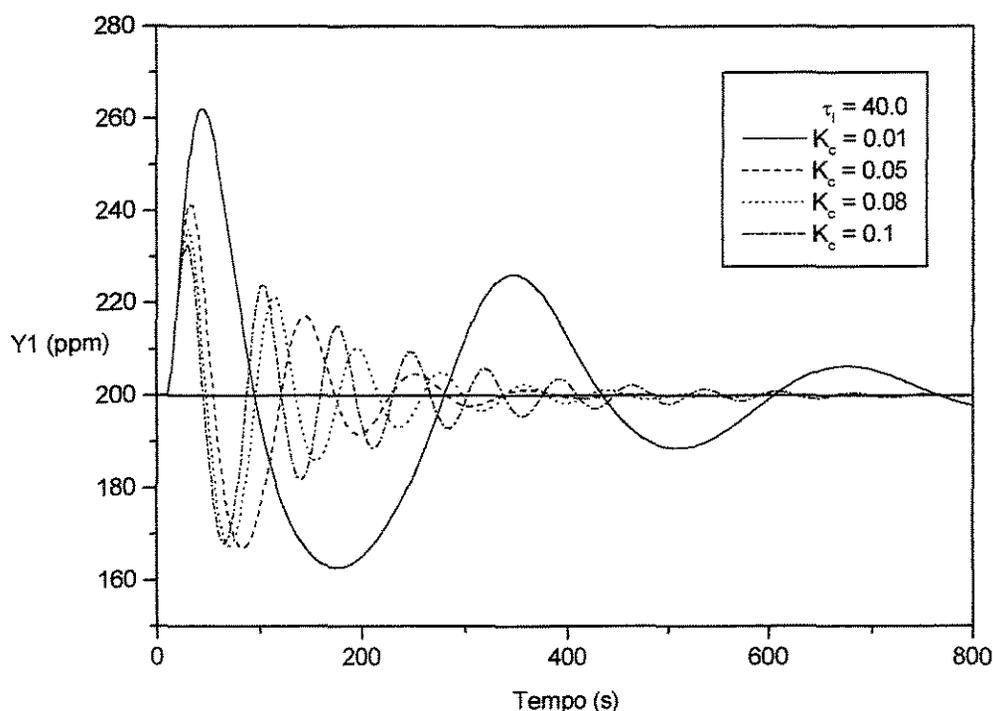


Figura 2.9 - Efeito do aumento de k_c sobre o comportamento de y_1 .

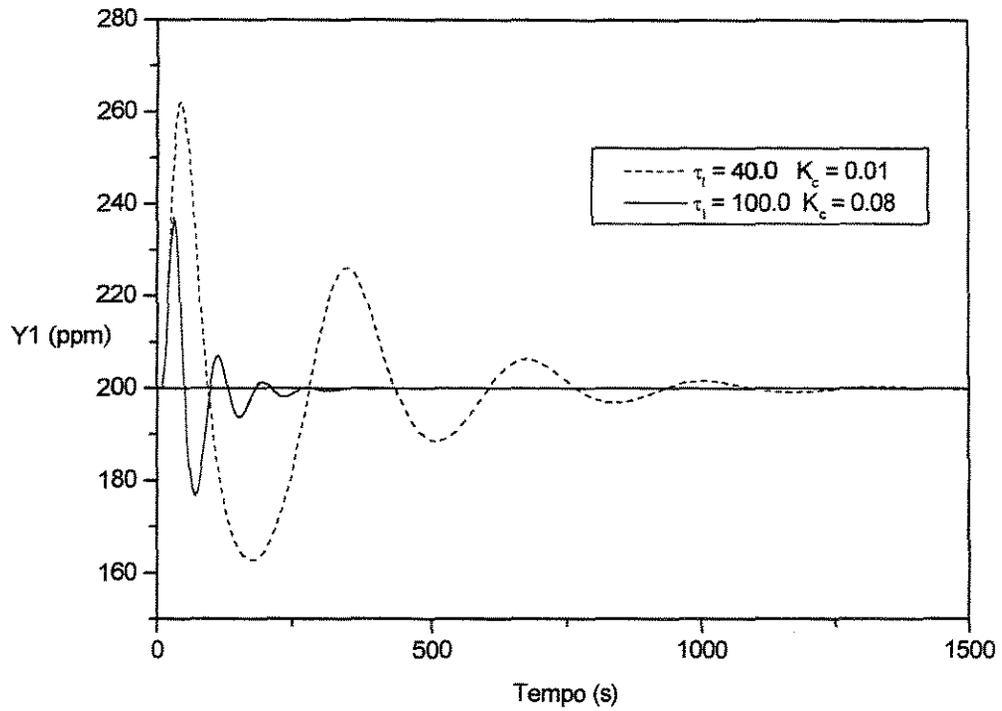


Figura 2.10 - Comparação do comportamento de y_1 para diferentes valores de τ_i e k_c .

2.12 - Comentários:

Neste capítulo foi apresentado o modelo dinâmico da coluna de absorção. Foram mostradas as equações diferenciais e relações de equilíbrio utilizadas para a simulação do sistema. Para o cálculo da vazão mínima inicial descreveu-se uma rotina utilizando a equação de Kresmer. Finalizando a apresentação do sistema, foram descritas todas as etapas seguidas para a simulação do comportamento dinâmico da coluna.

Com o programa pronto, foi testada a resposta da coluna para perturbações na forma de degrau, na vazão de solvente e na composição do gás na entrada da coluna. A coluna apresentou uma dinâmica extremamente rápida, atingindo estado estacionário em aproximadamente 80 segundos. Quando a perturbação foi feita na composição do gás na entrada, o sistema apresentou um tempo morto de aproximadamente 10 segundos, mas uma sensibilidade menor de que a observada quando perturbamos a vazão de solvente, que por sua vez não apresentou tempo morto.

O próximo passo foi determinar os valores dos parâmetros do controlador τ_I e k_c , usando o método de Cohen-Coon. Um controlador PI foi implementado e foi efetuado o controle do sistema, que se mostrou satisfatório, levando um tempo de aproximadamente 1000 s para que o mesmo se estabilizasse. A seguir, foram atribuídos aos parâmetros do controlador valores diferentes dos que foram determinados inicialmente pelo método de Cohen-Coon. Notou-se que valores maiores, tanto de τ_I como de k_c , melhoram o desempenho do controlador, diminuindo a sobrelevação e o tempo necessário para o sistema se estabilizar.

CAPÍTULO 3

DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO DMC

3.1 - Introdução:

Os projetos de sistemas avançados de controle geralmente são baseados em um modelo dinâmico do processo a ser controlado. Uma grande variedade de técnicas avançadas de controle foram desenvolvidas baseadas em modelos paramétricos. Uma grande desvantagem no uso de modelos paramétricos é que devemos supor uma ordem para o modelo e alguns processos exibem um comportamento dinâmico que não se enquadra em nenhum modelo pré-estabelecido.

Para se contornar estas dificuldades foram propostas algumas técnicas, baseadas em um modelo não-paramétrico, chamado de modelo de convolução. A vantagem deste modelo é que seus coeficientes podem ser obtidos diretamente da resposta experimental do processo, quando a variável manipulada sofre uma perturbação na forma degrau ou impulso.

Neste capítulo será apresentado o modelo de convolução e depois uma técnica de controle preditivo baseada neste modelo, o Controle por Matriz Dinâmica (DMC). Serão apresentados os conceitos teóricos e etapas de cálculo para os casos de única entrada e única saída (SISO) e múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO). Para ambos os casos veremos, na sequência, o modelo interno do controlador, os cálculos de predição e o desenvolvimento da lei de controle.

3.2 - Controle Preditivo:

De acordo com Garcia et al. (1989), a designação de controle preditivo vem da maneira com a qual a lei de controle é implementada. Isto está ilustrado na Figura 3.1. No tempo atual k , o comportamento do processo sobre um horizonte de predição V é levado em consideração. A resposta do processo quando ocorrem mudanças na variável manipulada pode ser prevista com a utilização de um modelo do processo. Este modelo, que trabalha com variáveis discretizadas no domínio tempo, permite predizer o valor da saída do processo. Este valor da saída (variável controlada) é comparado com o valor desejado para este variável (ponto de ajuste), e o erro encontrado será minimizado com a ação de controle.

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

As mudanças nas variáveis manipuladas são selecionadas de tal forma que a resposta predita tenha certas características desejadas. Somente a primeira alteração calculada para a variável manipulada será implementada. No instante de tempo $k+1$ todos os cálculos são repetidos e o horizonte é movido em um intervalo de tempo. Para o tempo $k.Ta$, onde Ta é o período de amostragem, temos as variáveis y_k , r_k e u_k , que são a variável controlada, valor do ponto de ajuste e a variável manipulada, respectivamente. Além destas temos:

$$\bar{u} = [u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+V-1}]$$

$$\bar{y} = [\hat{y}_{k+1}, \hat{y}_{k+2}, \dots, \hat{y}_{k+V}]$$

$$\bar{r} = [r_{k+1}, r_{k+2}, \dots, r_{k+V}]$$

em que:

r_{k+i} valor do ponto de ajuste para o instante $k+i$

u_{k+i} valor da variável manipulada para o instante $k+i$

\hat{y}_{k+i} valor predito da variável controlada para o instante $k+i$

V horizonte de predição

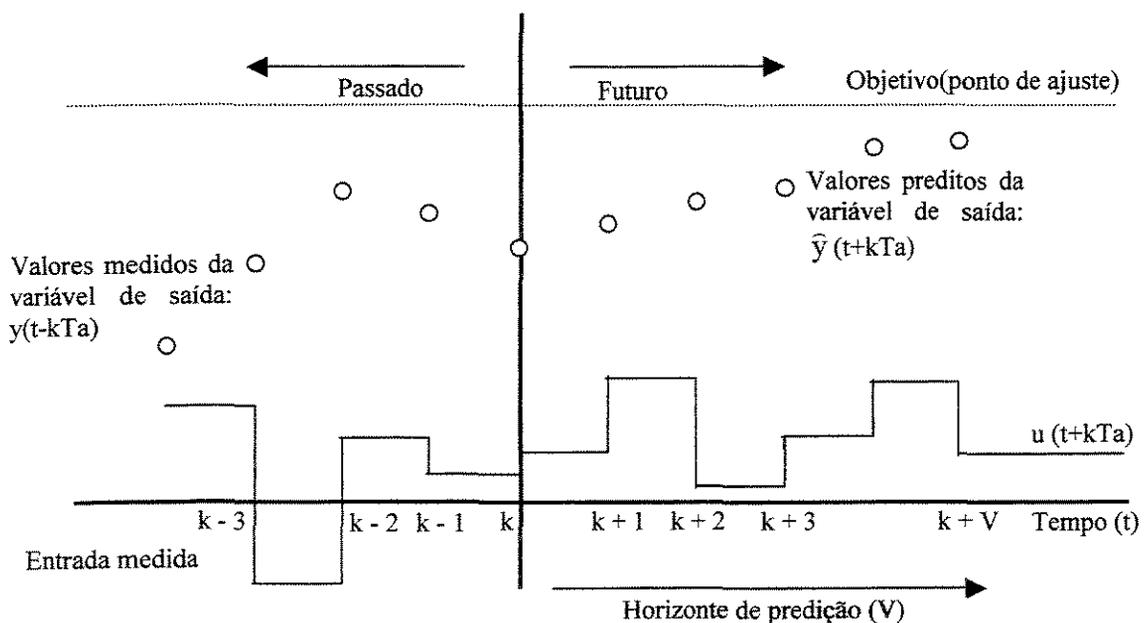


Figura 3.1 - Horizonte de atuação do controlador preditivo.

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

Devemos definir uma trajetória de referência, que consiste na sequência de valores desejados para a variável controlada ao longo de todo o horizonte de predição descrito anteriormente. Para se conseguir isto, a variável controlada (y) deve ser mantida o mais próximo possível do valor desejado (r) em cada instante do horizonte de predição. Isto é obtido com a ação do controlador, que calcula o valor futuro da variável manipulada (u) que minimizará o erro.

Dentre os controladores preditivos, um que se destaca é Controle por Matriz Dinâmica (DMC). Este controlador visa minimizar uma função objetivo dada pela equação:

$$J = \sum_{i=1}^v (\hat{y}_{k+i} - r_{k+i})^2 \quad (3.1)$$

O objetivo é minimizar esta função em relação à variável manipulada u , para se obter os valores ótimos desta variável. O valor entre parênteses representa o erro predito para o horizonte de predição, ou seja, a diferença entre o valor predito da variável controlada e o valor desejado para a mesma.

Para poder implementar a estratégia de controle descrita acima, necessitamos de um modelo do sistema. Este modelo deve ser capaz de relacionar a entrada com a saída do sistema, para que o controlador possa determinar a ação de controle a ser tomada de maneira a minimizar o erro. O controlador DMC utiliza para este fim o modelo de convolução, que será descrito no próximo item.

3.3 - Modelo de Convolução:

Para ilustrar como um modelo de convolução é desenvolvido, consideremos uma típica resposta para uma perturbação degrau em laço aberto, conforme mostrado na Figura 3.2.

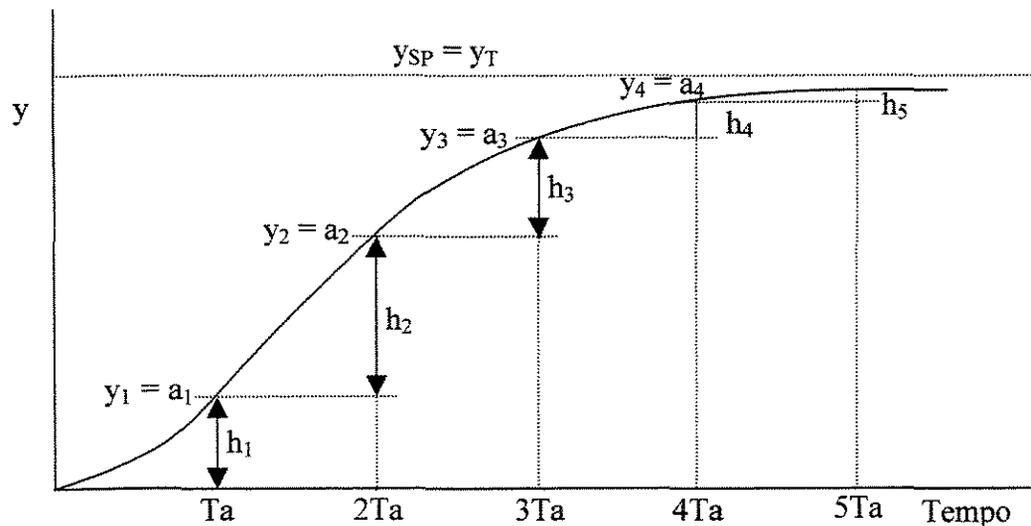


Figura 3.2 - Identificação dos coeficientes do modelo de convolução para resposta degrau.

Neste gráfico plotamos os valores de y (saída do processo) para cada intervalo de tempo de amostragem T_a . Como estes valores são obtidos diretamente da resposta experimental do processo eles guardam informações sobre a dinâmica do sistema e ajudam a determinar a relação entre as entradas e saídas. Esta é a grande vantagem do modelo de convolução, pois é um modelo não paramétrico e por isto não é necessário que se suponha uma ordem para o processo.

Os coeficientes da resposta para degrau unitário são denominados por $a_0, a_1, a_2, \dots, a_T$ usando um tempo de amostragem igual a T_a . Neste modelo fazemos $a_i = 0$ para $i \leq 0$.

Consideremos a resposta do processo para uma perturbação na forma degrau de amplitude Δu_0 . O valor da variável controlada, com o passar do tempo, será dado por:

$$\begin{aligned}y_1 &= y_0 + a_1 \Delta u_0 \\y_2 &= y_0 + a_2 \Delta u_0 \\y_3 &= y_0 + a_3 \Delta u_0 \\&\vdots \\y_T &= y_0 + a_T \Delta u_0\end{aligned}\tag{3.2}$$

na qual:

Ta período de amostragem

T horizonte do processo

a_i coeficientes do modelo de convolução, em cada instante de tempo

Δu_0 mudança na variável manipulada, no início do intervalo de tempo

y_0 valor da variável controlada no estado estacionário inicial

y_i valor da variável controlada, em cada instante de tempo

$i = 1, 2, 3, \dots, T$

Trabalhando com variáveis desvio, teremos $y_0 = 0$, e a equação (3.2) pode ser resumida para $y = a.\Delta u$ para cada instante de tempo. Desta forma, para determinarmos os valores dos coeficientes a_i podemos usar o seguinte procedimento: Introduzimos uma perturbação Δu de grandeza conhecida e medimos os valores de y com o passar do tempo, nos instantes de amostragem. Basta então dividir estes valores por Δu para cada instante de tempo e assim teremos os coeficientes a_i .

Devido ao princípio da superposição podemos obter a resposta do sistema para mudanças na entrada em intervalos de tempo diferentes, basta adicionar as curvas individuais. Este conceito é ilustrado na Figura 3.3, onde temos uma perturbação na entrada no tempo igual a zero e uma perturbação negativa no começo do segundo intervalo de tempo. As linhas pontilhadas representam as respostas individuais, que são somadas para resultar na resposta atual, representada pela linha cheia.

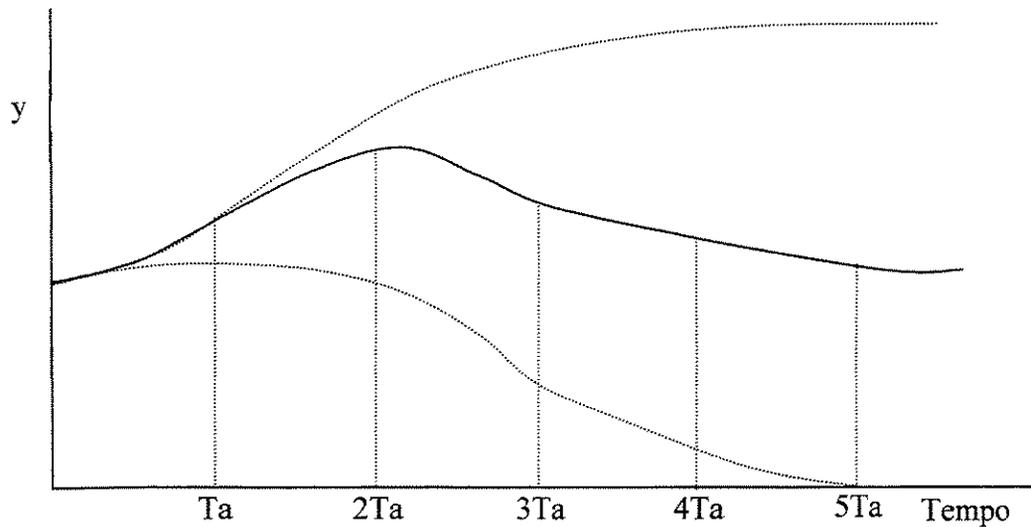


Figura 3.3 - Resposta para perturbações na entrada em dois intervalos de tempo.

Os novos valores de y_i podem ser calculados adicionando-se outra coluna para a mudança na entrada no segundo intervalo de tempo na equação (3.2). A segunda coluna contém o mesmo vetor de coeficientes que a primeira, mas deslocado uma linha abaixo. O subscrito em Δu representa o período de tempo em que foi introduzida uma perturbação na entrada. Observe que o último período de tempo considerado será determinado pelo tempo necessário para que o sistema volta a funcionar em regime estacionário.

$$y_1 = y_0 + a_1 \Delta u_0$$

$$y_2 = y_0 + a_2 \Delta u_0 + a_1 \Delta u_1 \quad (3.3)$$

$$y_3 = y_0 + a_3 \Delta u_0 + a_2 \Delta u_1$$

Para obter o modelo de convolução, basta escrever a equação (3.3) de forma generalizada para um instante de tempo k e para T perturbações consecutivas na variável u .

$$y_k = y_0 + \sum_{i=1}^T a_i \Delta u_{k-i} \quad (3.4)$$

na qual

$$\Delta u_k = u_k - u_{k-1} \quad k = 1, 2, \dots, T \quad (3.5)$$

A equação (3.4) pode ser interpretada como a soma de uma série de mudanças na forma de degrau Δu e nos fornece o valor de y no instante k , após terem ocorrido T perturbações consecutivas na variável u .

Para obter o modelo de convolução em função dos coeficientes de resposta ao impulso devemos nos lembrar de que a resposta impulso pode ser expressa como a derivada primeira da resposta degrau. Para um sistema digital os coeficientes de resposta ao impulso são obtidos fazendo-se a diferença entre os coeficientes de resposta ao degrau, da seguinte forma:

$$h_i = a_i - a_{i-1} \quad i = 1, 2, \dots, T \quad (3.6)$$

$$h_0 = 0$$

Com isto o modelo de convolução usando os coeficientes de resposta ao impulso será dado por:

$$y_{k+1} = y_0 + \sum_{i=1}^T h_i u_{k+1-i} \quad (3.7)$$

3.4 - Desenvolvimento do algoritmo DMC:

3.4.1 - Predição Simples:

Seborg (1989) sugere que se utilize a equação (3.7) de forma recursiva. Fazendo uma projeção para um instante $k+1$ obtemos:

$$\hat{y}_{k+1} = y_0 + \sum_{i=1}^T h_i u_{k+1-i} \quad (3.8)$$

\hat{y}_{k+1} significa o valor predito da variável controlada para o instante $(k+1)$. Como inicialmente estamos trabalhando com predição simples, isto significa que desejamos prever o valor da variável controlada somente um instante a frente, o que corresponde à $V = 1$. Para obter a equação na forma recursiva, devemos encontrar a expressão para \hat{y}_k , ou seja, o valor de y predito para o instante k . Da equação (3.7) temos:

$$\hat{y}_k = y_0 + \sum_{i=1}^T h_i u_{k-i} \quad (3.9)$$

Agora basta subtrair (3.9) de (3.8) e conseguimos definir o modelo de convolução de forma recursiva:

$$\hat{y}_{k+1} = \hat{y}_k + \sum_{i=1}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.10)$$

na qual $\Delta u_{k+1-i} = u_{k+1-i} - u_{k-i} \quad (3.11)$

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

Para obter uma estimativa apurada da saída futura do sistema, o valor predito deve ser corrigido para cada instante de amostragem. Quando usamos a equação (3.10) para calcular o valor predito de y no instante $k+1$, este valor pode não ser o valor real de y neste instante, pois o modelo desenvolvido para o sistema pode conter erros, e também podem ocorrer perturbações não previstas. Por isto é necessário que o valor de \hat{y}_{k+1} seja corrigido. Para isto podemos partir do fato de o valor de y no instante k (instante atual) ser conhecido. Com isto podemos calcular a diferença entre o valor predito de y e seu valor real e esta diferença pode então ser usada para corrigir o valor predito de y no instante $k+1$.

Com isto temos:

$$\hat{y}_{k+1}^c = \hat{y}_{k+1} + (y_k - \hat{y}_k) \quad (3.12)$$

em que \hat{y}_{k+1}^c é o valor predito corrigido de \hat{y}_{k+1}

y_k é o valor real (medido) da variável y

Substituindo esta expressão para o valor corrigido em (3.10) obtemos o valor predito corrigido de y no instante $k+1$ a partir do valor conhecido de y no instante k :

$$\hat{y}_{k+1}^c = y_k + \sum_{i=1}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.13)$$

A equação (3.13) nos permite obter o valor predito corrigido da variável controlada, que deve ser igual ao valor desejado para esta variável, ou seja, deve ser igual ao valor definido para o ponto de ajuste. Definindo o valor desejado de y como y_{k+1}^d o objetivo do controlador será manter \hat{y}_{k+1}^c o mais próximo possível deste valor. No sistema a ser estudado, a trajetória de referência tem valor constante durante o horizonte de predição, ou seja, o valor de y_{k+1}^d deve ser igual ao ponto de ajuste em todos os instantes, ou seja:

$$y_{k+1}^d = r_k \quad (3.14)$$

onde r_k é o valor do ponto de ajuste

Para obter a lei de controle devemos fazer a diferença entre (3.13) e (3.14):

$$\hat{y}_{k+1}^c - y_{k+1}^d = y_k - r_k + h_1 \Delta u_k + \sum_{i=2}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.15)$$

Desejamos que $\hat{y}_{k+1}^c = y_{k+1}^d$, ou seja, o valor predito deve se igualar ao valor desejado da saída após um instante de amostragem:

$$0 = y_k - r_k + h_1 \Delta u_k + \sum_{i=2}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.16)$$

Explicitando para Δu_k , obtemos nossa lei de controle:

$$\Delta u_k = \frac{E_k}{h_1} - \frac{1}{h_1} \sum_{i=2}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.17)$$

$$E_k = r_k - y_k \quad (3.18)$$

Esta lei de controle, apesar de já indicar como o controlador irá trabalhar, não é muito eficiente, pois baseia-se na predição de somente um instante no futuro. Para obter uma lei de controle mais robusta, iremos deduzir a lei de controle para predições múltiplas, de V instantes de tempo no futuro, que corresponde ao nosso horizonte de predição.

3.4.2 - Predição Múltipla:

O método de predição simples desenvolvido anteriormente pode ser estendido para incluir predições múltiplas. Neste caso, o objetivo é minimizar a diferença entre a trajetória de saída predita e a desejada (ou trajetória de referência), nos próximos V intervalos de tempo.

Utilizando-se o modelo de convolução com V passos, para um instante genérico $k+j$, usando a equação (3.10) obtemos:

$$\hat{y}_{k+j} = \hat{y}_{k+j-1} + \sum_{i=1}^T h_i \Delta u_{k+j-i} \quad (3.19)$$

para $j = 1, 2, \dots, V$ onde $V \leq T$

As informações anteriores permitem que a predição seja corrigida de forma recursiva. O valor corrigido de y será obtido da mesma forma que para predição simples:

$$\hat{y}_{k+j}^c = \hat{y}_{k+j} + (\hat{y}_{k+j-1}^c - \hat{y}_{k+j-1}) \quad (3.20)$$

Como conhecemos o valor de y no instante atual, teremos:

$$\hat{y}_k^c = y_k \quad (3.21)$$

na qual \hat{y}_k^c - valor corrigido de y , no primeiro instante do horizonte de predição

y_k - valor medido de y no instante de tempo atual (k)

Substituindo (3.20) em (3.19):

$$\hat{y}_{k+j}^c = \hat{y}_{k+j-1}^c + \sum_{i=1}^T h_i \Delta u_{k+j-i} \quad (3.22)$$

Para facilitar os cálculos do controlador, é interessante separar as ações de controle futuras, ainda não conhecidas, das ações de controle já efetuadas e, portanto, conhecidas. Com isto conseguiremos colocar a mudança futura da variável manipulada fora do somatório.

Vamos inicialmente aplicar a equação (3.22) para o instante (k+1):

$$\hat{y}_{k+1}^c = \hat{y}_k^c + h_1 \Delta u_k + h_2 \Delta u_{k-1} + h_3 \Delta u_{k-2} + \dots + h_T \Delta u_{k+1-T} \quad (3.23)$$

Como já conhecemos as ações de controle implementadas nos instantes anteriores à k, podemos agrupar Δu_{k-1} , Δu_{k-2} , ..., Δu_{k+1-T} em um somatório:

$$S_1 = \sum_{i=2}^T h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (3.24)$$

Substituindo (3.21) e (3.24) em (3.23):

$$\hat{y}_{k+1}^c = y_k + h_1 \Delta u_k + S_1 \quad (3.25)$$

Aplicando novamente a equação (3.22), só que agora para o instante (k+2):

$$\hat{y}_{k+2}^c = \hat{y}_{k+1}^c + h_1 \Delta u_{k+1} + h_2 \Delta u_k + h_3 \Delta u_{k-1} + h_4 \Delta u_{k-2} + \dots + h_T \Delta u_{k+2-T} \quad (3.26)$$

Novamente agrupando em um somatório as mudanças já conhecidas:

$$S_2 = \sum_{i=3}^T h_i \Delta u_{k+2-i} \quad (3.27)$$

Substituindo (3.27) em (3.26):

$$\hat{y}_{k+2}^c = \hat{y}_{k+1}^c + h_1 \Delta u_{k+1} + h_2 \Delta u_k + S_2 \quad (3.28)$$

Substituindo (3.25) em (3.28):

$$\hat{y}_{k+2}^c = y_k + (h_1 + h_2) \Delta u_k + h_1 \Delta u_{k+1} + S_1 + S_2 \quad (3.29)$$

Seguindo o mesmo raciocínio, podemos definir uma forma genérica para a predição:

$$\hat{y}_{k+j}^c = y_k + a_j \Delta u_k + a_{j-1} \Delta u_{k+1} + \dots + a_1 \Delta u_{k+j-1} + P_j \quad (3.30)$$

na qual:

$$S_m = \sum_{i=m+1}^T h_i \Delta u_{k+m-i} \quad m = 1, 2, \dots, V$$

$$P_i = \sum_{m=1}^i S_m \quad i = 1, 2, \dots, V \quad (3.31)$$

$$a_i = \sum_{j=1}^i h_j \quad i = 1, 2, \dots, V$$

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

a_i - coeficiente da resposta em degrau.

S_m - somatório das ações de controle previamente implementadas no sistema.

P_j - vetor projeção, apenas relacionado com o somatório S_m .

Para j variando de 1 até N , podemos agrupar as equações obtidas na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{k+1}^c \\ \hat{y}_{k+2}^c \\ \hat{y}_{k+3}^c \\ \vdots \\ \hat{y}_{k+V}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_3 & a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_V & a_{V-1} & a_{V-2} & \cdots & a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \Delta u_{k+2} \\ \vdots \\ \Delta u_{k+V-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_k + P_1 \\ y_k + P_2 \\ y_k + P_3 \\ \vdots \\ y_k + P_V \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

Os valores escolhidos da variável controlada y_{k+j}^d devem ser escolhidos de forma à calcular a ação de controle futura. É importante que os valores preditos da variável controlada sigam a trajetória de referência o mais próximo possível. Desta forma,

$$y_{k+j}^d = r_k \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.33)$$

Subtraindo (3.32) de (3.33):

$$\underline{E} = -\underline{A}'\underline{\Delta u} + \underline{E}' \quad (3.34)$$

onde \underline{A}' e $\underline{\Delta u}$ são, respectivamente, a matriz triangular $V \times V$ o vetor de dimensão V dados na equação (3.32). Os outros dois vetores são definidos por:

$$\underline{E} = \begin{bmatrix} y_{k+1}^d - \hat{y}_{k+1}^c \\ y_{k+2}^d - \hat{y}_{k+2}^c \\ y_{k+3}^d - \hat{y}_{k+3}^c \\ \vdots \\ y_{k+V}^d - \hat{y}_{k+V}^c \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$\underline{E}' = \begin{bmatrix} E_k - P_1 \\ E_k - P_2 \\ E_k - P_3 \\ \vdots \\ E_k - P_V \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

em que
$$E_k = r_k - y_k \quad (3.37)$$

Observe que os vetores \underline{E} e \underline{E}' são vetores de erros preditos. A distinção entre eles diz respeito às ações de controle futuras, Δu_{k+j} . \underline{E}' é calculado baseado nas entradas passadas do sistema e representa o desvio predito da saída em relação à trajetória desejada. Entretanto, o cálculo de \underline{E}' assume que não ocorrerão distúrbios durante o intervalo de tempo $(k, k+V)$ e também, que não ocorrerão ações de controle durante este mesmo intervalo de tempo. Em outras palavras, \underline{E}' é uma predição que considera comportamento em malha aberta durante os próximos V intervalos de tempo. O outro vetor de erro, \underline{E} inclui as suposições de distúrbios, mas prediz os futuros erros considerando comportamento em malha fechada.

Se desejamos obter uma igualdade entre a trajetória de saída predita do sistema em malha fechada e a trajetória desejada, devemos ter $\underline{E} = \underline{0}$. O objetivo do controlador é obter $\underline{E} = \underline{0}$, assim

$$\underline{0} = -\underline{A}'\Delta u + \underline{E}' \quad (3.38)$$

Esta equação tem como solução

$$\underline{\Delta u} = (\underline{A}')^{-1} \underline{E}' \quad (3.39)$$

Geralmente, podemos aplicar somente a primeira ação de controle Δu_k , observamos y_{k+1} , corrigimos as previsões e aplicamos a equação (3.39) novamente. Portanto, a cada instante de amostragem, V ações de controle futuras são calculadas mas somente a primeira é implementada. A vantagem deste procedimento é que ele mantém as previsões próximas do valor atual da variável de saída. Entretanto, desde que somente Δu_k necessita ser calculado e \underline{A}' é uma matriz triangular, não é necessário resolver a equação (3.38) completamente, mas somente a primeira equação correspondente à previsão y_{k+1}^c . Esta solução é idêntica à lei de controle da equação (3.17), que é baseada em previsão simples.

A estratégia DMC consiste em reduzir a dimensão do vetor $\underline{\Delta u}$ de V para U . Com isto somente U ações de controle futuras são calculadas e a equação (3.38) pode ser escrita como:

$$\underline{E} = -\underline{A}\underline{\Delta u} + \underline{E}' \quad (3.40)$$

onde \underline{A} , que é a “Matriz Dinâmica” $V \times U$, é definida como sendo formada pelas U primeiras colunas de \underline{A}' .

O sistema da equação (3.40) não tem solução exata. Cutler e Ramaker (1980) afirmam que podemos obter a “melhor solução” minimizando um fator de desempenho usando o método dos Mínimos Quadrados:

$$J[\underline{\Delta u}] = \underline{E}^T \underline{E} \quad (3.41)$$

A solução é:

$$\underline{\Delta u} = (\underline{A}^T \underline{A})^{-1} \underline{A}^T \underline{E}' \quad (3.42)$$

Uma dificuldade da lei de controle da equação (3.42) é que ela pode resultar em movimentos excessivos da variável manipulada ou até mesmo em respostas instáveis. Uma alternativa para resolver este problema é modificar o índice de desempenho penalizando os movimentos da variável manipulada:

$$J[\underline{\Delta u}] = \underline{E}'^T \underline{Q} \underline{E}' + \underline{\Delta u}^T \underline{R} \underline{\Delta u} \quad (3.43)$$

na qual \underline{Q} e \underline{R} são matrizes definidas positivas. A lei de controle resultante que minimiza J será dada por:

$$\underline{\Delta u} = (\underline{A}^T \underline{Q} \underline{A} + \underline{R})^{-1} \underline{A}^T \underline{Q} \underline{E}' \quad (3.44)$$

ou

$$\underline{\Delta u} = \underline{K}_{c1} \underline{E}'$$

O procedimento usual é implementar-se apenas o primeiro elemento do vetor $\underline{\Delta u}$, ou seja, Δu_k , observar y_{k+1} , para então reiniciar todos os cálculos. Com isto:

$$u_k = u_{k-1} + \underline{K}_{c1} \underline{E}' \quad (3.45)$$

sendo que \underline{K}_{c1} é a primeira linha da matriz \underline{K}_c .

3.5 - Parâmetros do Controlador DMC:

De acordo com Marchetti et al. (1), para que possamos implementar a lei de controle preditivo descrita pela equação (3.45), devemos especificar alguns parâmetros de projeto, que são:

T = horizonte do processo

U = horizonte de controle

V = horizonte de predição

\underline{Q} = matriz peso para os valores preditos

\underline{R} = matriz peso para os valores da variável manipulada

T_a = tempo de amostragem

Estes parâmetros devem ser ajustados de forma satisfatória para que além de obtermos a resposta desejada também possamos implementar esta lei de controle sem que se tenha uma quantidade de esforço computacional excessiva.

O horizonte de modelo T corresponde ao número de coeficientes que são usados no modelo de convolução discreto e deve ser selecionado de forma que $T.T_a$ seja maior que o tempo necessário para que a resposta em malha aberta atinja 99 % de seu estado estacionário final. Quanto maior for o valor de T , mais precisa será a resposta do modelo, portanto T deve ser grande o suficiente para que não ocorram problemas de truncamento nos cálculos dos valores preditos no modelo de convolução.

O parâmetro V é o número de predições que são usados nos cálculos de otimização, e é também a dimensão do vetor ganho que \underline{K}_{cl} . Aumentando o valor de V teremos uma ação de controle mais conservativo, que tem um efeito estabilizante porém também faz com que se tenha um maior esforço computacional.

O horizonte de controle U é o número de ações de controle futuras que são calculadas na etapa de otimização para reduzir os erros preditos. O parâmetro U também é a dimensão da matriz que deve ser invertida na equação (3.44). Portanto, quando aumentamos o valor de U , melhoramos o desempenho do sistema de controle, mas também aumentamos o esforço computacional. Seborg (1989) sugere que uma primeira tentativa para o valor de U é fazer $U.T_a \cong t_{60}$, que é o tempo que o sistema leva para atingir 60% da

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

resposta final. Para $U > 5$, o valor de V não é crucial desde que somente o primeiro movimento é implementado em (3.45). Entretanto, grandes valores de U resultam em uma ação de controle excessiva.

As matrizes \underline{Q} e \underline{R} são definidas como sendo $\underline{Q} = \underline{I}$ (\underline{I} = matriz identidade) e $\underline{R} = f\underline{I}$, onde f é um fator de supressão, que tem como finalidade restringir o movimento da variável manipulada.

Seborg (1989) também sugere que a escolha do melhor valor do período de amostragem T_a faça parte do procedimento de projeto. T_a deve ser pequeno o suficiente para que informações dinâmicas importantes não sejam perdidas. Por outro lado, se T_a for muito pequeno, deveremos ter um valor grande para T , o que não é desejável. Seborg (1989) afirma que o período de amostragem não é considerado um parâmetro de ajuste, porque escolhas adequadas de U , V e f geralmente são suficientes para se obter um desempenho satisfatório em malha fechada. Entretanto é útil checar a sensibilidade da resposta para diferentes valores de T_a .

3.6 – DMC Multivariável:

No item anterior foi apresentado o caso monovariável, onde uma saída controlada requer uma variável manipulada, ou seja, um problema SISO. No entanto, em processos químicos o mais comum é que se tenha duas ou mais saídas controladas por duas ou mais entradas. Além disto, todas as entradas influenciam em todas as saídas, resultando em processos com múltiplas iterações. Neste item será então mostrado a obtenção da lei de controle para o caso multivariável.

3.6.1 - Predição Simples:

O modelo de convolução para o caso multivariável fica:

$$\begin{aligned}
 \hat{y}_{1,k} &= \sum_{i=1}^T h_{1,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^T h_{1,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^T h_{1,M,i} u_{M,k-i} \\
 \hat{y}_{2,k} &= \sum_{i=1}^T h_{2,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^T h_{2,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^T h_{2,M,i} u_{M,k-i} \\
 &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \\
 \hat{y}_{C,k} &= \sum_{i=1}^T h_{C,1,i} u_{1,k-i} + \sum_{i=1}^T h_{C,2,i} u_{2,k-i} + \dots + \sum_{i=1}^T h_{C,M,i} u_{M,k-i}
 \end{aligned} \tag{3.46}$$

em que:

M = número de variáveis manipuladas

C = número de variáveis controladas

$\hat{y}_{i,k}$ = valor predito da variável controlada i no instante k

$h_{i,j,k}$ = coeficiente da resposta ao impulso, onde i-variável controlada e j-variável manipulada

$u_{i,j}$ = valor da variável manipulada i no instante j

Em notação vetorial:

$$\underline{\hat{y}}_k = \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{u}_{k-i} \tag{3.47}$$

na qual

$$\underline{H}_i = \begin{bmatrix} h_{11,i} & h_{12,i} & \dots & h_{1M,i} \\ h_{21,i} & h_{22,i} & \dots & h_{2M,i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{C1,i} & h_{C2,i} & \dots & h_{CM,i} \end{bmatrix}_{C \times M}$$

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

De forma análoga ao que foi feito para o caso SISO, podemos usar a equação (3.47) para escrever o valor predito das variáveis controladas para o instante (k+1):

$$\hat{\underline{y}}_{k+1} = \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{u}_{k+1-i} \quad (3.48)$$

Subtraindo (3.47) de (3.48) obtemos o modelo de convolução multivariável de forma recursiva:

$$\hat{\underline{y}}_{k+1} = \hat{\underline{y}}_k + \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+1-i} \quad (3.49)$$

O valor corrigido é dado por:

$$\hat{\underline{y}}_{k+1}^c = \hat{\underline{y}}_{k+1} + (\underline{y}_k - \hat{\underline{y}}_k) \quad (3.50)$$

A trajetória desejada é representada por

$$\underline{y}_{k+1}^d = \underline{r}_k \quad (3.51)$$

Impondo:

$$\hat{\underline{y}}_{k+1}^c = \underline{y}_{k+1}^d \quad (3.52)$$

Substituindo (3.51) e (3.52) em (3.50) obtemos:

$$\hat{\underline{y}}_{k+1}^c = \underline{y}_{k+1}^d = \underline{r}_k = \hat{\underline{y}}_{k+1} + (\underline{y}_k - \hat{\underline{y}}_k)$$

$$\hat{\underline{y}}_{k+1} - \hat{\underline{y}}_k = \underline{e}_k \quad (3.53)$$

na qual

$$\underline{e}_k = \underline{r}_k - \underline{y}_k \quad (3.54)$$

Substituindo (3.49) em (3.53):

$$\sum_{i=1}^T \underline{H}_i \Delta \underline{u}_{k+1-i} = \underline{e}_k \quad (3.55)$$

Finalmente:

$$\Delta \underline{u}_k = \underline{u}_k - \underline{u}_{k-1} = \underline{H}_1^{-1} \left[\underline{e}_k - \sum_{i=2}^T \underline{H}_i \Delta \underline{u}_{k+1-i} \right] \quad (3.56)$$

3.6.2 - Predição Múltipla:

Para sistemas multivariáveis com previsão de V intervalos futuros, o desenvolvimento é equivalente ao da seção 3.3.2.

Usando a equação (3.47) para o instante $k+j$:

$$\hat{\underline{y}}_{k+j} = \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{u}_{k+j-i} \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.57)$$

Capítulo 3 - Desenvolvimento do Algoritmo DMC

Para o instante $k+j-1$:

$$\hat{\underline{y}}_{k+j-1} = \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{u}_{k+j-i-1} \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.58)$$

Subtraindo (3.58) de (3.57):

$$\hat{\underline{y}}_{k+j} = \hat{\underline{y}}_{k+j-1} + \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+j-i} \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.59)$$

O valor corrigido é dado por:

$$\hat{\underline{y}}_{k+j}^c = \hat{\underline{y}}_{k+j} + \left(\hat{\underline{y}}_{k+j-1}^c - \hat{\underline{y}}_{k+j-1} \right) \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.60)$$

em que

$$\hat{\underline{y}}_k^c = \underline{y}_k \quad (3.61)$$

Substituindo a equação (3.60) na (3.59):

$$\hat{\underline{y}}_{k+j}^c = \hat{\underline{y}}_{k+j-1}^c + \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+j-i} \quad j = 1, 2, \dots, V \quad (3.62)$$

Para o instante $(k+1)$:

$$\hat{\underline{y}}_{k+1}^c = \hat{\underline{y}}_k^c + \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+1-i}$$

$$\underline{\hat{y}}_{k+1}^c = \underline{\hat{y}}_k^c + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_k + \underline{H}_2 \underline{\Delta u}_{k-1} + \dots + \underline{H}_T \underline{\Delta u}_{k+1-T}$$

$$\underline{S}_1 = \sum_{i=2}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+1-i}$$

$$\underline{\hat{y}}_{k+1}^c = \underline{\hat{y}}_k^c + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_k + \underline{S}_1$$

Com (3.61):

$$\underline{\hat{y}}_{k+1}^c = \underline{y}_k + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_k + \underline{S}_1 \quad (3.63)$$

Para o instante (k+2):

$$\underline{\hat{y}}_{k+2}^c = \underline{\hat{y}}_{k+1}^c + \sum_{i=1}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+2-i}$$

$$\underline{\hat{y}}_{k+2}^c = \underline{\hat{y}}_{k+1}^c + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_{k+1} + \underline{H}_2 \underline{\Delta u}_k + \underline{H}_3 \underline{\Delta u}_{k-1} + \dots + \underline{H}_T \underline{\Delta u}_{k+2-T}$$

$$\underline{S}_2 = \sum_{i=3}^T \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+2-i}$$

$$\underline{\hat{y}}_{k+2}^c = \underline{\hat{y}}_{k+1}^c + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_{k+1} + \underline{H}_2 \underline{\Delta u}_k + \underline{S}_2 \quad (3.64)$$

Substituindo (3.63) em (3.64):

$$\hat{\underline{y}}_{k+2}^c = \underline{y}_k + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_k + \underline{S}_1 + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_{k+1} + \underline{H}_2 \underline{\Delta u}_k + \underline{S}_2$$

Com (3.61):

$$\hat{\underline{y}}_{k+2}^c = \underline{y}_k + (\underline{H}_1 + \underline{H}_2) \underline{\Delta u}_k + \underline{H}_1 \underline{\Delta u}_{k+1} + \underline{S}_1 + \underline{S}_2 \quad (3.65)$$

Definindo uma forma genérica para a equação:

$$\hat{\underline{y}}_{k+j}^c = \underline{y}_k + \underline{A}_j \underline{\Delta u}_k + \underline{A}_{j-1} \underline{\Delta u}_{k+1} + \dots + \underline{A}_1 \underline{\Delta u}_{k+j-1} + \underline{P}_j \quad (3.66)$$

na qual:

$$\underline{P}_i = \sum_{m=1}^i \underline{S}_m \quad i = 1, 2, \dots, V$$

$$\underline{S}_m = \sum_{i=m+1}^V \underline{H}_i \underline{\Delta u}_{k+m-i} \quad m = 1, 2, \dots, V$$

$$\underline{A}_i = \sum_{j=1}^i \underline{H}_j \quad i = 1, 2, \dots, V$$

Na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{k+1}^c \\ \hat{y}_{k+2}^c \\ \hat{y}_{k+3}^c \\ \vdots \\ \hat{y}_{k+v}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{A}_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \underline{A}_2 & \underline{A}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ \underline{A}_3 & \underline{A}_2 & \underline{A}_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \underline{A}_v & \underline{A}_{v-1} & \underline{A}_{v-2} & \cdots & \underline{A}_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{\Delta u}_k \\ \underline{\Delta u}_{k+1} \\ \underline{\Delta u}_{k+2} \\ \vdots \\ \underline{\Delta u}_{k+v-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_k + \underline{P}_1 \\ y_k + \underline{P}_2 \\ y_k + \underline{P}_3 \\ \vdots \\ y_k + \underline{P}_v \end{bmatrix} \quad (3.67)$$

A trajetória é dada por:

$$\begin{bmatrix} y_{k+1}^d \\ y_{k+2}^d \\ y_{k+3}^d \\ \vdots \\ y_{k+v}^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{r}_k \\ \underline{r}_k \\ \underline{r}_k \\ \vdots \\ \underline{r}_k \end{bmatrix} \quad (3.68)$$

Subtraindo (3.67) de (3.68):

$$\underline{E} = -\underline{A}'\underline{\Delta u} + \underline{E}' \quad (3.69)$$

sendo:

$$\underline{E} = \begin{bmatrix} y_{k+1}^d - \hat{y}_{k+1}^c \\ y_{k+2}^d - \hat{y}_{k+2}^c \\ y_{k+3}^d - \hat{y}_{k+3}^c \\ \vdots \\ y_{k+v}^d - \hat{y}_{k+v}^c \end{bmatrix} \quad (3.70)$$

$$\underline{E}' = \begin{bmatrix} \underline{E}_k - \underline{P}_1 \\ \underline{E}_k - \underline{P}_2 \\ \underline{E}_k - \underline{P}_3 \\ \vdots \\ \underline{E}_k - \underline{P}_v \end{bmatrix} \quad (3.71)$$

$$\underline{E}_k = \underline{r}_k - \underline{y}_k \quad (3.72)$$

A definição de \underline{E} e \underline{E}' é absolutamente análoga à das expressões (3.35) e (3.36). A aplicação da lei de controle é feita da mesma forma que para o caso monovariável, valendo todas as conclusões apresentadas anteriormente.

3.7 – Comentários:

Neste capítulo foi apresentado de forma mais detalhada o controle preditivo e o modelo de convolução. Estes conceitos foram usados para se desenvolver o algoritmo do controlador DMC, tanto para o caso monovariável como para o caso multivariável. Com o desenvolvimento deste algoritmo obteve-se a lei de controle do controlador DMC, que será usada para se elaborar um programa em linguagem FORTRAN que nos permitirá efetuar o controle da coluna, tanto para o caso SISO como para o caso MISO.

CAPÍTULO 4

CONTROLE DA COLUNA:

ÚNICA ENTRADA E ÚNICA SAÍDA (SISO)

4.1 - Introdução:

Depois de desenvolvido o algoritmo do controlador DMC, o próximo passo é usar este algoritmo para se efetuar o controle da coluna. Neste capítulo se usará o algoritmo para o caso monovariável, com única entrada e única saída (SISO). Iremos testar o desempenho do controlador e ajustar seus parâmetros. Inicialmente será introduzida somente uma perturbação, no instante inicial. Depois todos os testes serão repetidos com perturbações múltiplas sendo inseridas no sistema. Também será feita uma comparação entre o desempenho do controlador DMC e o controlador PI.

4.2 - Problema SISO, Perturbação Única:

A próxima etapa do trabalho foi elaborar um programa para o controle da coluna usando um controlador DMC. Este programa foi feito para o caso SISO (uma entrada e uma saída). Com o programa pronto foram realizados alguns testes para se avaliar a eficiência do controlador. Nestes primeiros testes foi introduzida somente uma única perturbação no instante de tempo inicial, sem perturbações posteriores.

Na primeira simulação foi inserida uma perturbação na forma de um degrau de 100% na composição do gás de alimentação ($y_{N+1}: 0,01-0,02$). Os valores iniciais dos parâmetros do controlador foram escolhidos como sendo: $U = 2$, $V = 4$, $T = 10$ e $f = 0$. Com esta perturbação pudemos ver que o resultado obtido com o controlador DMC foi bem melhor que o resultado obtido com o controlador PI. Tivemos uma menor sobrelevação e atinge-se o valor do ponto de ajuste em um tempo bem inferior, aproximadamente 200 segundos.

Foram então repetidos os testes, para analisar a influência dos parâmetros do controlador, variando-se um parâmetro de cada vez, enquanto se mantinha fixo os valores dos demais.

Não se observou nenhuma mudança na resposta quando se testou valores diferentes para o horizonte de processo (T) e o horizonte de predição (V), como podemos observar nas Figuras 4.2 e 4.3.

Notamos alguma diferença ao variar o valor do horizonte de controle (U). Quando usamos $U = 1$, temos uma maior sobrelevação no primeiro pico, mas o sistema leva praticamente o mesmo tempo para se estabilizar novamente. Fazendo testes para valores de U maiores que 2, as curvas se sobrepõem (Figura 4.1). Portanto, aumentando nosso horizonte de controle para valores maiores que 2 não temos nenhuma melhora no controle, somente um maior esforço computacional.

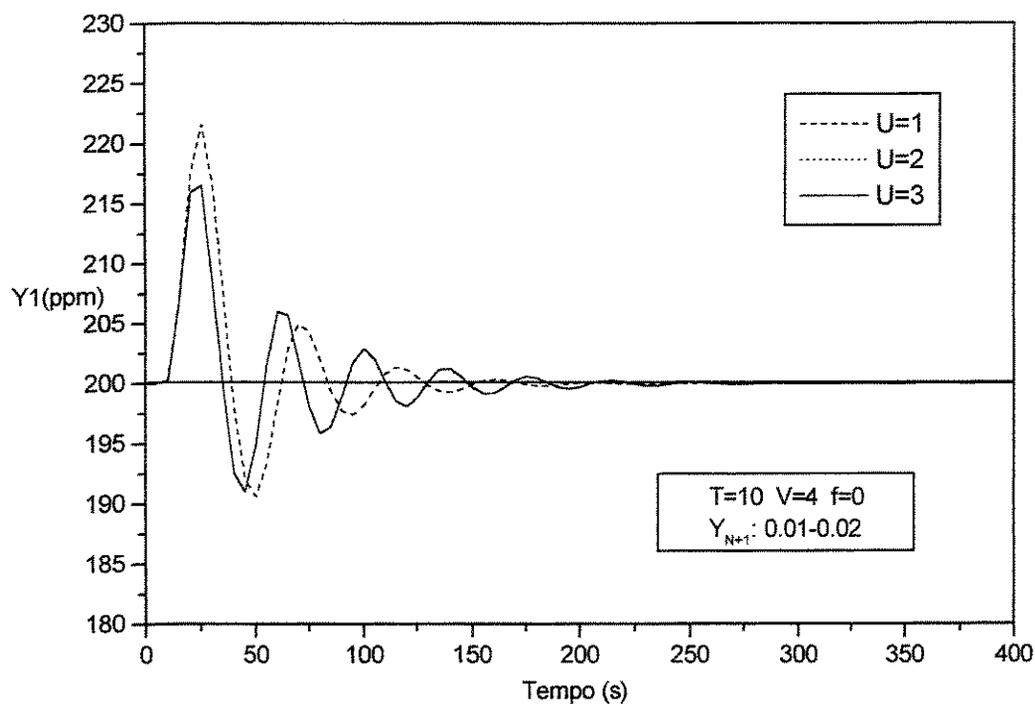


Figura 4.1 - Avaliação do efeito do horizonte de controle (U) na resposta do processo (problema SISO, perturbação única).

Também se testou a resposta do sistema para diferentes valores do fator de supressão (f). O melhor resultado foi obtido quando definimos $f = 0$. Isto era de se esperar, pois, como o próprio nome diz, quanto maior for o valor deste fator, maior será a restrição imposta ao movimento da variável manipulada. Quando $f = 0$ não há nenhuma restrição, e o controle pode ser efetuado de forma mais eficiente. Isto fica claro na Figura 4.4, onde vemos que quando $f \neq 0$ temos uma maior sobrelevação na resposta, e que este aumento é diretamente proporcional ao aumento do valor de f . Na Figura 4.5 verificamos também que quando maior for o valor de f , mais lento será o movimento da variável manipulada.

Depois de realizar estes primeiros testes, foi feita uma comparação entre o controlador DMC e o PI, sendo mostrados os resultados dos dois juntos no mesmo gráfico (Figura 4.6). Desta Figura fica evidente a superioridade do controlador DMC em relação ao PI, pois a variável controlada tem uma sobrelevação bem menor e atinge o estado estacionário em menos tempo que o necessário para o controlador PI.

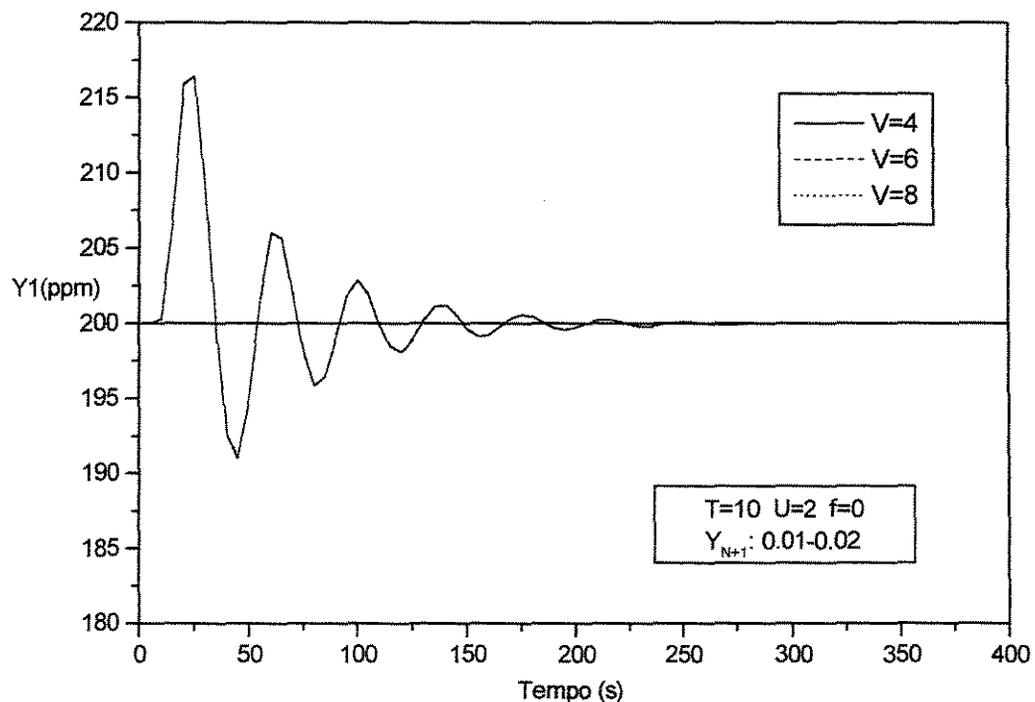


Figura 4.2 - Avaliação do efeito do horizonte de predição (V) na resposta do processo (problema SISO, perturbação única).

Depois de evidenciado isto o próximo objetivo foi efetuar o controle da coluna usando o valor das composições medidas nos demais pratos da coluna para o cálculo do erro a ser usado no controlador. O objetivo desta análise é verificar se conseguimos melhorar o desempenho do controle quando colocamos o sensor para medida da composição em outros estágios da coluna. Para isto o programa sofreu algumas modificações, que permitiram medir os valores das composições do estágio 1 ao 9 e realizar o controle com base nestas medidas. Além desta mudança na medida das composições, o programa também teve que ser ajustado para calcular os novos valores dos pontos de ajuste de cada um dos estágios da coluna.

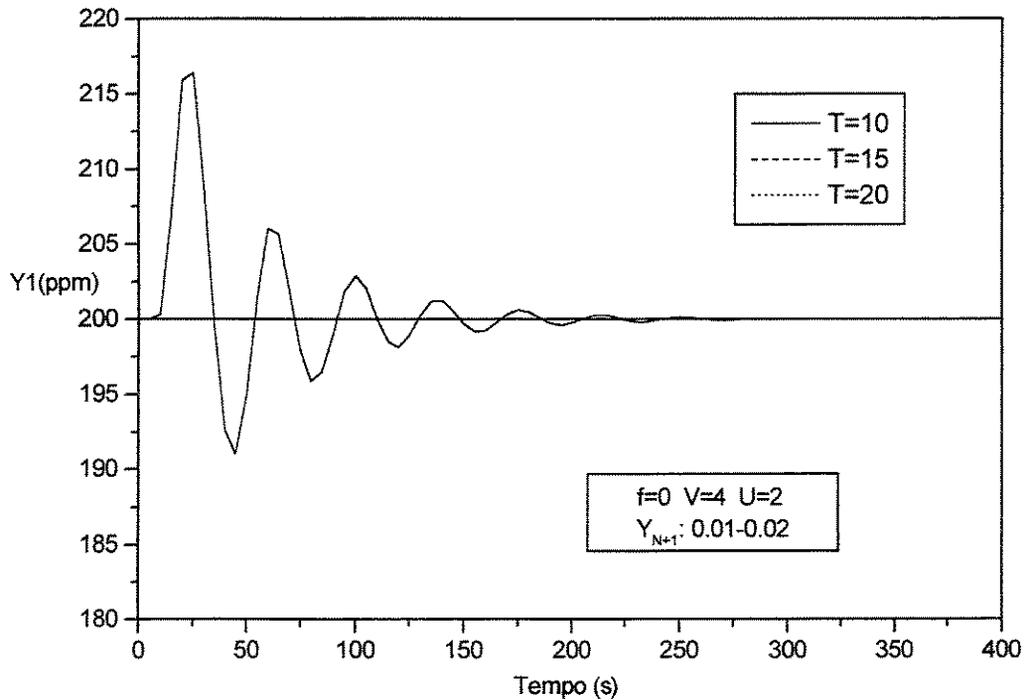


Figura 4.3 - Avaliação do efeito do horizonte do processo (T) na resposta do processo (problema SISO, perturbação única).

Quando ocorre uma perturbação na composição do gás de entrada, este novo valor da composição passa a ser o novo ponto de ajuste para a composição do gás neste prato. O valor do ponto de ajuste da composição do gás de saída continua o mesmo, pois ele representa a nossa variável controlada. Como acontece esta mudança na composição do último estágio e o valor da composição do primeiro estágio continua o mesmo, temos como consequência uma mudança nos valores das composições do gás em todos os demais pratos da coluna. Estes novos valores são calculados de acordo com a metodologia mostrada no item 2.6, etapa 3, e serão usados como valores do ponto de ajuste para o cálculo do erro, da seguinte forma: quando efetuamos o controle usando a composição do prato 3, por exemplo, medimos a cada intervalo de tempo o valor de sua composição e a comparamos com o valor calculado de acordo com o item 2.6. A diferença entre estes dois valores será o erro utilizado na lei de controle para o cálculo do novo valor da variável manipulada.

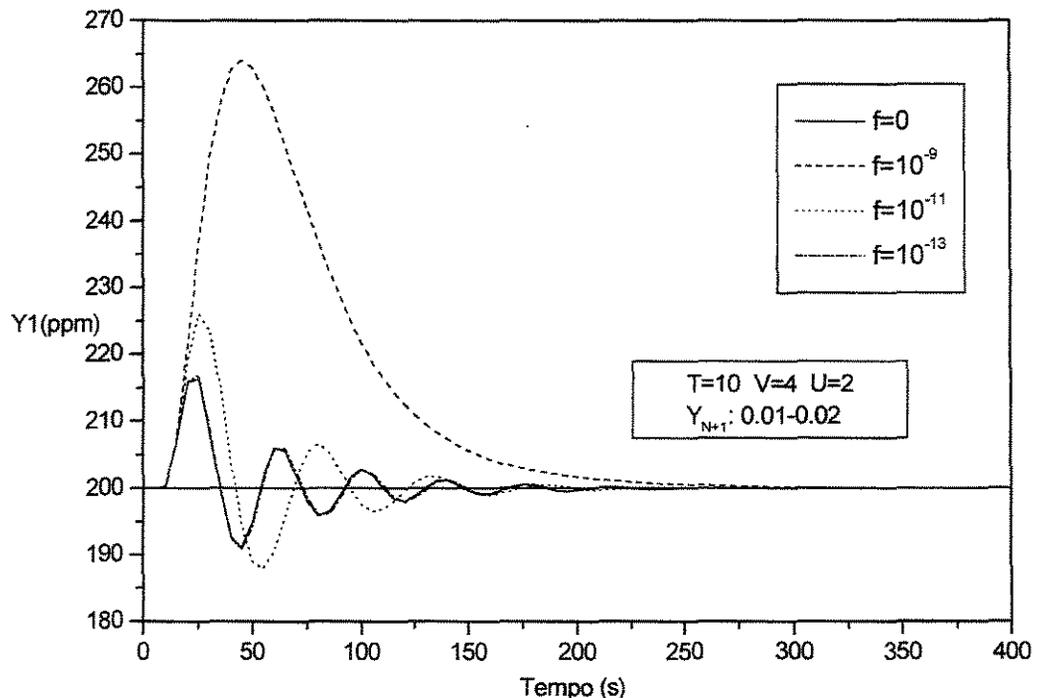


Figura 4.4 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema SISO, perturbação única).

Capítulo 4 - Controle da Coluna: Única Entrada e Única Saída

Apesar de usar o valor das composições em todos os estágios da coluna para o cálculo do erro, os gráficos sempre mostram a variação da composição no primeiro prato (Y_1) com o tempo. Procedeu-se desta maneira porque nossa variável controlada é Y_1 , e o objetivo era analisar se o controlador se mostra eficiente para mantê-la em seu ponto de ajuste.

Nas Figuras 4.7 e 4.8 temos o resultados destas simulações. A perturbação inserida foi novamente na forma de um degrau de 100% na composição do gás de alimentação (y_{N+1} : 0,01-0,02).

Na Figura 4.7 podemos ver que a menor sobrelevação é obtida quando o controle utiliza a composição do prato 1 para o cálculo do erro. Quando observamos o controle nos pratos 1, 2, 3 e 4, nesta ordem, vemos que a sobrelevação vai aumentando. Dos pratos 5 à 9 a sobrelevação vai diminuindo, assim como a oscilação da resposta. Foram realizados testes com perturbações diferentes na composição do gás de entrada. Estes perturbações foram de 20 e 50% e as respostas seguiram o mesmo padrão que observamos na perturbação de 100%.

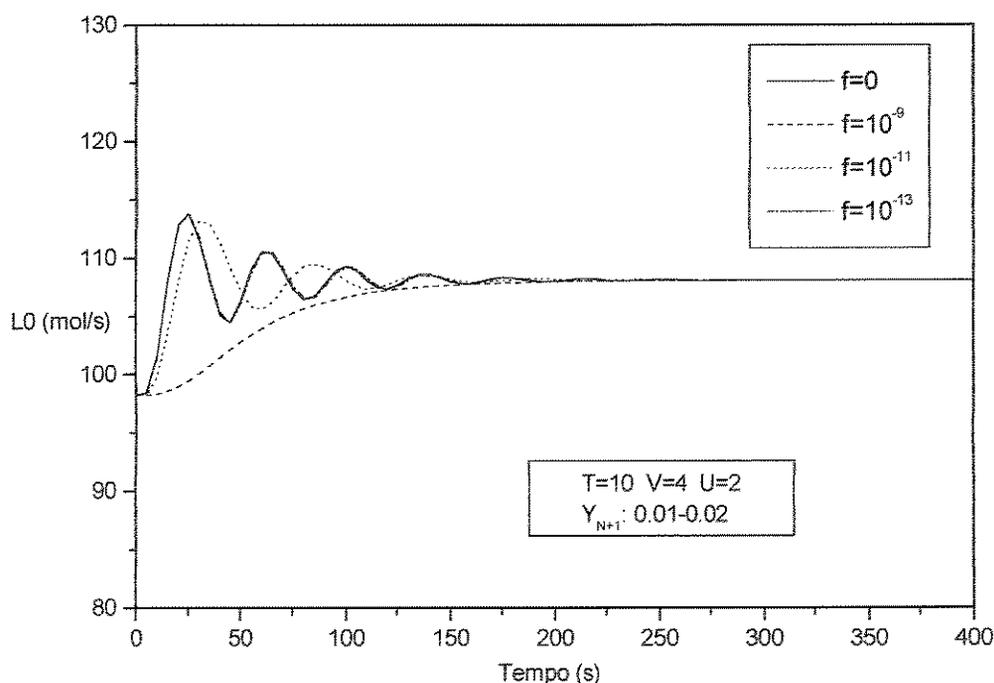


Figura 4.5 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) no comportamento da variável manipulada (problema SISO, perturbação única).

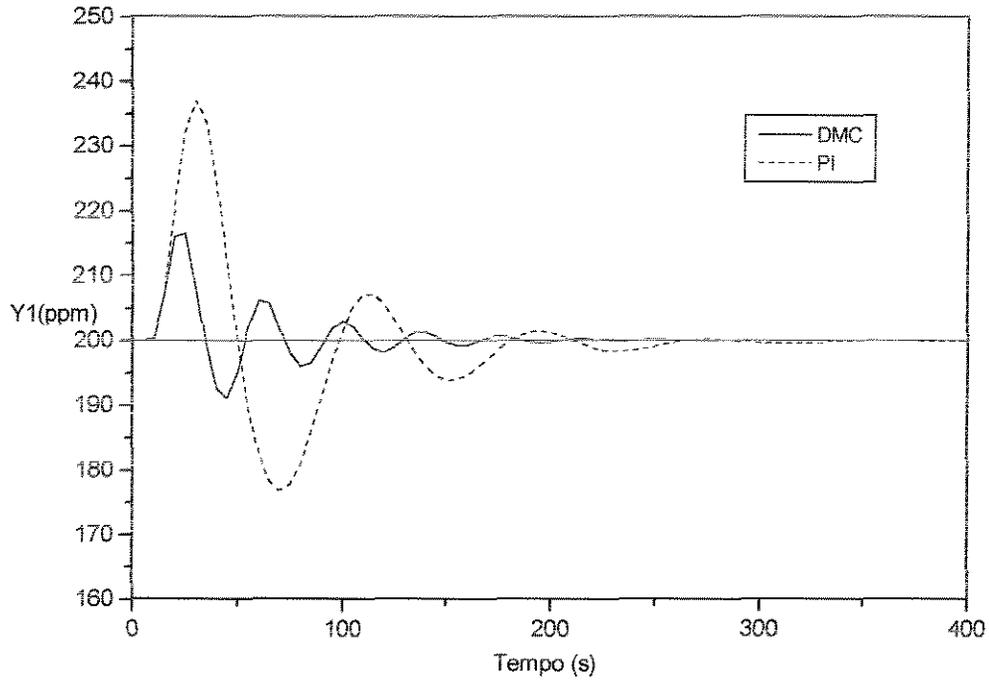


Figura 4.6 - Comparação entre o desempenho dos controladores DMC e PI (problema SISO, perturbação única).

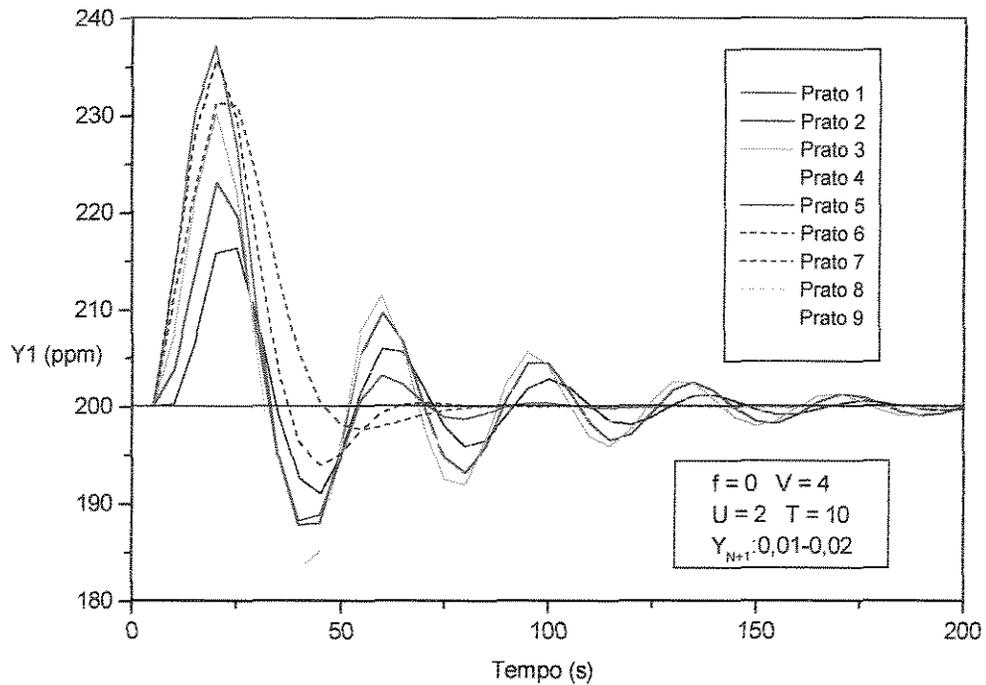


Figura 4.7 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbação única).

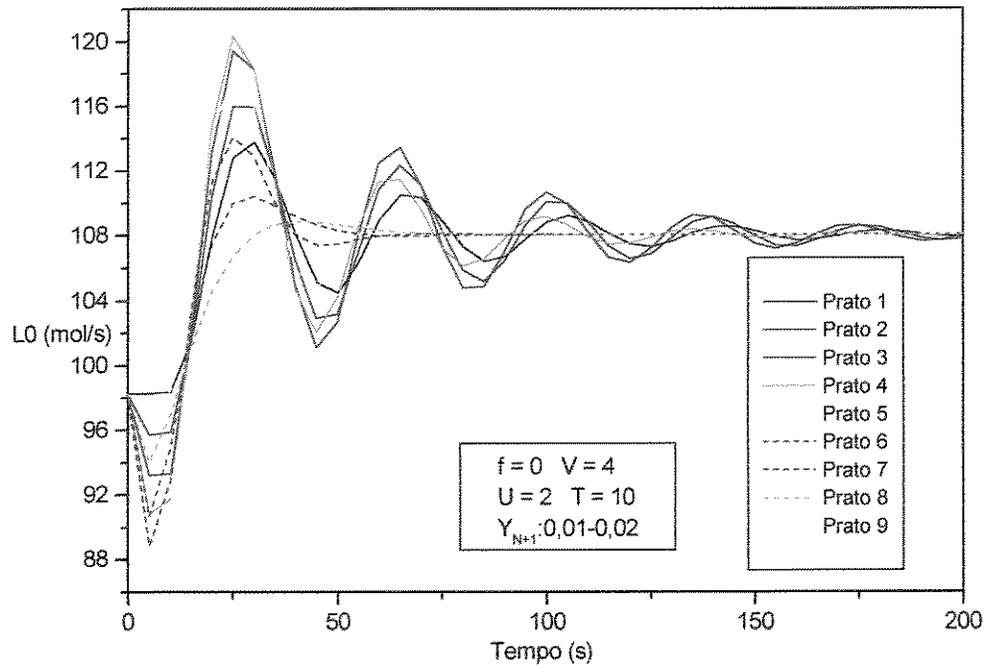


Figura 4.8 - Comparação do comportamento da variável manipulada quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbação única).

4.3 - Problema SISO, Perturbações Múltiplas:

Até o momento somente foram realizadas simulações para a situação onde temos apenas uma única perturbação no processo, ocorrendo sempre no instante de tempo inicial. Este tipo de simulação é bastante importante para que possamos testar a eficiência do controlador e a influência de seus parâmetros. Porém, em um processo real, as perturbações no sistema não acontecem apenas uma única vez, e somente no instante de tempo inicial. Elas podem ocorrer a qualquer momento e a sua magnitude não é necessariamente sempre a mesma. Desta forma, é interessante estudar o comportamento do controlador DMC para a situação em que ocorram perturbações de magnitudes aleatórias e de forma periódica, em intervalos de tempo regulares.

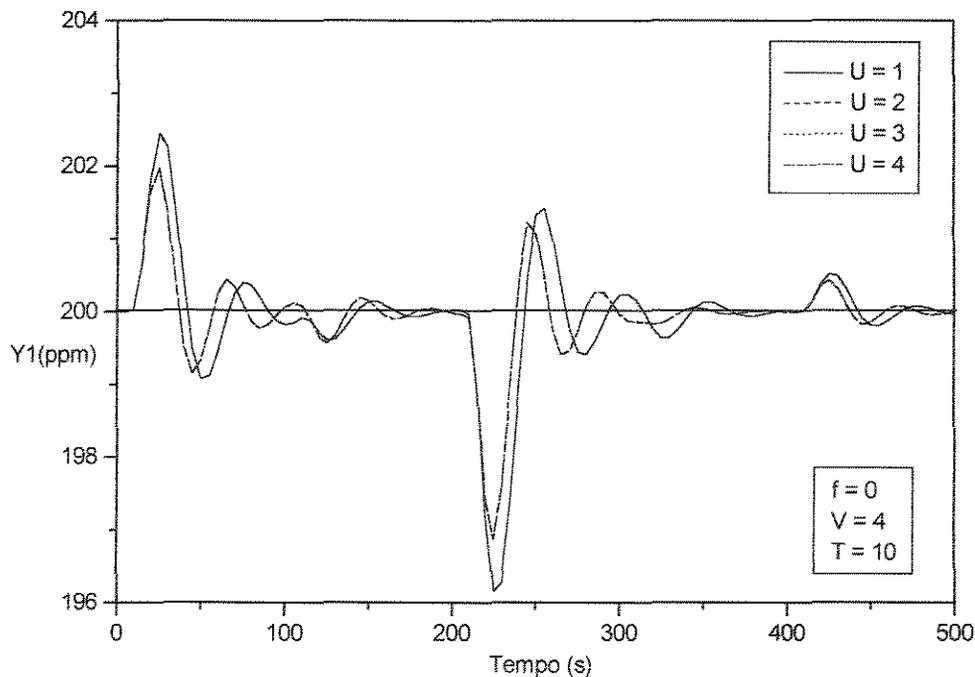


Figura 4.9 - Avaliação do efeito do horizonte de controle (U) na resposta do processo (problema SISO, perturbações múltiplas).

Um novo programa foi então elaborado para implementar esta nova situação. A metodologia adotada para se inserir estas perturbações foi a seguinte: em intervalos de tempo pré-definidos, o programa gera uma perturbação aleatória na composição do gás de entrada e submete o sistema a esta perturbação. O intervalo de tempo definido inicialmente para a inserção das perturbações foi de 100 segundos, e foi fixado que o valor das perturbações, apesar de aleatórias, irá variar dentro de uma faixa de 5 a 10% do valor inicial da composição do gás de entrada.

Nos primeiros testes, o controle foi efetuado usando-se a composição do primeiro estágio para o cálculo do erro, sendo o valor desta composição comparado com seu valor de ponto de ajuste nos intervalos de amostragem.

Pela Figura 4.10 podemos ver que o desempenho do controlador foi satisfatório, apesar das sucessivas perturbações. O valor da composição do gás de saída se afastou no máximo 3 ppm do valor do ponto de ajuste e se manteve a maior parte do tempo próximo deste valor.

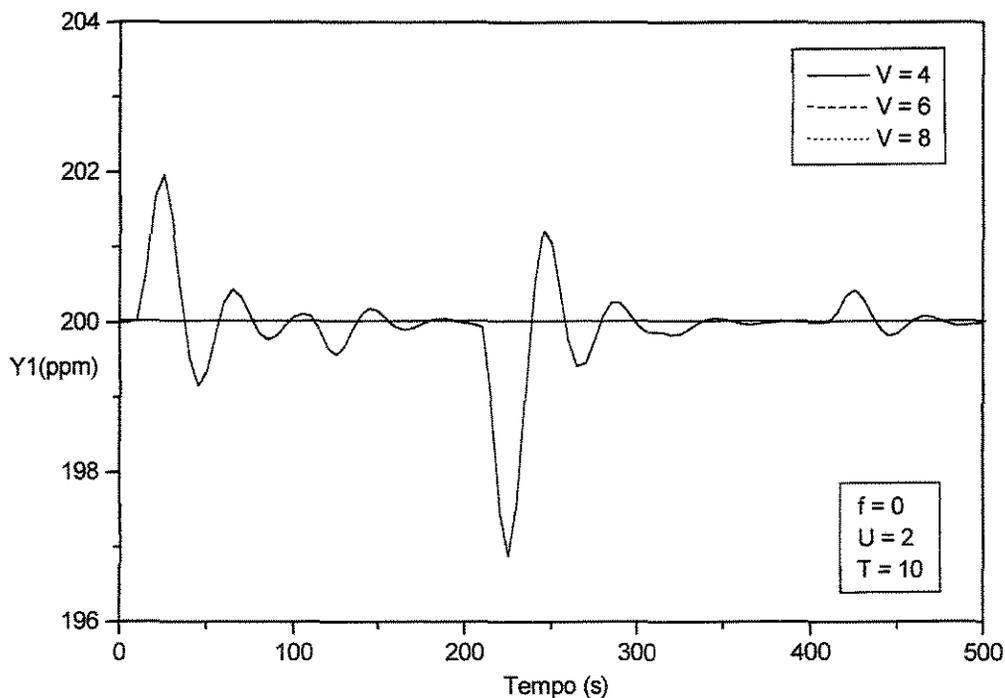


Figura 4.10 - Avaliação do efeito do horizonte de predição (V) na resposta do processo (problema SISO, perturbações múltiplas).

Depois de verificada a eficiência do controlador, a próxima etapa foi fazer uma avaliação da influência dos parâmetros do controlador, da mesma forma que fizemos para o caso SISO com perturbação única. Para isto variou-se o valor de apenas um dos parâmetros, enquanto se mantém fixo o valor dos demais e plotou-se as curvas das respostas em um único gráfico.

Podemos ver pelas Figuras 4.10 e 4.11 que tanto para o horizonte de processo (T) como para o horizonte de predição (V), a resposta do processo não mostrou nenhuma mudança quando variamos o valor destes parâmetros. De forma análoga ao que pudemos observar no caso com única perturbação, quando testamos diversos valores para o horizonte de controle (U), temos um resultado diferente dos demais somente para $U = 1$. Para valores de $U \geq 2$, as curvas de resposta se sobrepõem, e apresentam um resultado melhor do que para o caso em que $U = 1$, com menor sobrelevação na resposta (Figura 4.9).

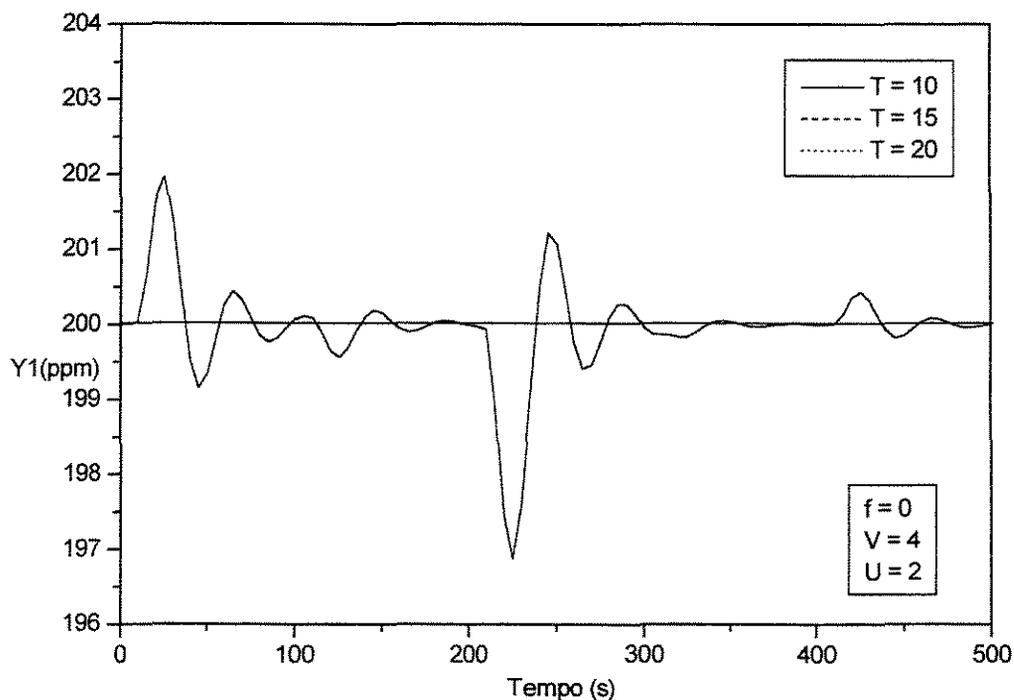


Figura 4.11 - Avaliação do efeito do horizonte do processo (T) na resposta do processo (problema SISO, perturbações múltiplas).

Capítulo 4 - Controle da Coluna: Única Entrada e Única Saída

Também foram testados valores diferentes para o fator de supressão (f) (Figuras 4.12 e 4.13). Estes testes confirmaram o que já era esperado, pois quando aumentamos o valor de f , restringimos cada vez mais o movimento da variável manipulada e o controle deixa de ser satisfatório, apresentando uma sobrelevação cada vez maior. Para $f = 10^{-9}$, o resultado é tão ruim que o valor da variável controlada fica a maior parte do tempo distante do valor do seu ponto de ajuste.

Dando prosseguimento aos testes, a próxima etapa foi efetuar o controle da coluna usando-se o valor das composições nos demais estágios para o cálculo do erro. O procedimento para o cálculo do erro é exatamente o mesmo que foi descrito no caso SISO com uma única perturbação. Da mesma forma também, ao plotar o resultado, mostramos no gráfico sempre a variação com o tempo de nossa variável controlada, que é a concentração do soluto no gás de saída. Os resultados destes testes são mostrados nas Figuras 4.14 à 4.19.

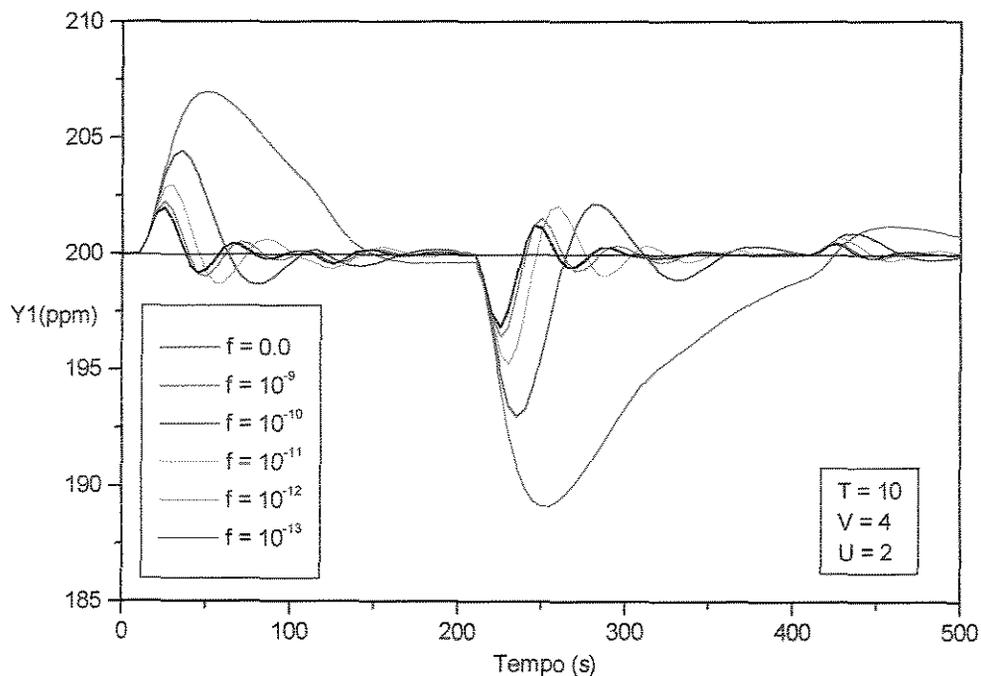


Figura 4.12 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema SISO, perturbações múltiplas).

Capítulo 4 - Controle da Coluna: Única Entrada e Única Saída

Nas Figuras 4.14 e 4.15 mostramos, respectivamente, o comportamento das variáveis controlada e manipulada durante todo o tempo em que foi efetuado o teste, ou seja, 500 segundos. Vemos que o controle ocorre de forma satisfatória, independente de qual seja o estágio escolhido para a medida da composição. Na Figura 4.16 apresentamos exatamente as mesmas curvas que as da Figura 4.14, só que restringindo o intervalo de tempo à 200 segundos. Isto visa nos auxiliar na visualização da resposta do processo. O resultado apresenta as mesmas características que para o caso com somente uma perturbação, ou seja, a sobrelevação vai aumentando quando vamos comparando as medidas feitas no prato 1 ao 5 e diminui quando comparamos os resultados com as medidas feitas do prato 6 ao 9. Assim como a sobrelevação, a oscilação também vai diminuindo.

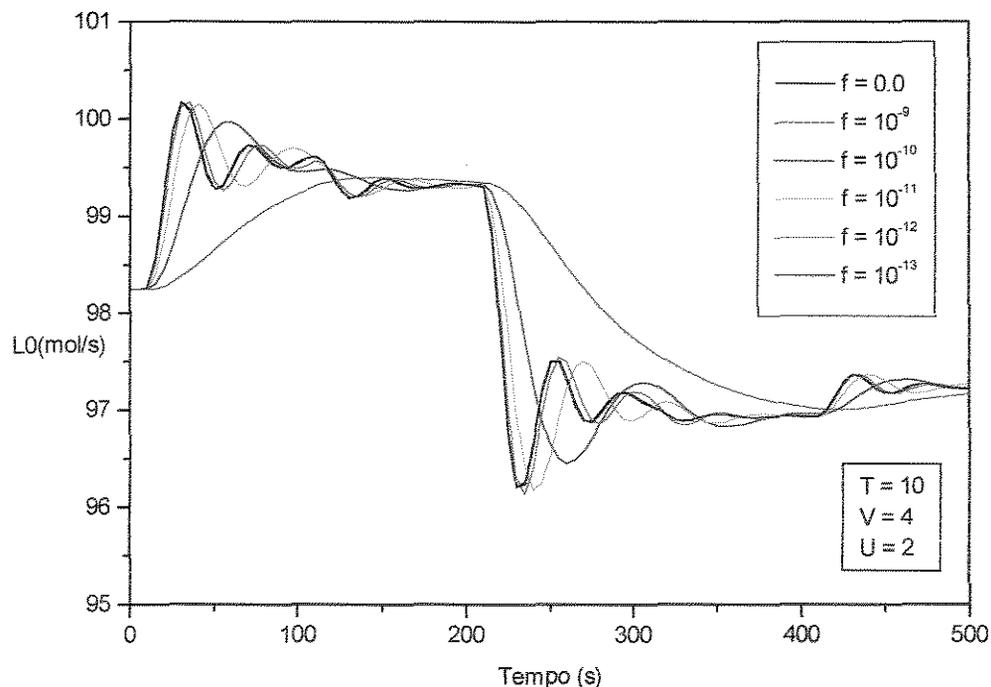


Figura 4.13 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) no comportamento da variável manipulada (problema SISO, perturbações múltiplas).

Capítulo 4 - Controle da Coluna: Única Entrada e Única Saída

Quando repetimos estes testes com valores maiores do fator de supressão pudemos observar que a medida que f aumenta, a resposta do sistema vai se tornando mais lenta, pois quando aumentamos f restringimos o movimento da variável manipulada. Outro fato interessante que também foi observada é que o atraso é menor no último estágio da coluna e vai aumentando a cada estágio a medida que nos aproximamos do topo da coluna. Podemos observar na Figura 4.19 que para $f = 10^{-9}$, se fizermos o controle da coluna utilizando a medida da composição no prato 1 o controle se torna completamente insatisfatório, pois a variável controlada não se estabiliza no valor do ponto de ajuste. Este fato não se repete quando usamos a composição dos demais pratos da coluna para cálculo do erro, onde mesmo para este valor elevado de f conseguimos controlar a coluna.

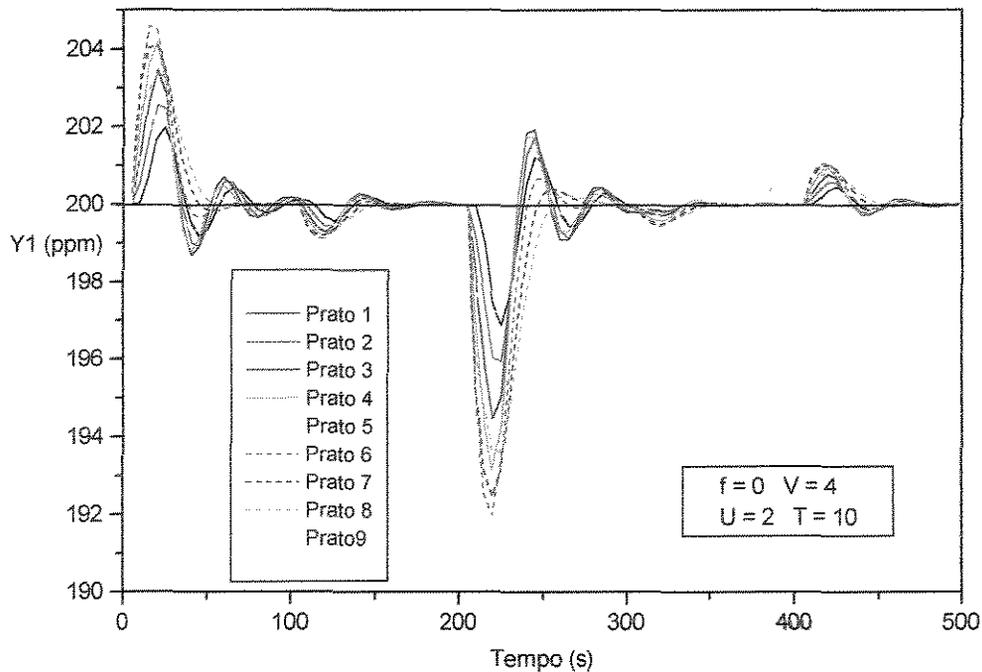


Figura 4.14 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

Para poder entender melhor qual a influência da medida feita nos diversos pratos da coluna, realizou-se um teste da dinâmica da mesma, cujo resultado é mostrado na Figura 4.20. Os gráficos mostram a resposta, em malha aberta, para uma perturbação de 100% na composição do gás de alimentação (y_{N+1} : 0,01 - 0,02), onde cada curva representa a variação, com o tempo, das composições de cada um dos estágios.

Podemos observar que em todos os pratos a dinâmica é a mesma, como era de se esperar, mas os ganhos do processo parecem diminuir bastante em direção ao topo da coluna. Isto implica que, em termos do controlador PI, teríamos que ter ganho do controlador (K_c) maior quando usamos medição no prato 1 do que quando usamos medição nos pratos inferiores, para obtermos a mesma qualidade de resposta. Como o DMC se ajusta através da matriz dinâmica, isto também acontece. Ou seja, quando a medição é feita no prato 9, as ações tomadas são muito mais suaves ("ganho do controlador" menor) e conseqüentemente os resultados em termos da variável controlada são bem melhores para o caso em que haja restrição de movimento da válvula ($f \neq 0$). Isto confirma aquilo que verificamos pelas Figuras 4.16 e 4.19.

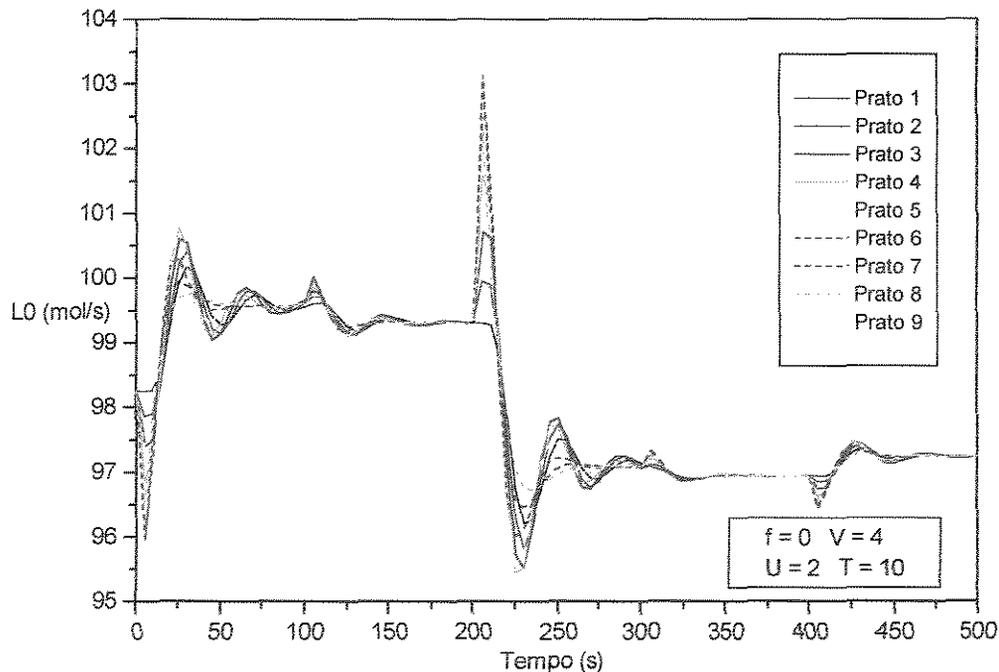


Figura 4.15 - Comparação do comportamento da variável manipulada quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

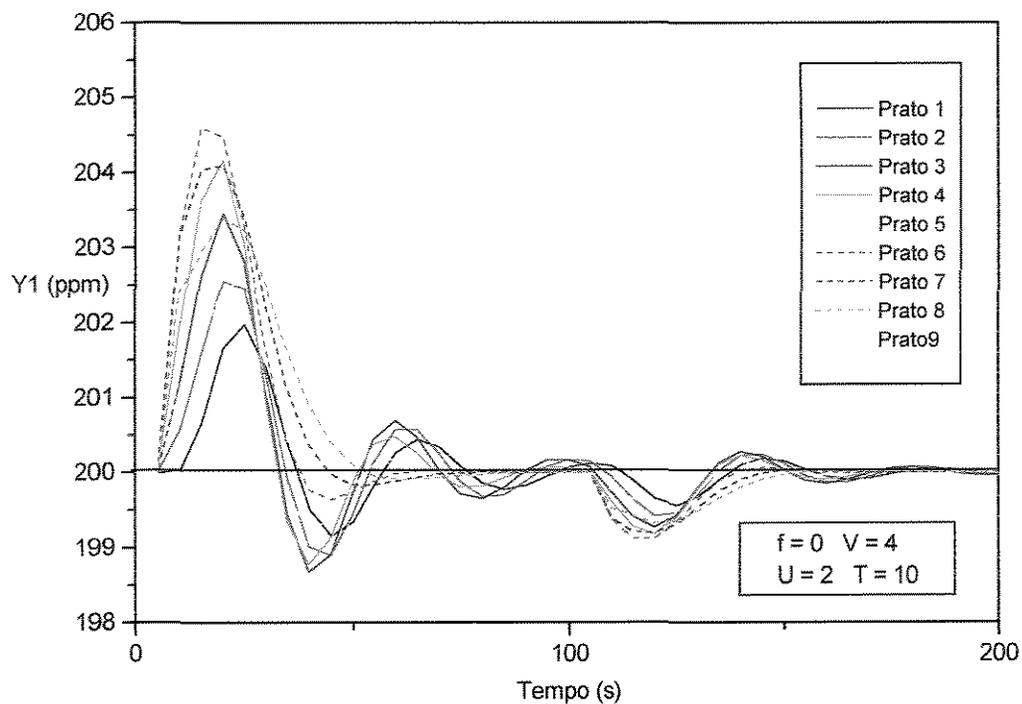


Figura 4.16 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

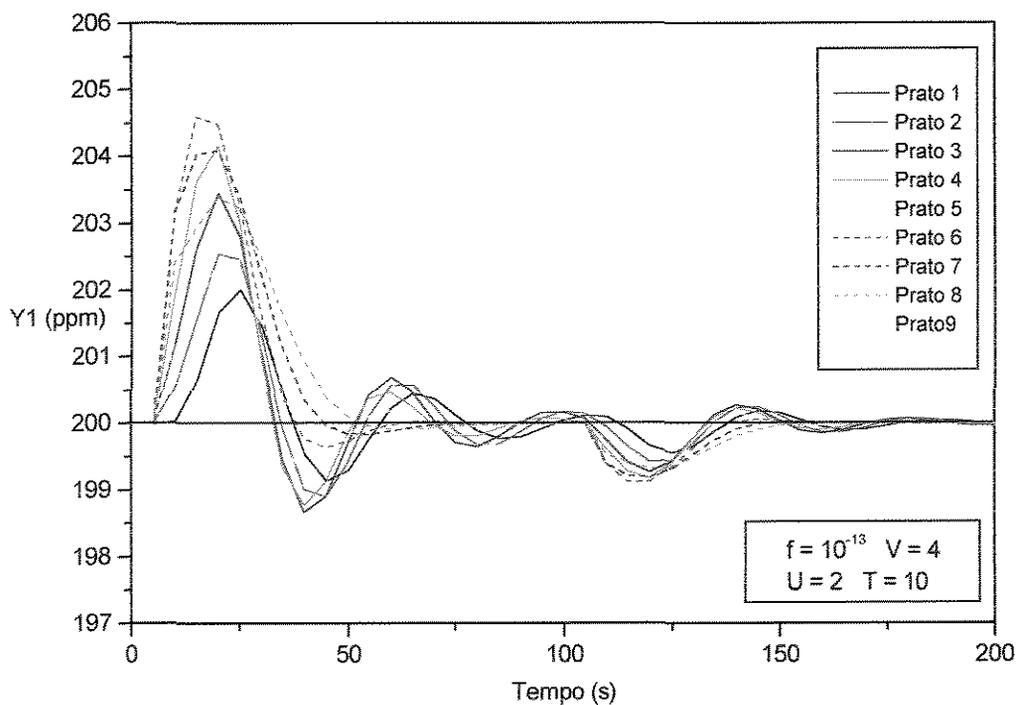


Figura 4.17 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

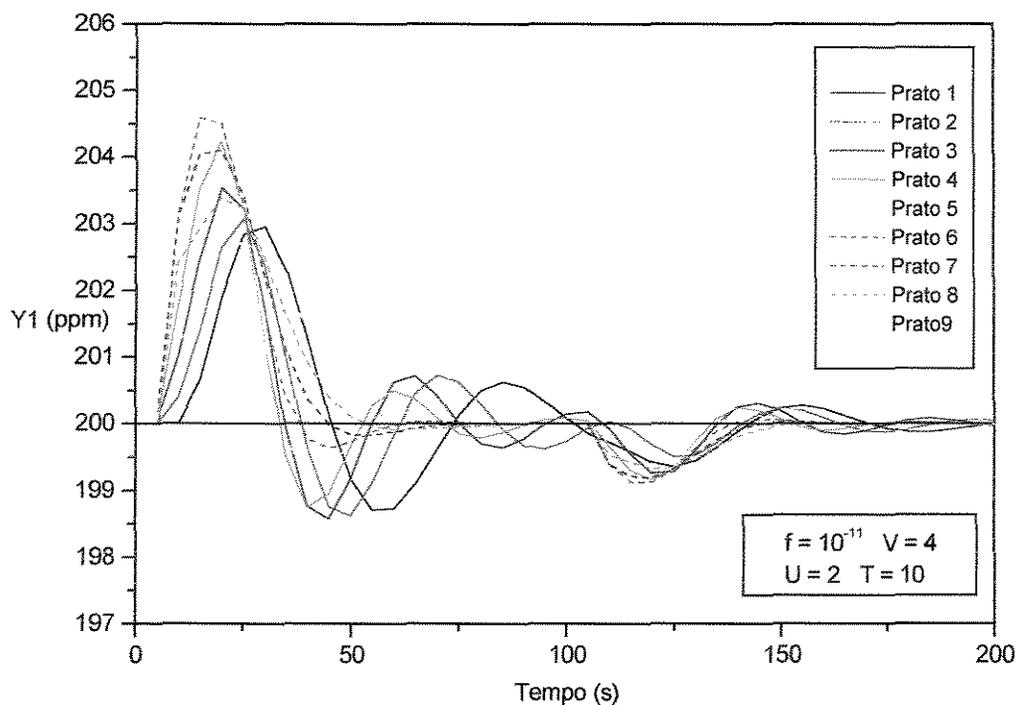


Figura 4.18 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

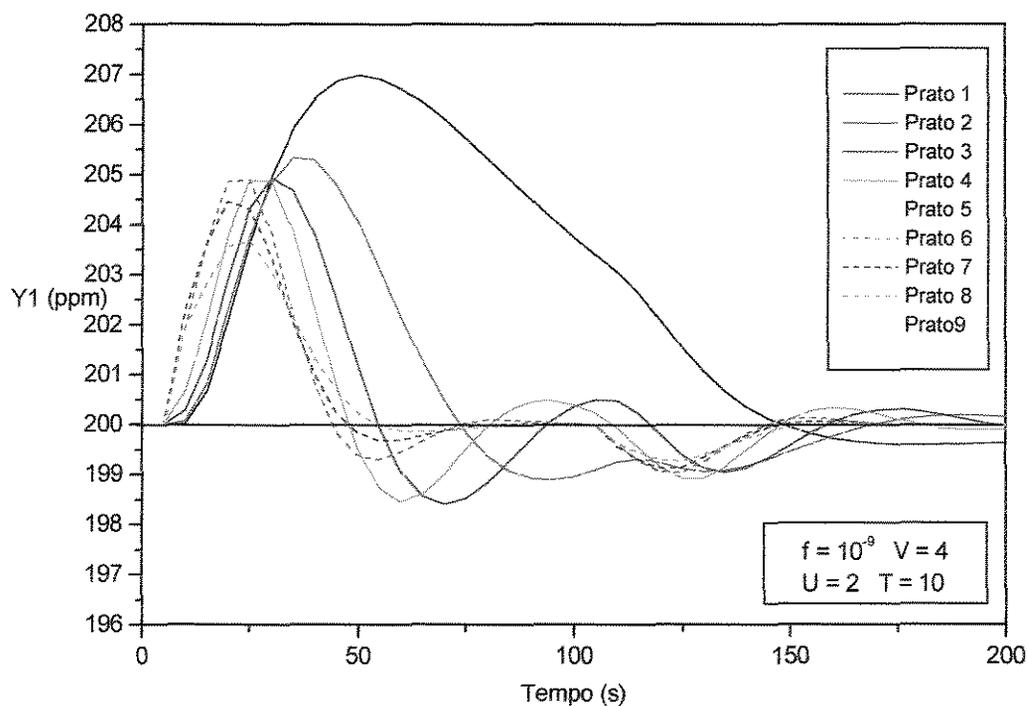


Figura 4.19 - Comparação da resposta do processo quando usamos a composição de pratos diferentes para cálculo do erro (problema SISO, perturbações múltiplas).

Em todos os testes realizados até aqui para o problema SISO com perturbações múltiplas utilizamos 100 segundos como intervalo entre as perturbações. Surgiu então o interesse de saber se o controlador continuaria a apresentar um desempenho satisfatório caso o intervalo entre as perturbações fosse menor. Para isto, testamos a atuação do controlador DMC usando 90 e 80 segundos como intervalo entre as perturbações. Na Figura 4.21 podemos verificar que neste caso a resposta fica a maior parte do tempo longe do valor do ponto de ajuste. Isto faz sentido, pois quando testamos o comportamento dinâmico da coluna em malha aberta verificamos que este era o tempo (80 - 90 s) necessário para a saída atingir novamente o estado estacionário. Portanto, quando usamos este valor do tempo para intervalo entre as perturbações isto faz com que quando o sistema começa a atingir seu novo estado estacionário ele já está sendo submetido a uma nova perturbação.

Para fins de comparação, na Figura 4.22 repetimos o procedimento usado no teste anterior, só que para um controlador PI. O comportamento é exatamente o mesmo que o observado quando usamos o controlador DMC.

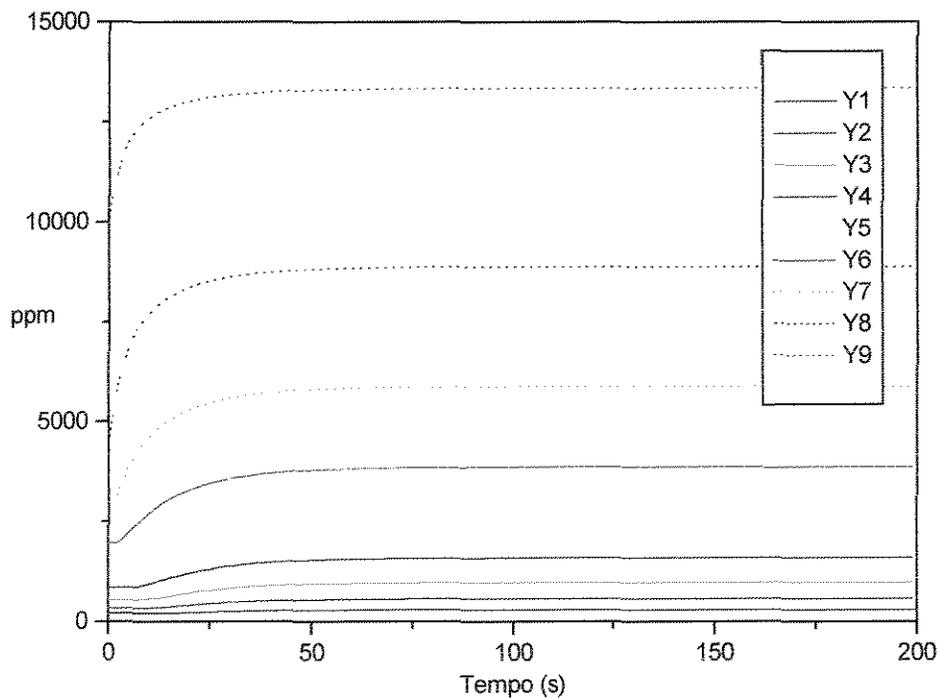


Figura 4.20 - Comportamento dinâmico dos pratos da coluna.

Na Figura 4.23 comparamos o desempenho dos controladores PI e DMC para intervalos de perturbação de 80 e 90 segundos. Podemos observar que, apesar de que nos dois casos o controle deixar de ser satisfatório quando diminuimos o valor do intervalo entre as perturbações, o desempenho do controlador DMC continua sendo muito superior ao do PI.

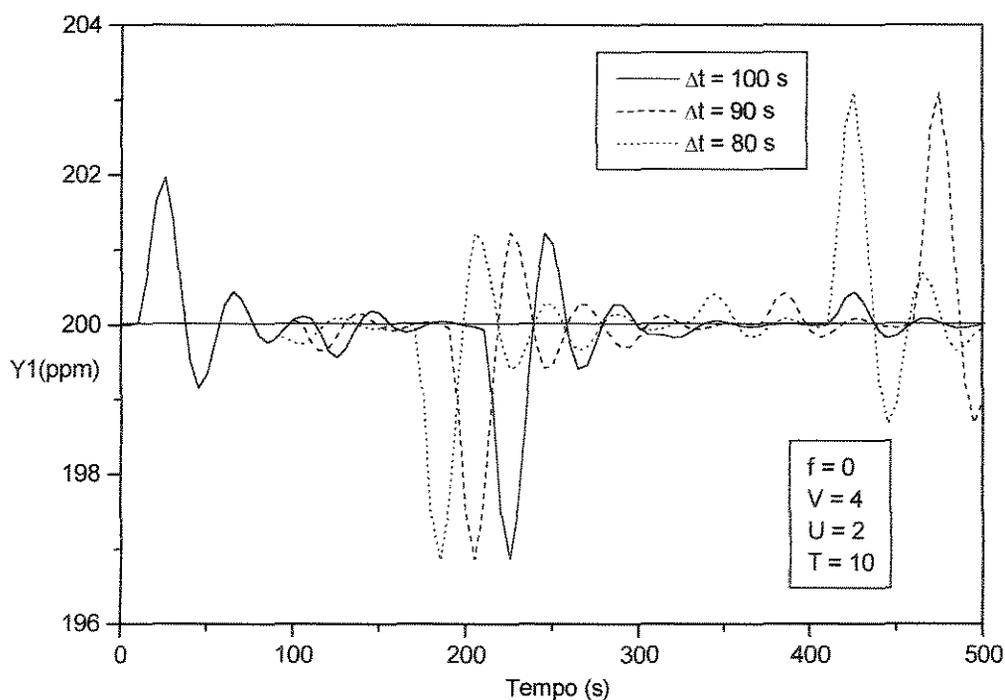


Figura 4.21 - Comparação do desempenho do controlador DMC para diferentes intervalos entre as perturbações (problema SISO, perturbações múltiplas).

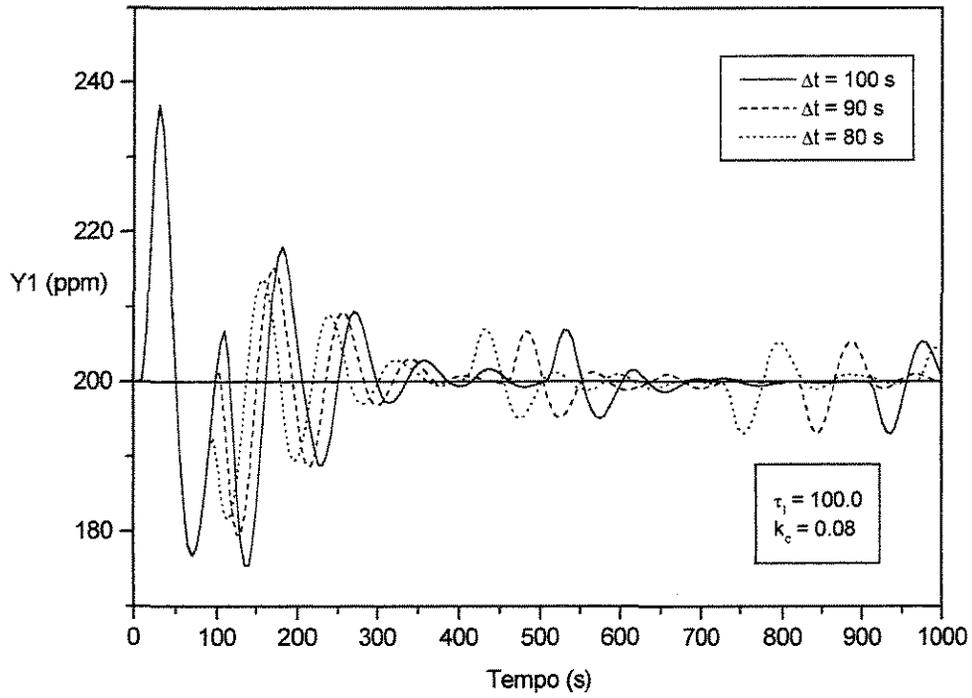


Figura 4.22 - Comparação do desempenho do controlador PI para diferentes intervalos entre as perturbações (problema SISO, perturbações múltiplas).

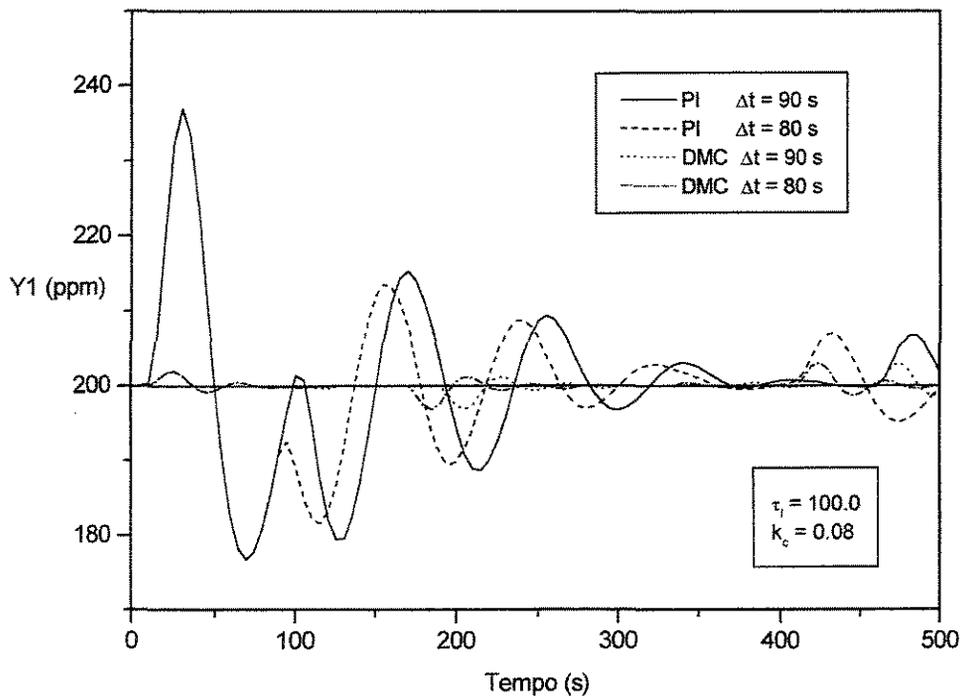


Figura 4.23 - Comparação do desempenho dos controladores DMC e PI para diferentes intervalos entre as perturbações (problema SISO, perturbações múltiplas).

4.4 - Comentários:

Neste capítulo foi implementado o uso do controlador DMC. O primeiro programa construído foi para o caso com somente uma entrada e uma saída (SISO) e também para a situação onde temos uma perturbação única no sistema, inserida no instante de tempo inicial.

O controlador DMC apresentou um desempenho muito bom, bem superior ao desempenho do controlador PI. Com o DMC observamos que a variável controlada retorna seu valor ao ponto de ajuste num tempo bem menor que o do controlador PI e também apresenta uma sobrelevação muito menor.

Depois de comparado o desempenho dos dois controladores, o passo posterior foi testar a influência dos parâmetros do controlador DMC. Analisando diversas combinações destes parâmetros concluímos que podemos utilizar os valores propostos inicialmente de $T = 10$, $V = 4$ e $U = 2$, pois aumentando estes valores não teremos nenhuma melhora no desempenho do controlador, mas em compensação causaríamos um aumento desnecessário no esforço computacional. No caso do fator de supressão (f), o resultado foi exatamente o esperado, pois aumentando o valor de f temos como efeito uma maior restrição nos movimentos da variável manipulada e, conseqüentemente, uma piora no desempenho do controlador.

Uma vez feito o ajuste dos parâmetros do controlador, sentimos a necessidade de averiguar como seria o desempenho do controlador caso fossem utilizadas as composições dos demais pratos do coluna para calcular o erro a ser usado no algoritmo de controle. Verificamos que independente de qual prato utilizamos, o controlador DMC tem um bom desempenho, desde que não se use valores elevados para o fator de supressão (f).

Para aproximar o comportamento do sistema estudado de um sistema real, onde as perturbações não ocorrem uma única vez, o programa foi modificado para possibilitar a inclusão de perturbações de magnitude aleatória a intervalos de tempo regulares. Para um intervalo de tempo de 100 s entre as perturbações o desempenho do controlador DMC continuou sendo satisfatório, independente de qual prato era escolhido efetuar o controle. O programa do controlador PI também foi modificado para inserir perturbações aleatórias. Apesar do controlador PI também conseguir efetuar o controle do sistema submetido a perturbações múltiplas, continuou sendo evidente a superioridade do controlador DMC.

Com a possibilidade de se escolher qualquer um dos pratos da coluna para se efetuar o controle, surge a necessidade de se estabelecer uma metodologia para que se possa analisar qual destes estágios é mais eficiente para o controle. Isto deve ser feito com algum procedimento de otimização do desempenho da coluna, e será tratado num capítulo posterior deste trabalho.

CAPÍTULO 5

CONTROLE DA COLUNA:

MÚLTIPLAS ENTRADAS E ÚNICA SAÍDA (MISO)

5.1 - Introdução:

Dando prosseguimento ao estudo do controle da coluna de absorção, neste capítulo vamos estudar o caso com múltiplas entradas e única saída (MISO). O procedimento adotado será exatamente o mesmo que o do capítulo anterior, com a diferença de que agora teremos três entradas, ou seja, o controlador irá utilizar a medida da composição em três estágios simultaneamente para calcular a ação de controle.

5.2 - Problema MISO, Perturbação Única:

Os primeiros testes foram realizados com a inserção de somente uma perturbação no sistema, no instante de tempo $t = 0$. Esta perturbação foi da magnitude de 100% no valor da composição do gás de entrada (y_{N+1} : 0,01 - 0,02).

Nas Figuras que serão mostradas a seguir, com as curvas de respostas do sistema, sempre será plotada a variação da composição no prato 1 com o tempo, independente de quais forem os pratos utilizados para a medida da composição com a finalidade de calcular o erro.

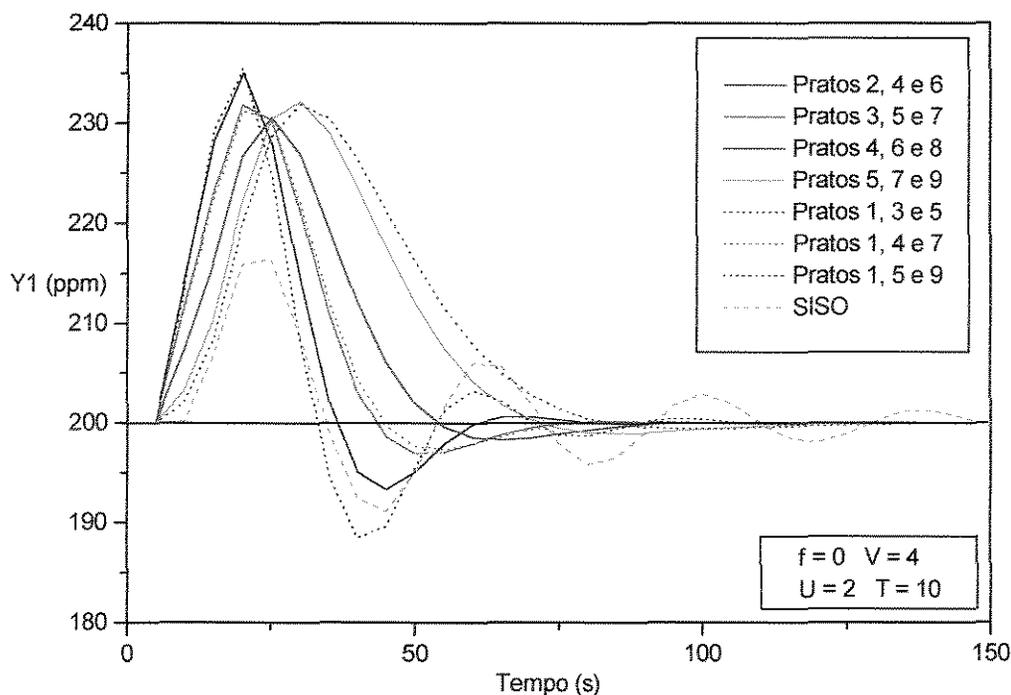


Figura 5.1 - Avaliação do desempenho do controlador DMC (problema MISO, perturbação única).

Na Figura 5.1 traçamos no mesmo gráfico as curvas de resposta quando usamos diversas combinações de estágios para medir suas respectivas composições e usá-las no cálculo do erro. Nesta Figura podemos observar que quando usamos nesta combinação estágios que estão mais perto do topo, a resposta apresenta uma maior sobrelevação, e uma resposta mais rápida do que quando escolhemos estágios mais perto da base. Quando estes estágios mais próximos da base são usados para o cálculo do erro, as curvas de resposta tem uma menor sobrelevação, porém são mais lentas. Foram também realizados testes com perturbações na composição do gás de alimentação na ordem de 50 e 20% e as curvas de resposta apresentaram o mesmo comportamento que o observado neste caso. Na mesma Figura 5.1 foi plotada a curva de resposta obtida com o caso SISO utilizando os mesmos valores para os parâmetros do controlador. Podemos observar que a sobrelevação é bem maior no caso MISO, mas em compensação atinge o novo estado estacionário num tempo bem menor que para o caso SISO e a resposta é menos oscilatória.

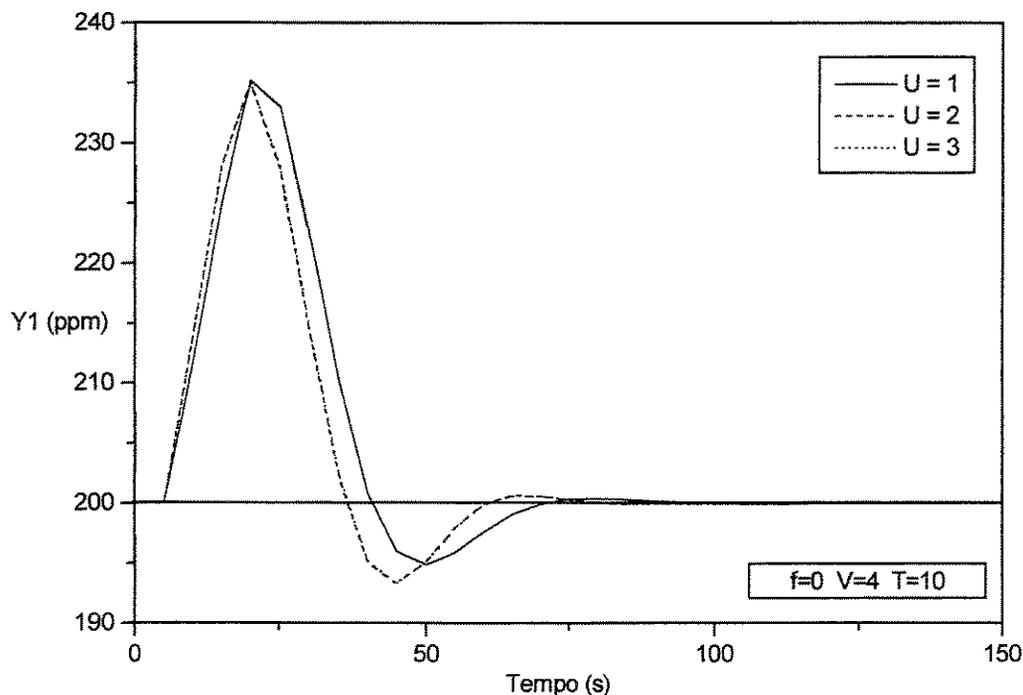


Figura 5.2 - Avaliação do efeito do horizonte de controle (U) na resposta do processo (problema MISO, perturbação única).

Da mesma forma que fizemos no caso SISO, o próximo passo foi testar a influência dos parâmetros do controlador. Estes testes foram realizados com uma perturbação de 100% (y_{N+1} : 0,01 - 0,02) na composição do gás de entrada. As conclusões são análogas às obtidos com o caso SISO. Não se observou nenhuma mudança nas curvas de resposta quando utilizamos valores diferentes para o horizonte de predição (V) e o horizonte do processo (T), Figuras 5.3 e 5.4, respectivamente. Quando testamos valores diversos para o horizonte de controle (U) observamos que para valores de U maiores que 2 as curvas de resposta se sobrepõem (Figura 5.2). Para $U = 1$, temos uma curva de resposta diferente, que apresenta o mesmo valor de sobre elevação das demais, porém tem um tempo de resposta maior, ou seja, uma resposta mais lenta.

Na Figura 5.5 são mostradas as curvas de respostas para diversos valores do fator de supressão f . Como era de se esperar, à medida que aumentamos o valor de f , o controle vai se tornando cada vez menos eficiente, até que para valores de f maiores do que 10^{-5} , praticamente não conseguimos mais efetuar o controle do sistema.

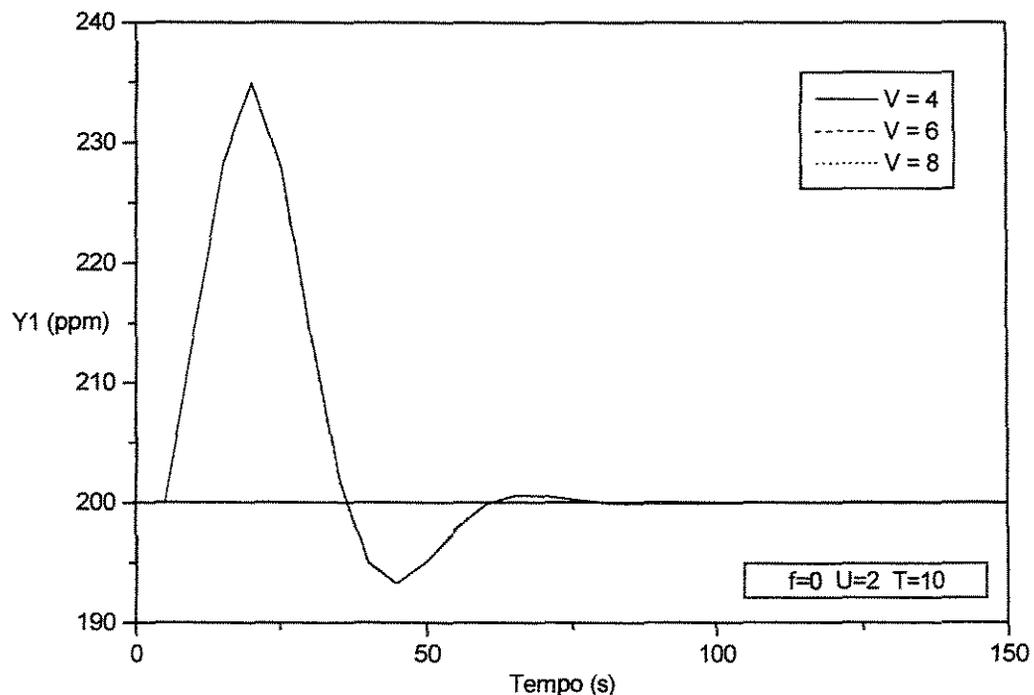


Figura 5.3 - Avaliação do efeito do horizonte de predição (V) na resposta do processo (problema MISO, perturbação única).

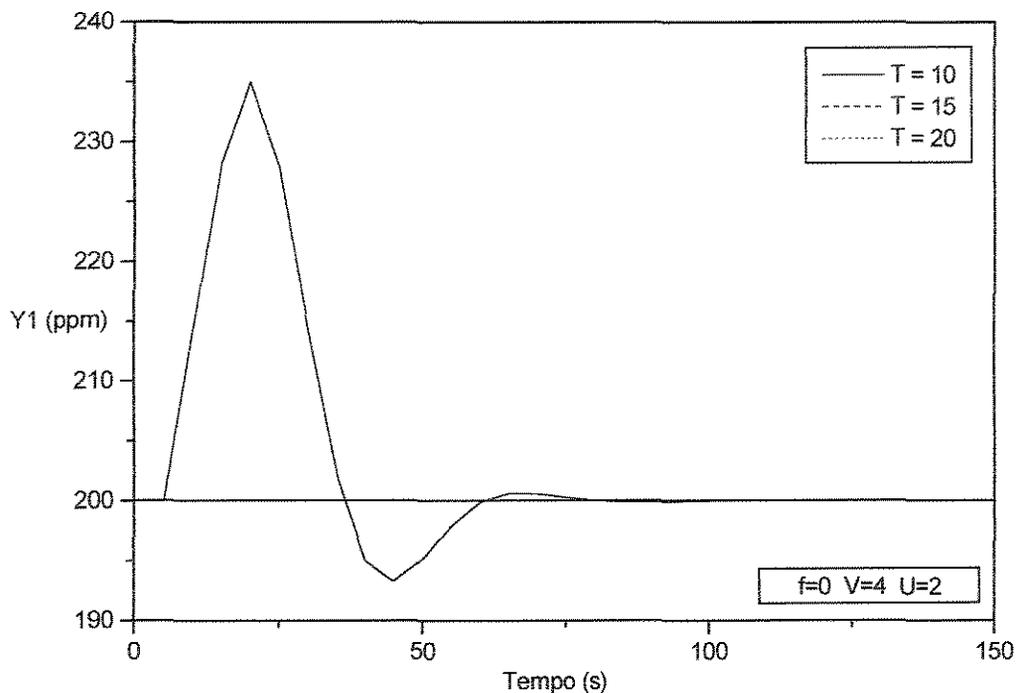


Figura 5.4 - Avaliação do efeito do horizonte do processo (T) na resposta do processo (problema MISO, perturbação única).

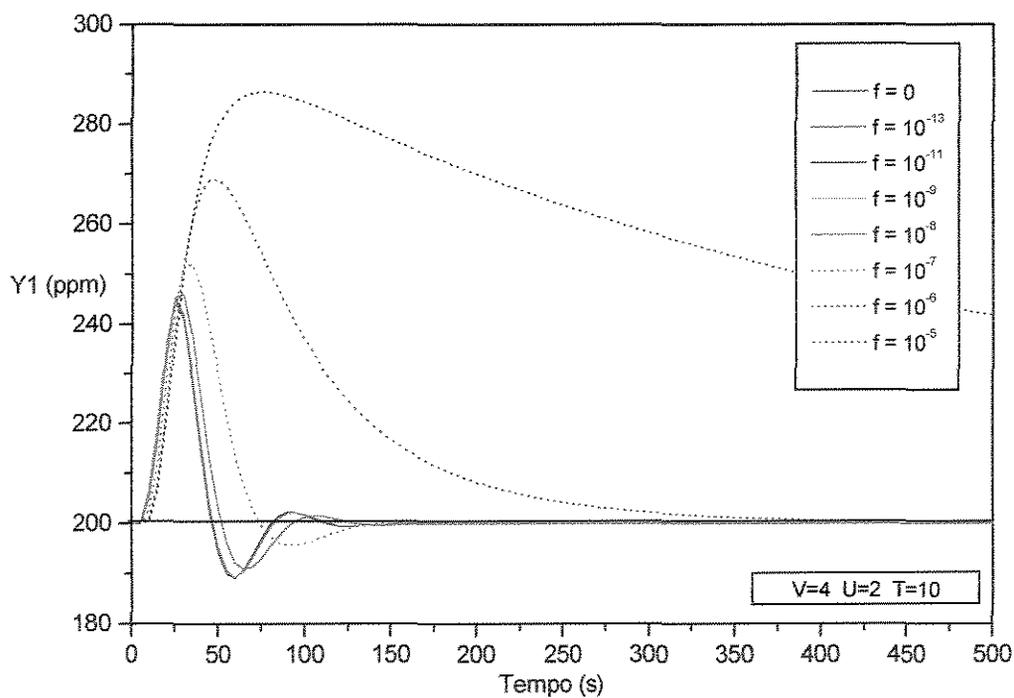


Figura 5.5 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema MISO, perturbação única).

5.3 - Problema MISO, Perturbações Múltiplas:

Da mesma forma que para o caso SISO, o objetivo agora é testar o controlador para uma situação que se aproxima mais do funcionamento real da coluna, onde podemos ter perturbações a qualquer instante de tempo de magnitudes aleatórias. Para isto, foram introduzidas perturbações aleatórias na composição do gás na entrada. Estas perturbações são mantidas dentro de uma faixa de 5 a 10%. O intervalo de tempo escolhido para se inserir estas perturbações foi de 100 segundos.

Pela Figura 5.6 podemos observar que o controle do sistema foi satisfatório, pois as curvas de resposta retornam sempre ao valor do seu ponto de ajuste depois de uma perturbação. Na Figura 5.7 são plotadas as variações que ocorrem na variável manipulada para se efetuar o controle.

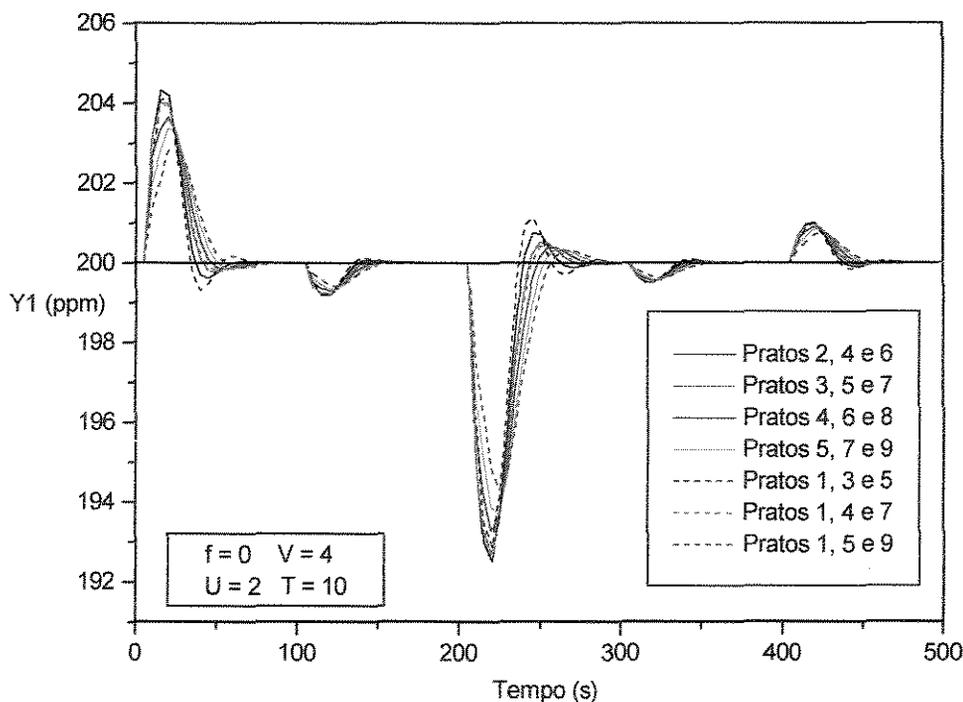


Figura 5.6 - Avaliação do desempenho do controlador DMC (problema MISO, perturbações múltiplas).

Na Figura 5.8 temos as mesmas curvas que a Figura 5.6, mas mostrando somente o intervalo de tempo de 0 a 150 segundos, com o objetivo facilitar a visualização do comportamento de cada curva. Nas Figuras 5.9 e 5.10 foram repetidos os mesmos testes, só que agora com valores maiores de f , mais especificamente, $f = 10^{-13}$ e $f = 10^{-9}$. Podemos observar que as curvas de resposta apresentam o mesmo comportamento que quando usamos $f = 0$. Quando estudamos o caso SISO observamos que ao aumentar o valor de f , a resposta do sistema, como era de se esperar, se tornava mais lenta. Além disto, também observamos que este atraso era mais acentuado quando usávamos os estágios mais próximos do topo da coluna para fins de controle, chegando ao ponto de, para valores mais elevados de f , o controle não ser possível usando a medida do prato 1. No caso MISO, podemos verificar uma característica interessante, que é o fato de não haver estas diferenças no atraso das respostas quando usamos diferentes combinações de estágios, mesmo para valores mais elevados do fator de supressão f .

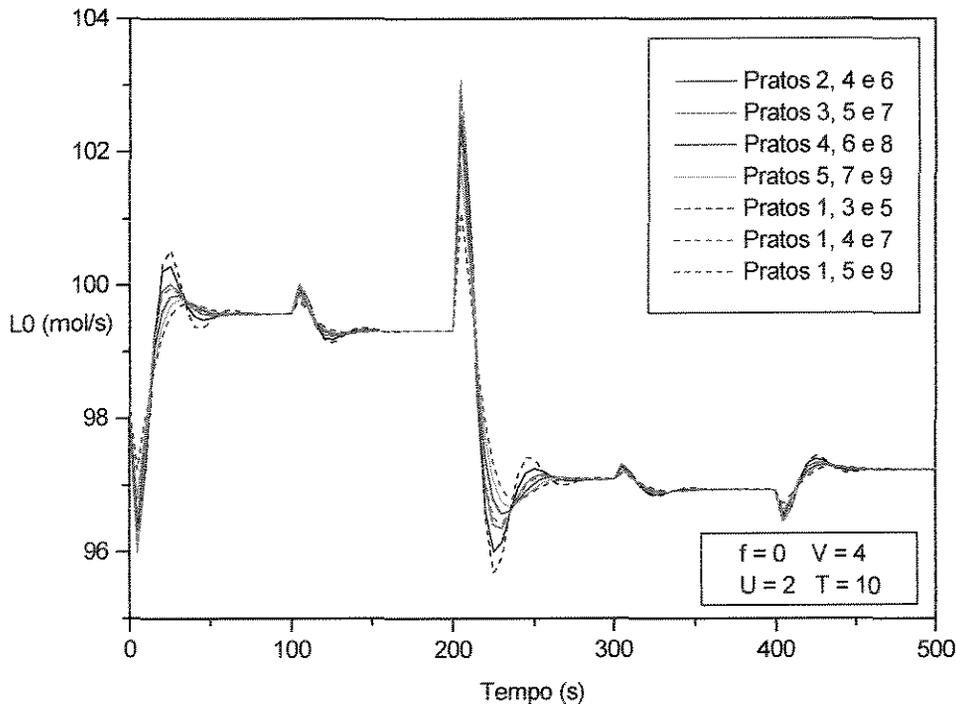


Figura 5.7 - Avaliação do comportamento da variável manipulada (problema MISO, perturbações múltiplas).

Os próximos testes realizados tiveram como objetivo analisar o comportamento da resposta para diferentes valores dos parâmetros do controlador. Da mesma forma que para o caso SISO com múltiplas perturbações, pudemos observar que quando variar o valor do horizonte do processo (T) e do horizonte de predição (V) não resulta em nenhuma mudança nas curvas de respostas, como podemos ver nas Figuras 5.13 e 5.14. Para o caso do horizonte de controle (U), novamente observamos que quando $U = 1$, temos uma maior sobre elevação e um atraso em relação às curvas obtidas quando usamos valores de $U \geq 2$, onde novamente as curvas se sobrepõem.

Quando variamos o valor do fator de supressão f , repete-se o fato de que quanto maior for seu valor, pior será o desempenho do controlador (Figura 5.12), e que para valores de f maiores do que 10^{-7} não conseguimos mais efetuar o controle do sistema.

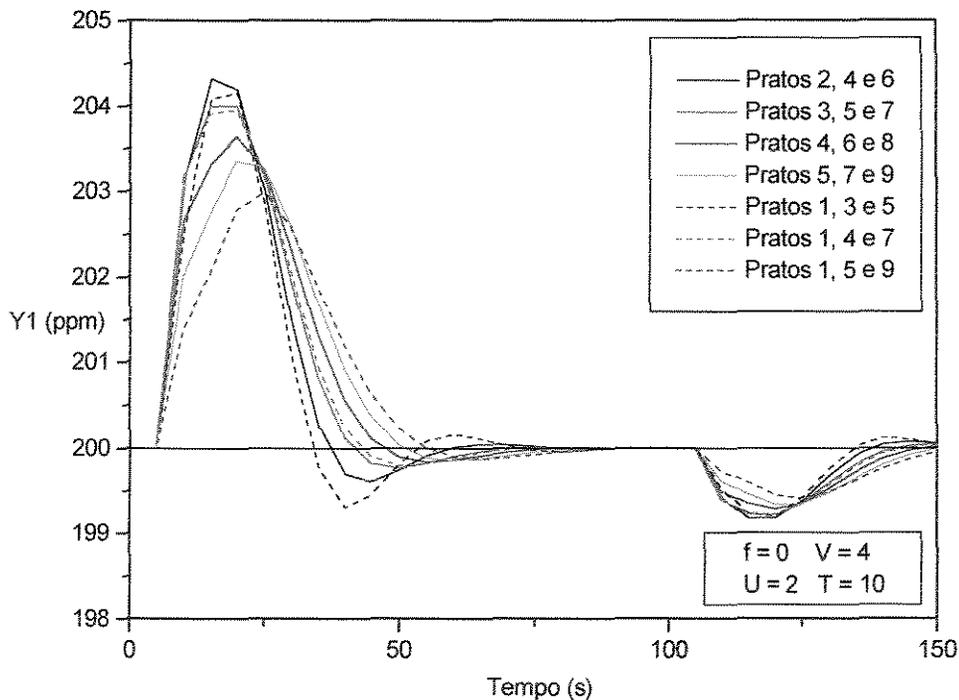


Figura 5.8 - Avaliação do desempenho do controlador DMC (problema MISO, perturbações múltiplas).

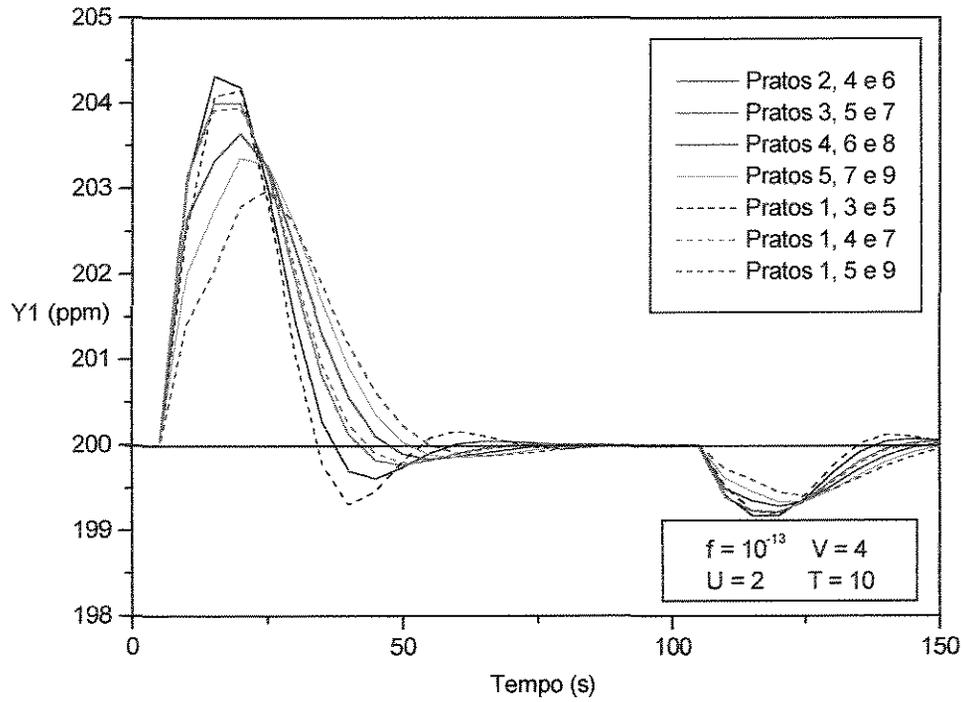


Figura 5.9 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

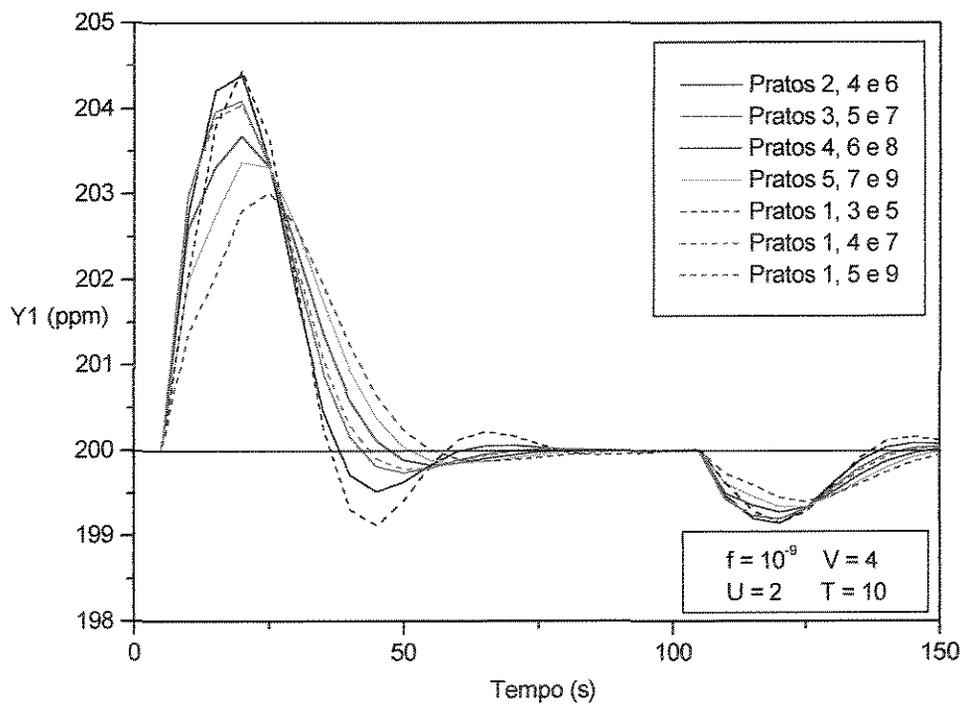


Figura 5.10 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

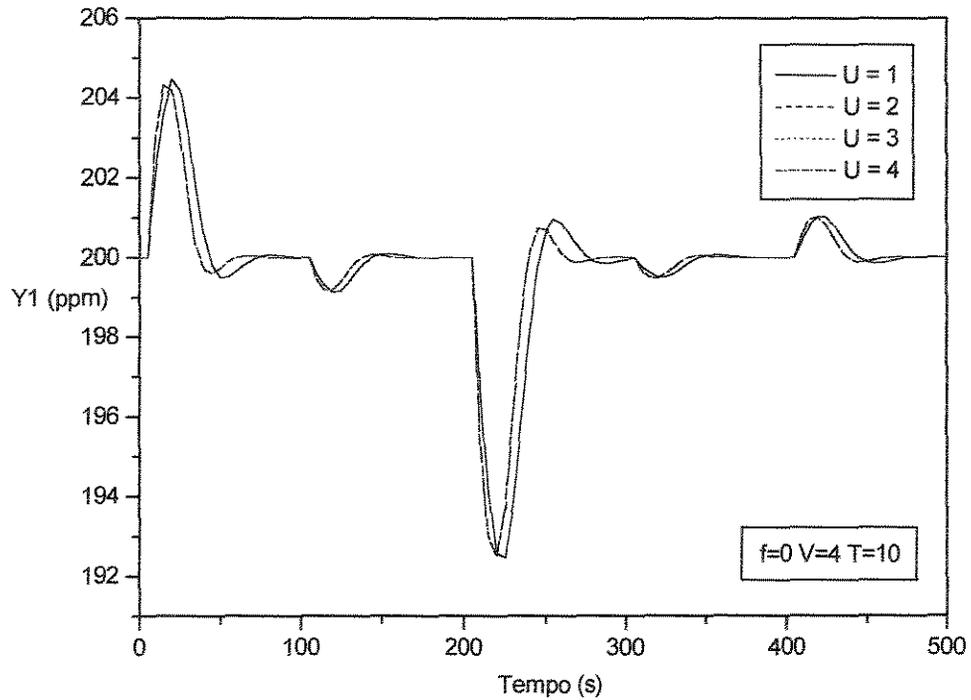


Figura 5.11 - Avaliação do efeito do horizonte de controle (U) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

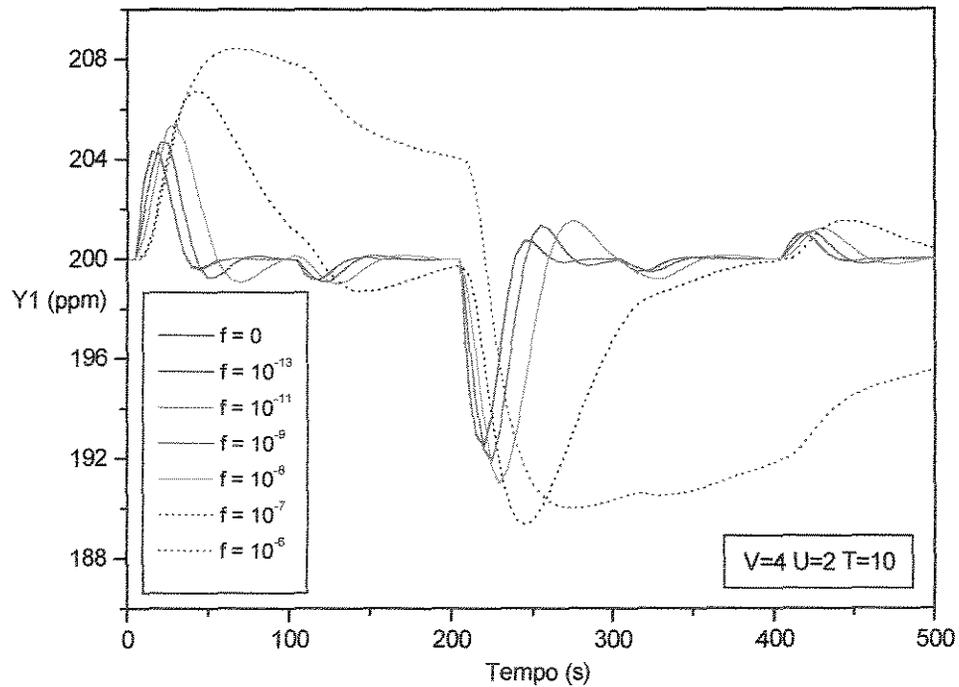


Figura 5.12 - Avaliação do efeito do fator de supressão (f) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

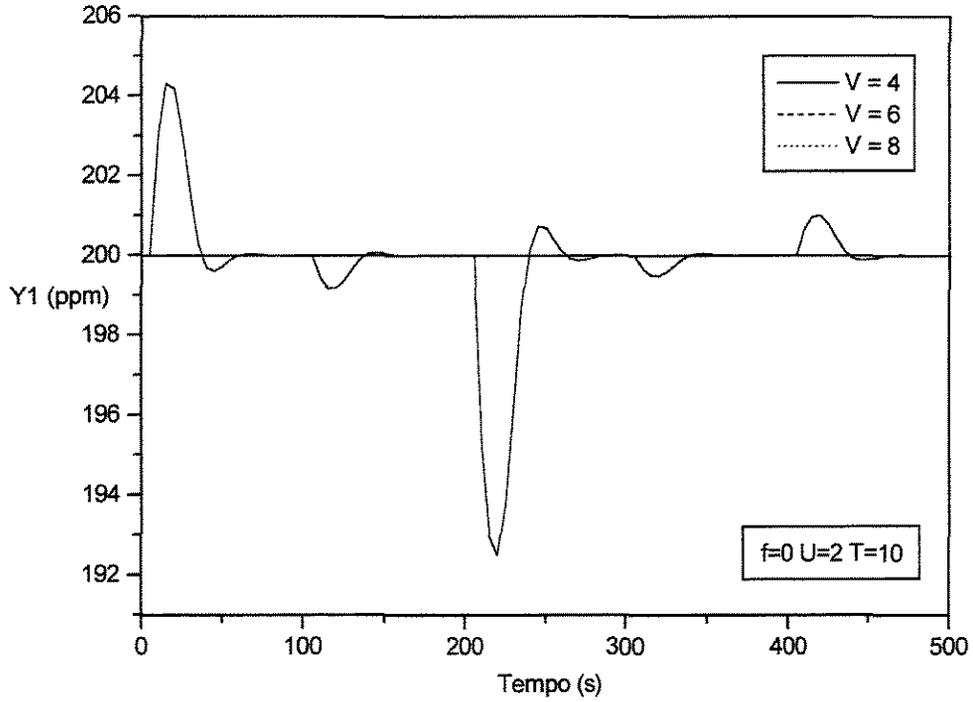


Figura 5.13 - Avaliação do efeito do horizonte de predição (V) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

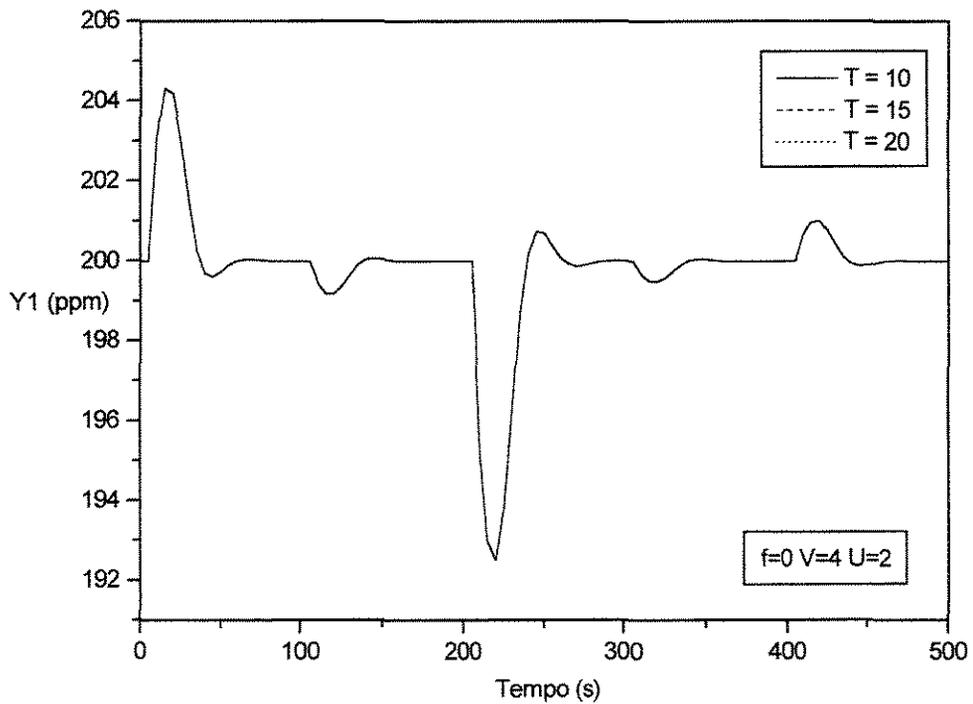


Figura 5.14 - Avaliação do efeito do horizonte do processo (T) na resposta do processo (problema MISO, perturbações múltiplas).

5.4 - Comentários:

Neste capítulo mostramos novos testes com o controlador DMC, onde o programa sofreu novas alterações, para incluir o caso MISO, com uma única perturbação e para múltiplas perturbações.

No caso MISO, trabalhamos com três entradas e uma saída, e o desempenho do controlador se mostrou bastante satisfatório, tanto para uma única perturbação como para perturbações múltiplas.

Na escolha das combinações de estágios utilizados para a medida da composição, ficou evidente que quando nesta combinação temos estágios mais próximos da base a resposta do sistema apresenta uma menor sobrelevação, porém fica mais lenta do que quando escolhemos estágios mais próximos do topo.

Fizemos uma comparação entre o desempenho deste controlador DMC para o caso MISO com os resultados obtidos anteriormente para o caso SISO. O resultado observado foi que o caso MISO apresenta uma maior sobrelevação, porém consegue estabilizar a resposta no seu ponto de ajuste num tempo menor e com menos oscilações.

Para avaliar a influência dos parâmetros do controlador, foram repetidos os mesmos tipos de testes usados para o caso SISO, e o comportamento deste para as diversas combinações destes parâmetros foi idêntico ao observado no caso anterior.

Na sequência, também com o objetivo de testar o sistema numa situação mais próxima de uma situação real, foram inseridas perturbações múltiplas. O desempenho continuou sendo satisfatório, como no caso SISO, e a avaliação dos parâmetros do controlador também apresentou resultados análogos.

Entretanto, uma diferença significativa foi observada no comportamento do sistema para o caso SISO e MIMO, relacionada ao fator de supressão (f). No caso SISO, quando aumentamos o valor de f , tínhamos, obviamente, um atraso na resposta do sistema. Este atraso, porém, não apresentava a mesma magnitude em todos os estágios, sendo maior quando se escolhia um estágio mais perto do topo da coluna do que um mais próximo da base. No caso MISO, não notamos esta diferença relativa entre os atrasos para as diversas combinações de estágios escolhidas.

Capítulo 5 - Controle da Coluna: Múltiplas Entradas e Única Saída (MISO)

Para finalizar, ressaltamos que assim como foi dito no caso SISO, também se faz necessário que num capítulo posterior façamos uma otimização da coluna, visando minimizar o consumo de solvente.

CAPÍTULO 6

OTIMIZAÇÃO DA COLUNA

6.1 - Introdução:

Nos capítulos anteriores, testamos várias configurações para o controlador DMC. Estas configurações envolviam os casos monovariável e multivariável, e foram testadas várias combinações para os parâmetros do controlador, tanto para o caso SISO como para o caso MISO. Surge então a seguinte questão: qual é a melhor configuração a ser usada? Quando fizemos as diversos testes, observamos o desempenho do controlador somente em termos de tempo de resposta e sobrelevação. O que se deseja analisar agora é a possibilidade de otimizar o desempenho do controlador para que se minimize o consumo de solvente, pois além de se esperar um bom desempenho do controlador, também devemos levar em conta o fator econômico.

Com este objetivo, neste capítulo desenvolvemos uma metodologia para a otimização do funcionamento da coluna, com o objetivo de minimizar o consumo de solvente. Deseja-se determinar qual é a configuração do controlador que nos permite obter esta vazão mínima de solvente. Esta configuração obviamente envolve a escolha da configuração do controlador (SISO ou MISO) e a determinação dos melhores valores dos parâmetros do controlador. Outro fator muito importante que deve ser analisado é a localização dos sensores para a medida da composição do gás, composição esta que será usada para o cálculo do erro (em relação ao ponto de ajuste) a ser utilizado pelo controlador para determinar a mudança necessária na variável manipulada. Queremos avaliar qual estágio da coluna (caso SISO), ou estágios (caso MISO) devem ser utilizados para esta medida, de forma a minimizar o consumo de solvente.

Para realizar estas análises se propôs a construção de dois tipos de gráficos com os dados obtidos anteriormente com o controle da coluna. Estes gráficos serão descritos no próximo item.

6.2 - Gráficos para Otimização:

1º Tipo: O objetivo deste tipo de gráfico é obter a quantidade total de solvente gasta para se efetuar o controle da coluna. Para traçar este gráfico inicialmente devemos calcular $L0.t$, que é o somatório do produto entre a vazão de solvente gasta em cada intervalo de tempo e o valor deste intervalo de tempo. Este intervalo de tempo é o mesmo utilizado para se fazer as medições na variável controlada para cálculo do erro. Calcula-se este somatório de forma que se cubra todo o tempo necessário para que o sistema se estabilize, após a perturbação. Desta forma, o somatório $L0.t$ nos dá a quantidade total de solvente gasta até se atingir o equilíbrio. Fazemos então o cálculo de $L0.t$ para o controle efetuado em cada estágio da coluna, ou seja, calculamos o gasto total de solvente quando usamos a composição do gás na coluna 1 para o cálculo do erro, depois calculamos o valor de $L0.t$ quando usamos o valor da composição na coluna 2, e assim por diante, obtendo um valor de $L0.t$ correspondente à cada estágio da coluna.

Depois de efetuados estes cálculos, traçamos o gráfico da seguinte maneira: colocamos na abscissa os números dos estágios da coluna e na ordenada o valor de $L0.t$ correspondente a cada um destes estágios.

Para os gráficos onde foram analisados os casos de perturbação única usou-se um tempo total de 250 segundos. Este valor foi escolhido porque com este tempo todos as configurações estudadas até então já haviam atingido seu estado estacionário, após da perturbação. Para os casos com perturbações múltiplas o sistema obviamente nunca atinge um estado estacionário. Por isto, para se determinar o intervalo de tempo usado para calcular o gasto de solvente usou-se o tempo total de 500 segundos, que é o tempo total utilizado para se estudar o comportamento do sistema submetido a perturbações múltiplas.

2º Tipo: Para traçar este segundo tipo de gráficos fizemos uma análise semelhante à do primeiro tipo, só que agora, em vez de calcular o valor de $L0.t$ correspondente à cada estágio cuja composição do gás foi usada para o cálculo do erro, foi calculado o valor da Integral do Quadrado do Erro (ISE). A ISE correspondente a cada estágio foi plotada no eixo das ordenadas enquanto que o número dos estágios correspondentes foi traçado no eixo das abscissas.

Com este tipo de gráfico, não estamos avaliando a quantidade de solvente gasta, como no primeiro tipo, mas sim a quanto nossa variável controlada ficou distante de seu ponto de ajuste, pois a ISE é um parâmetro de otimização para qualquer tipo de controlador.

6.3 - Problema SISO:

A primeira análise a ser feita, para o caso SISO, foi a situação onde temos apenas uma única perturbação no instante de tempo $t = 0$. Para a realização destes testes utilizou-se o seguinte conjunto de parâmetros: $V = 4$, $U = 2$ e $T = 10$. Esta escolha foi feita levando-se em conta os resultados obtidos nos capítulos anteriores, onde ficou claro que este conjunto de valores representa uma boa relação entre desempenho do controlador e esforço computacional. Definido o valor destes parâmetros, para os testes realizados neste capítulo iremos avaliar a influência do fator de supressão (f), observando o desempenho do controlador para diferentes valores deste fator.

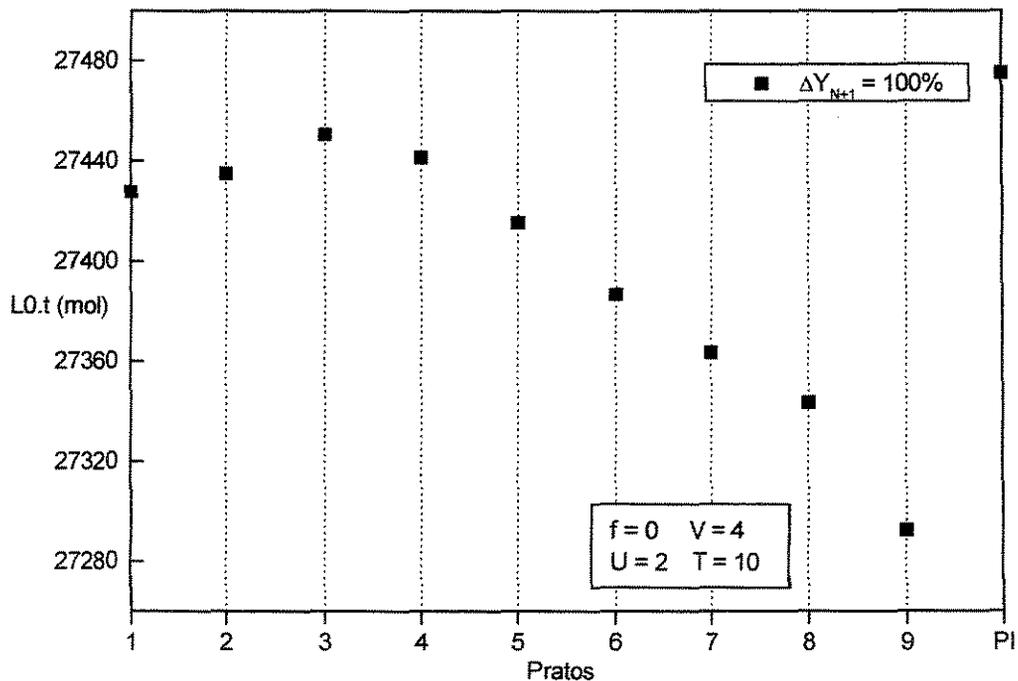


Figura 6.1 - Variação da quantidade de solvente necessária de acordo com o estágio escolhido para controle (problema SISO, perturbação única).

Para as simulações onde foram inseridas somente uma perturbação, os resultados foram semelhantes. O menor gasto de solvente sempre é obtido quando usamos a composição do prato 9 para cálculo do erro, mas, em compensação obtemos sempre a menor ISE quando usamos o prato 1, conforme podemos visualizar nas Figuras 6.1 e 6.2. Isto foi observado tanto para perturbações de 100%, como para perturbações de 50 e 20%. Nestas Figuras também fica claro que o desempenho do controlador DMC foi melhor que o do PI, tanto pelo critério do consumo de solvente como pela ISE.

O próximo passo foi observar o comportamento do sistema quando introduzimos perturbações múltiplas, também na composição do gás de alimentação. Estas perturbações são inseridas em intervalos de tempo de 100 segundos, e são geradas de forma aleatória pelo programa, mas mantidas dentro de uma faixa de 5 a 10%.

Pelas Figuras 6.3 e 6.4 podemos observar que em relação à ISE, o melhor prato a ser utilizado para controle continuou sendo o prato 1. Mas em relação ao gasto de solvente a situação se inverteu: gasta-se menos solvente quando usamos o prato 1 para controle, ao invés do prato 9, que foi observado para o caso com uma única perturbação.

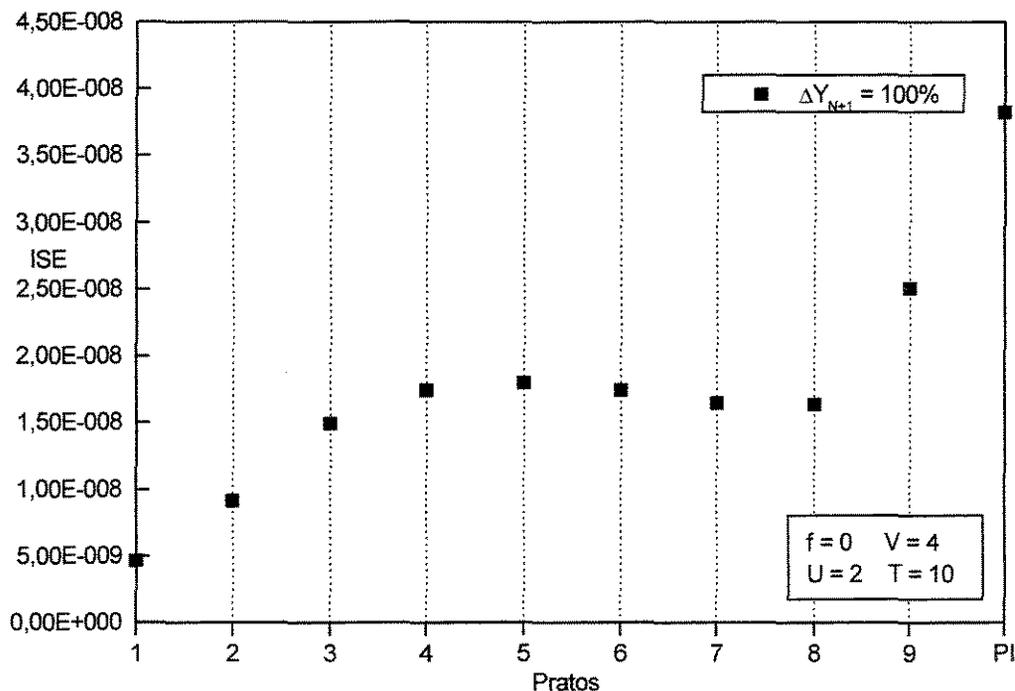


Figura 6.2 - Variação do índice de desempenho ISE de acordo com o estágio escolhido para controle da coluna (problema SISO, perturbação única).

Quando comparamos com o controlador PI, observamos que o consumo de solvente é aproximadamente o mesmo que o obtido quando usamos a composição do estágio 1 para o cálculo do erro, mas, por outro lado, a ISE tem um valor bem maior do que o obtido quando usamos o DMC, qualquer que seja o estágio usado na medida da composição.

Nas Figuras 6.5 e 6.6 podemos observar um fato interessante: quando aumentamos o valor de f , neste caso usando $f = 10^{-9}$, notamos que o maior gasto de solvente e a maior ISE ocorre no prato 1. Este resultado é compatível com o que foi observado na capítulo 4, Figura 4.19, onde pudemos verificar que quando elevamos o valor de f o controle deixa de ser satisfatório quando usamos o prato 1 para cálculo do erro. Na Figura 4.19 também se observa que o controle é satisfatório quando usamos os demais estágios da coluna e isto se confirma com o resultado mostrado nas Figuras 6.5 e 6.6.

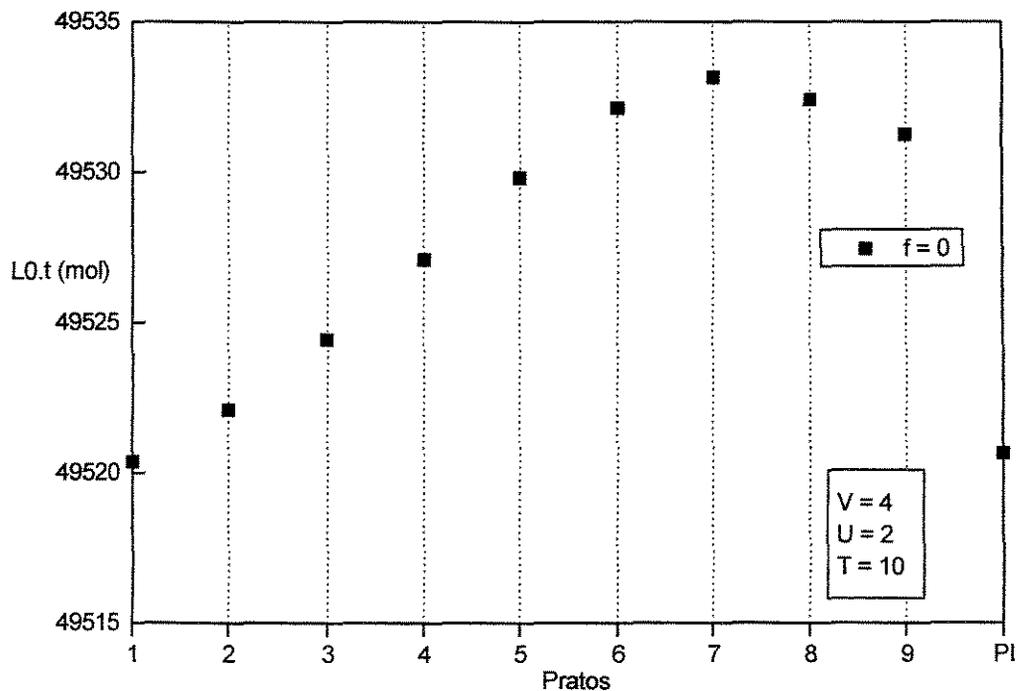


Figura 6.3 - Variação da quantidade de solvente necessária de acordo com o estágio escolhido para controle (problema SISO, perturbações múltiplas).

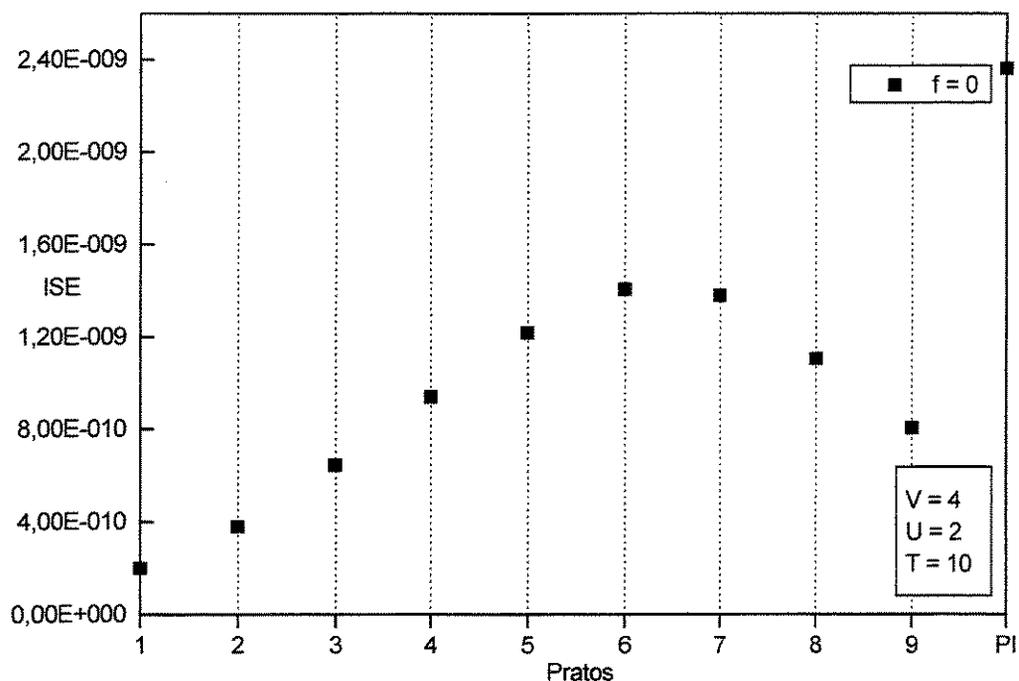


Figura 6.4 - Variação do índice de desempenho ISE de acordo com o estágio escolhido para controle da coluna (problema SISO, perturbações múltiplas).

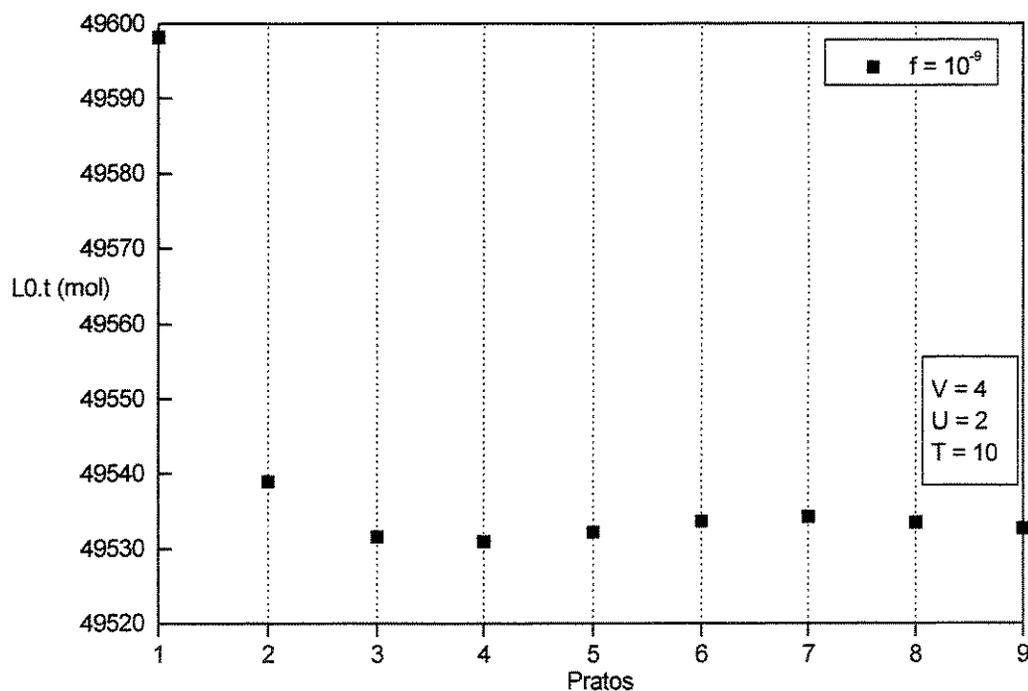


Figura 6.5 - Variação da quantidade de solvente necessária de acordo com o estágio escolhido para controle (problema SISO, perturbações múltiplas).

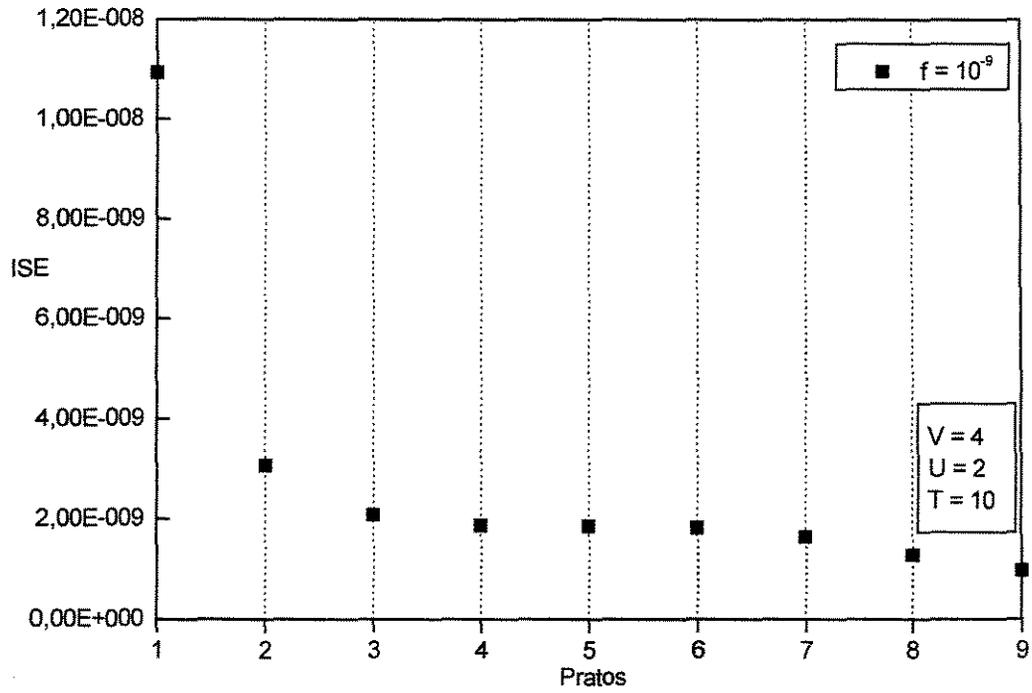


Figura 6.6 - Variação do índice de desempenho ISE de acordo com o estágio escolhido para controle da coluna (problema SISO, perturbações múltiplas).

6.4 - Problema MISO:

Para realizar o estudo do comportamento do controlador DMC no caso MISO, são feitas medidas da composição de três estágios da coluna simultaneamente. Estes três medidas são usadas pelo algoritmo do controlador DMC para o caso multivariável para calcular as ações futuras da variável manipulada. Os testes realizados seguiram o mesmo procedimento adotado para o caso SISO, tanto para uma única perturbação como para perturbações múltiplas.

A princípio foram tentadas algumas combinações aleatórias para as medidas de composição, como por exemplo, pratos 2-4-6, 4-6-8, 5-7-9, etc... Observou-se que as combinações que continham o estágio 9 foram as que apresentaram o menor consumo de solvente durante o controle (Figuras 6.7 e 6.8). Em vista disto foram testadas mais algumas combinações envolvendo o estágio 9. Confirmando a observação anterior, estas combinações seguiram o padrão de serem as que exigiam o menor consumo de solvente. Porém, em relação ao cálculo da ISE, são justamente as combinações de pratos que envolvem o estágio 9 que apresentaram os maiores valores para este parâmetro.

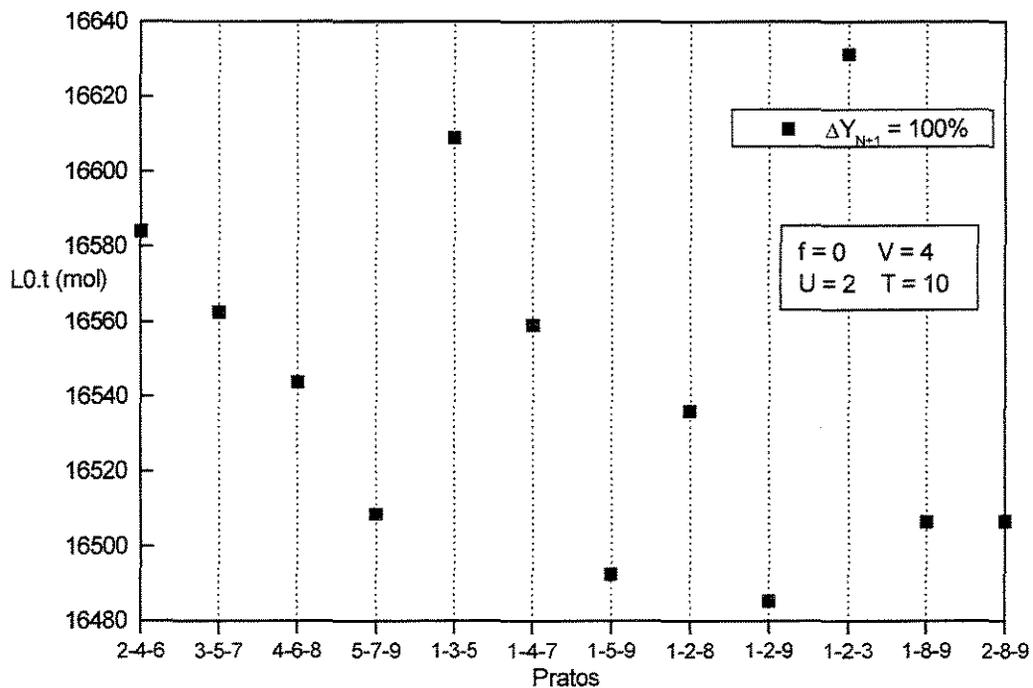


Figura 6.7 - Variação da quantidade de solvente necessária de acordo com os estágios escolhidos para controle (problema MISO, perturbação única).

A explicação para isto pode ser encontrada pela análise da Figura 4.20, que nos mostra o comportamento dinâmico de todos os estágios da coluna. Nesta Figura podemos observar que o ganho do processo é menor no estágio 1 e vai aumentando na direção da base da coluna, onde temos o estágio 9, que apresenta, portanto, o maior ganho do processo. Como o ganho é maior neste estágio, os movimentos da variável manipulada podem ser mais suaves, o que leva a um menor consumo de solvente. Em compensação, este movimento mais limitado da variável manipulada ocasiona uma maior oscilação na resposta até que o sistema volte novamente ao estado estacionário.

Em relação à ISE, conforme observado anteriormente, seu valor será menor quando usamos para fins de controle combinações de estágios mais próximos do topo da coluna, pois neste caso, como o ganho do processo é menor, a oscilação da resposta será menor. Para confirmar isto foi realizado o controle da coluna usando como combinação os estágios 1-2-3. Pelas Figuras 6.7 e 6.8 fica evidente que para esta combinação temos a menor ISE, mas em compensação apresenta o maior consumo de solvente. Isto confirma as conclusões anteriores.

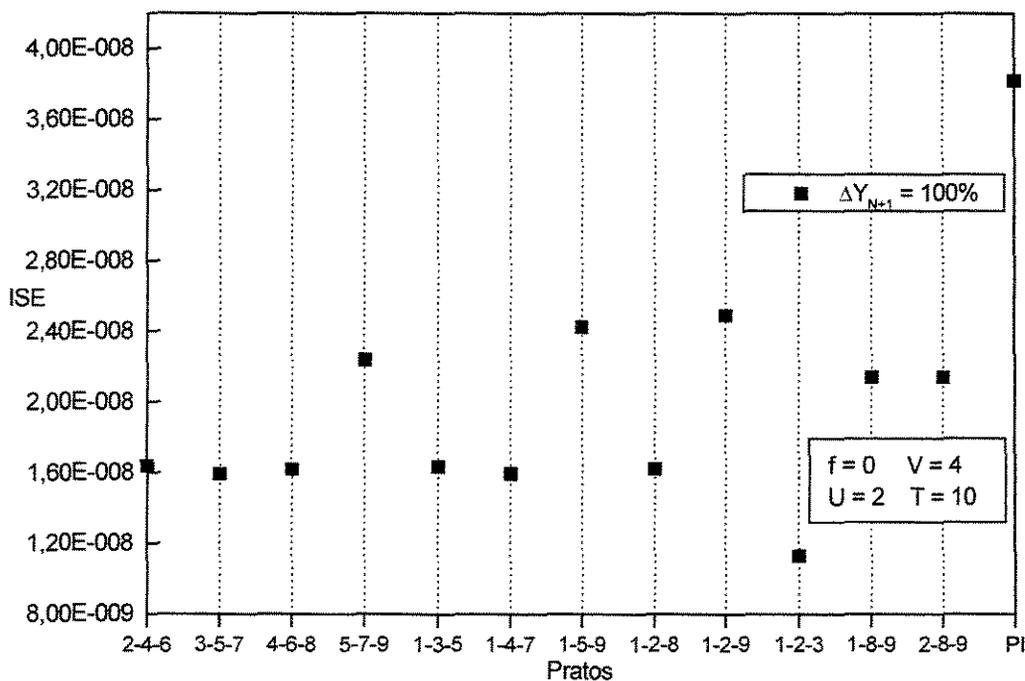


Figura 6.8 - Variação do índice de desempenho ISE de acordo com os estágios escolhidos para controle da coluna (problema MISO, perturbação única).

Para a situação em que ocorre somente uma perturbação no sistema observamos que o desempenho do controlador PI é inferior ao desempenho do DMC, pois apresenta um gasto muito maior de solvente e um valor maior da ISE.

Seguindo o mesmo procedimento usado para o caso SISO, a seguir foram realizados testes para a situação onde temos perturbações múltiplas ocorrendo no sistema. Foram utilizadas as mesmas combinações de estágios que as dos testes anteriores .

Quando analisamos o caso SISO observamos que para perturbações múltiplas o estágio onde tínhamos o menor gasto de solvente coincidia com o estágio com o menor valor da ISE. Isto se repete no caso MISO onde, como podemos observar pelas Figuras 6.9 e 6.10 conseguimos o menor gasto de solvente e a menor ISE quando usamos a combinação de estágios 1-2-3.

Usando o controlador PI para perturbações múltiplas observamos que ele apresenta aproximadamente o mesmo gasto de solvente que a combinação dos pratos 1-2-3, mas por outro lado, a ISE é maior do que a obtida com qualquer outra combinação de estágios.

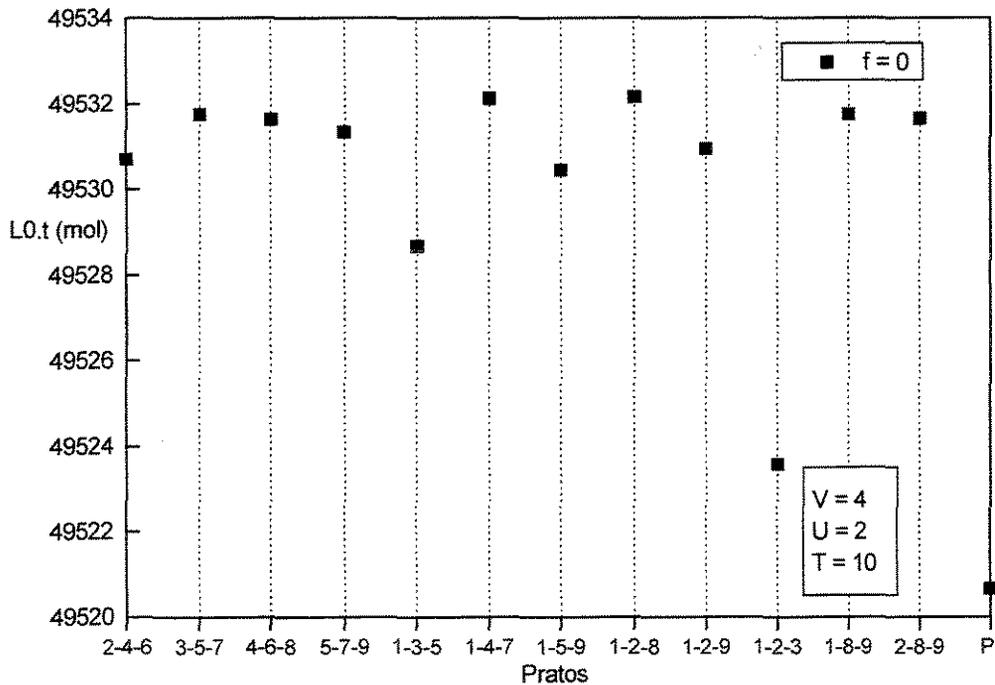


Figura 6.9 - Variação da quantidade de solvente necessária de acordo com os estágios escolhidos para controle (problema MISO, perturbações múltiplas).

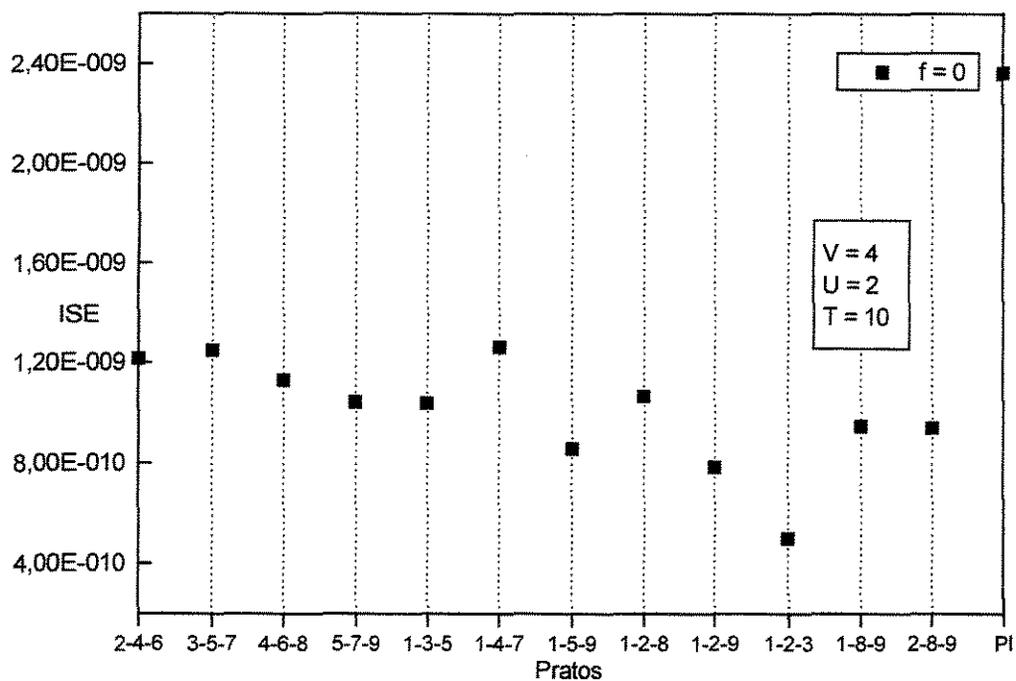


Figura 6.10 - Variação do índice de desempenho ISE de acordo com os estágios escolhidos para controle da coluna (problema MISO, perturbações múltiplas).

6.5 - Comentários:

Neste capítulo foram apresentados dois tipos de gráficos utilizados com o propósito de se otimizar o uso do algoritmo DMC, tanto para o caso SISO como para o MISO, através da minimização do consumo de solvente. O primeiro tipo de gráfico mostra o consumo de solvente em relação ao(s) estágio(s) escolhido para controle, e o segundo tipo de gráfico mostra a ISE em relação ao(s) estágio(s) escolhido para controle.

Tanto para o caso SISO como para o MISO foram realizados testes com o sistema sendo submetido a uma única perturbação e depois a perturbações múltiplas.

Para o caso SISO, submetido a uma única perturbação, observamos que o menor gasto de solvente ocorre quando usamos o prato 9 para controle, mas em compensação a menor ISE é obtida quando usamos o prato 1. Através da Figura 6.1 podemos ver que a diferença entre o maior consumo de solvente (prato 3) e o menor (prato 9) é inferior a 0,6%. Com uma diferença tão pequena entre os dois extremos, podemos sugerir que se use o parâmetro da ISE para escolher o melhor estágio a ser usado para se medir a composição. Com este critério, fica claro que se usarmos o estágio 1 teremos um desempenho satisfatório do controlador.

Quando submetido a perturbações múltiplas, o melhor desempenho do caso SISO é obtido quando usamos o estágio 1 para controle. Isto é verificado tanto pelo critério do gasto de solvente quanto pela ISE.

Para o caso MISO, com perturbações múltiplas, após se testar várias combinações para os estágios, observamos que a menor ISE ocorre quando usamos a combinação 1-2-3, ou seja, quando usamos os estágios mais próximos do topo da coluna. Em relação ao gasto de solvente, temos uma situação análoga ao caso SISO. A combinação que resulta na menor ISE também apresenta o maior gasto de solvente. Novamente calculando a diferença entre o menor e o maior gasto de solvente, observamos que esta diferença é inferior a 0,9%, o que novamente nos leva a sugerir que se utilize o critério ISE para escolher a melhor combinação de estágios.

E para finalizar, no caso MISO com perturbações múltiplas, a combinação escolhida para a situação anterior (1-2-3) também é a que apresenta o melhor desempenho do controlador. Isto se verifica tanto para o critério de gasto de solvente como para o critério da ISE.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

7.1 - Conclusões:

Este trabalho teve como objetivo o estudo do controle de uma coluna de absorção. Este equipamento é de grande importância industrial e, apesar de haver publicações tratando da simulação do seu comportamento dinâmico, encontramos pouca coisa sobre a implementação de um sistema controle neste equipamento.

Fazendo a simulação do comportamento dinâmico da coluna pudemos observar que esta tem uma dinâmica extremamente rápida, atingindo o estado estacionário em aproximadamente 80 segundos, o que destacou a importância de que o sistema de controle a ser usado também fosse rápido o suficiente para estabilizar o sistema.

Depois de estudada a dinâmica da coluna foi implementado um controlador PI, sendo os valores iniciais de seus parâmetros determinados pelo método de Cohen-Coon. A partir destes valores iniciais testamos novas combinações destes parâmetros e conseguimos melhorar bastante o desempenho deste controlador.

A seguir foi implementado o algoritmo de controle DMC. A primeira situação a ser analisada foi a de única entrada e única saída (SISO). Testando várias combinações para os valores dos parâmetros do controlador, concluímos não ser necessário usar valores elevados para os horizontes deste controlador (horizonte de controle, horizonte de predição e horizonte do processo), pois para valores maiores destes parâmetros não notamos nenhuma melhora significativa no desempenho do controlador, apenas um maior esforço computacional. E, em relação ao fator de supressão, o resultado foi exatamente o esperado, ou seja, quanto maior o valor deste fator, pior o desempenho do controlador.

Efetuada o controle do processo com este conjunto de parâmetros fica evidente pela Figura 4.6 a superioridade do desempenho do controlador DMC sobre o controlador PI, pois conseguimos estabilizar o sistema em menos tempo e com uma menor sobrelevação.

Ao adaptar o programa para que fossem inseridas perturbações múltiplas, o desempenho do DMC continuou sendo satisfatório, realizando com eficiência o controle do sistema. Porém, este desempenho se mostra satisfatório apenas quando o tempo usado como intervalo entre as perturbações for menor que o tempo necessário para o sistema se

estabilizar após sofrer uma perturbação, tempo este determinado quando realizamos um estudo sobre a dinâmica da coluna.

O programa do controlador PI também foi modificado para trabalhar com perturbações múltiplas. Apesar de também conseguir realizar o controle, seu desempenho nesta situação também se mostrou inferior ao do controlador DMC.

O próximo passo foi usar o algoritmo DMC para o caso de múltiplas entradas e única saída. O número de entradas foi definido como sendo 3, ou seja, o controlador usou a medida da composição em três pratos da coluna para calcular o erro. Quando submetido a uma única perturbação o desempenho do controlador DMC foi melhor que o desempenho do controlador PI. Quando comparado os resultados do caso MISO com o caso SISO observamos que o caso MISO apresenta uma maior sobrelevação na resposta, porém consegue estabilizar a saída do sistema num tempo menor e com menos oscilações, o que nos leva a concluir que, caso não as exigências do processo não tornem proibitiva uma sobrelevação um pouco maior, é mais aconselhável usar o algoritmo MISO.

Outra diferença encontrada entre os algoritmos SISO e MISO é que para o primeiro, quando o valor do fator de supressão for diferente de zero, os estágios mais próximos do topo da coluna apresentavam um atraso maior do que os estágios mais próximos da base. Este comportamento não foi observado no caso MISO.

No intuito de se otimizar o desempenho do controlador, fizemos uma análise envolvendo o consumo de solvente e a integral do quadrado do erro (ISE). Foram feitas comparações baseadas nestes dois parâmetros, usando-se estágios diferentes da coluna para se medir a composição.

Para o caso SISO com perturbação única, temos o menor gasto de solvente usando o estágio 9 e a menor ISE usando o estágio 1. Como, em relação ao gasto de solvente, a maior diferença de consumo que observamos entre os estágios não passa de 0,6%, concluímos ser melhor nos basearmos no critério da ISE e escolher o estágio 1 para medir a composição. Quando o sistema é submetido a perturbações múltiplas, os dois critérios nos indicam um melhor desempenho do controlador quando usamos o estágio 1 para controle.

Nos testes realizados para otimizar o desempenho do controlador no caso MISO, os resultados foram análogos aos obtidos para o caso SISO. Dentre as várias configurações testadas, a que apresentou menor ISE foi a combinação dos estágios mais próximos do topo

(pratos 1, 2 e 3). Porém esta combinação também foi a que apresentou o maior gasto de solvente. Novamente analisando a diferença percentual entre as combinação que tiveram o maior e o menor consumo de solvente, observamos que esta diferença foi na ordem de 0,9%, o que nos leva a concluir que o melhor critério a ser adotado para a escolha da melhor combinação é o critério da ISE.

Para o caso MISO com perturbações múltiplas, a combinação escolhida para a situação anterior (pratos 1, 2 e 3) é a que apresenta o melhor desempenho do controlador, tanto pelo critério do consumo de solvente como pelo critério da ISE.

Como conclusões finais, podemos afirmar que o controlador DMC apresentou um ótimo desempenho, sendo mais eficiente que o sistema de controle convencional (PI). Seu desempenho continua sendo satisfatório quando o sistema é submetido a múltiplas perturbações, desde que o intervalo entre estas perturbações não seja muito pequeno.

Também concluímos que é possível otimizar o desempenho do controlador DMC, para os casos MISO e SISO, através da escolha adequada do(s) estágio(s) onde se faz a medida da composição do gás. Para se determinar qual é a melhor combinação de estágios podemos usar alguns parâmetros, tais como: quantidade de solvente gasto e integral do quadrado do erro (ISE).

7.2 - Sugestões Para Trabalhos Futuros:

Para trabalhos futuros a sugestão seria incorporar ao modelo da coluna algumas considerações que não foram levadas em conta neste trabalho, tais como os efeitos térmicos envolvidos na absorção e a possibilidade de ocorrer reações químicas entre os componentes.

Também sugerimos repetir os testes realizados aqui com outras substâncias e em outras condições de operação da coluna.

APÊNDICE I

LISTAGEM DO PROGRAMA DO CONTROLADOR DMC

```

! Programa para Simulação e Controle de uma Coluna de Absorção
! DMC - MISO - Perturbações Múltiplas
! Por: Fernando Palú
!
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER CONTADOR,Controle,DT,I,I,N,PassoRunge,Perturbacao,TEMPO,TempoControle
INTEGER TEMPOFINAL,Y_ou_L0
INTEGER Prato1,Prato2,Prato3

REAL (K6) AP,C,Disturbio,G,HV,L0,L0Prov,LW,MM,RO,ValorC,ValorP,X0,Y1
REAL (K6) Y1PRINT,Y2PRINT,Y4PRINT,Y6PRINT,YN,YFixo
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: DerM,DerMX,L,LReserva,M,MReserva,MX,MXReserva
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: X,XReserva,Y,YReserva
CHARACTER (Len=80) LINHA

!
OPEN(UNIT=1,FILE='Dados.DAT',STATUS='OLD')
OPEN(UNIT=2,FILE='SaidaL0.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! L0
OPEN(UNIT=3,FILE='SaidaYT.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1
OPEN(UNIT=10,FILE='SaidaYTP.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 perturbados
OPEN(UNIT=13,FILE='SaidaYTMP1.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y2 perturbados
OPEN(UNIT=14,FILE='SaidaYTMP2.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y4 perturbados
OPEN(UNIT=16,FILE='SaidaYTMP3.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y6 perturbados
OPEN(UNIT=15,FILE='SaidaD.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Valor do distúrbio

!
! Entrada de Dados
! *** Etapa 1 ***
!
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)N ! N = número de pratos
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)G ! G = vazão de gás
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)X0 ! X0 = fração molar do componente A no líquido de entrada
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)YN ! YN = fração molar do componente A no gás de entrada
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)Y1 ! Y1 = fração molar do componente A no gás de saída
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)MM ! MM = constante de equilíbrio
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)LW ! LW = comprimento do vertedouro
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)C ! C = constante
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)HV ! HV = altura do vertedouro
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)AP ! AP = área do prato
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)DT ! DT = passo de integração
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)TEMPOFINAL ! TEMPOFINAL = último valor do tempo desejado
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)PassoRunge ! PassoRunge = passo de integração com Runge-Kutta
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)Perturbacao ! Perturbacao = variável que determina se o sistema será perturbado ou não
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)Y_ou_L0 ! Y_ou_L0 = define se a perturbação é em 1-Y ou 2-L0
READ(1,*)LINHA

```

Apêndices

```

READ(1,*)ValorP      ! ValorP  = valor percentual da perturbação
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)Controle    ! Controle = variável que determina se o sistema será controlado ou não
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)ValorC      ! ValorC  = valor percentual da perturbação para controle
READ(1,*)LINHA
READ(1,*)Prato1      ! Prato1   = número do prato onde é feita a medida 1
READ(1,*)Prato2      ! Prato2   = número do prato onde é feita a medida 2
READ(1,*)Prato3      ! Prato3   = número do prato onde é feita a medida 3

!
ALLOCATE (X(N),Y(N+1),L(N),XReserva(N),YReserva(N+1),LReserva(N))
ALLOCATE (DerM(N),DerMX(N),M(N),MReserva(N),MX(N),MXReserva(N))

CONTADOR = 0

!
Cálculo da vazão ótima de solvente
!
*** Etapa 2 ***
!
L0=0.0      ! L0 = vazão de solvente inicial ( vazão ótima)
CALL SOLVENTE(N,G,X0,YN,Y1,MM,L0)
WRITE(2,*) L0 = ',L0

!
Cálculo dos valores iniciais de M(I), X(I) e Y(I)
!
*** Etapa 3 ***
!
Y(1)=Y1
X(1)=Y(1)/MM
DO I=2,N
  Y(I)=4.12791E-5+1.5872*X(I-1)
  X(I)=Y(I)/MM
END DO
Y(N+1)=4.12791E-5+1.5872*X(N)

100  CONTINUE      !Introdução da Perturbação p/ L0

DO I=1,N      ! RO= massa específica molar média da mistura
  L(I)=L0      ! L(I) = vazão de líquido em cada prato
  RO=0.01713*X(I)+0.05551*(1-X(I))
  M(I)=AP*RO*(((L(I)/(RO*LW))**0.666667)*C+HV)
END DO

200  CONTINUE      !Introdução da Perturbação p/ Y(N+1)

TEMPO = 0
Y1PRINT = Y(1)*1000000.
Y2PRINT = Y(Prato1)*1000000.
Y4PRINT = Y(Prato2)*1000000.
Y6PRINT = Y(Prato3)*1000000.
IF (CONTADOR == 0) THEN
  WRITE(3,*)TEMPO,Y1PRINT
ELSE
  WRITE(10,*)TEMPO,Y1PRINT
  WRITE(13,*)TEMPO,Y2PRINT
  WRITE(14,*)TEMPO,Y4PRINT
  WRITE(16,*)TEMPO,Y6PRINT
END IF

DO WHILE (TEMPO < TEMPOFINAL)      ! Início do laço DO WHILE
TEMPO = TEMPO + DT

!
Cálculo dos valores Y(I)
!
*** Etapa 4 ***
!
DO I=1,N
  Y(I)=MM*X(I)
END DO

!
Cálculo de L(I)
!
*** Etapa 5 ***
!
DO I=1,N
  RO=0.01713*X(I)+0.05551*(1-X(I))

```


Apêndices

```

END

! *****
! *   SUBROTINAS   *
! *****
! *****
! 1) Subrotina para o cálculo da vazão ótima de solvente
! *****
SUBROUTINE SOLVENTE(NS,G,X1, YNS, Y2, M, L1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) Y2, YNS, LOPT, M, X1
REAL (K6) G, A1, B1, L1

R=(YNS-Y2)/(YNS-M*X1)
B1=(YNS-M*X1)/(Y2-M*X1)
L1=1.5*M*R*G
A1=L1/(M*G)
CALL NEWTON(NS,B1,A1)
LOPT=M*A1*G
CALL NEWTON(NS,B1,A1)
LOPT=M*A1*G
L1=LOPT
RETURN
END
! *****
! 2) Subrotina para uso do metodo de Newton
! *****
SUBROUTINE NEWTON(NS,B1,A1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) A1,B1,FX,DFX,FUNCAO,DERFUN,AK,DIF
ITEMAX=50
ITER=0
FX=FUNCAO(NS,B1,A1)
DFX=DERFUN(NS,B1,A1)
10 CONTINUE
AK=A1-FX/DFX
DIF=ABS(AK-A1)
FX=FUNCAO(NS,B1,A1)
DFX=DERFUN(NS,B1,A1)
IF(DIF.GE.(1.0D-3)) THEN
  IF(ITER.NE.ITEMAX) THEN
    A1=AK
    ITER=ITER+1
    GOTO 10
  ENDIF
WRITE(*,20)
ENDIF
RETURN
20 FORMAT('NAO CONVERGIU')
END
!
FUNCTION FUNCAO(NS,B1,A1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) A1,B1,FUNCAO
FUNCAO=A1**NS+(B1-1)/A1-B1
RETURN
END
!
FUNCTION DERFUN(NS,B1,A1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) A1,B1,DERFUN
DERFUN=NS*(A1**(NS-1))-(B1-1)/(A1**2)
RETURN
END
! *****
! 3) Subrotina para aplicação do método de RUNGE-KUTTA
! *****
!
! RLN1 = L(n-1)   RLN = L(n)   RXN1 = X(n-1)
! RXN = X(n)     RYN1 = Y(n+1) RYN = Y(n)
!
SUBROUTINE RUNGE(N,L,X,Y,M,MX,G,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C,DT)
IMPLICIT NONE

```

Apêndices

```

INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER N,I,DT
REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX,LReserva,XReserva,MReserva,MXReserva,DerM,DerMX
REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y,YReserva
REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G,A1,A2,B1,B2,C1,C2,D1,D2,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C

LReserva = L; XReserva = X; YReserva = Y; MReserva = M; MXReserva = MX

DO I=1,N
  A1=0.; A2=0.; B1=0.; B2=0.; C1=0.; C2=0.; D1=0.; D2=0.
  IF (I == 1) THEN
    RLN1=L0;    RLN=LReserva(I);  RXN1=X0
    RXN=XReserva(I); RYN1=YReserva(I+1); RYN=YReserva(I)
  ELSE
    RLN1=LReserva(I-1); RLN=LReserva(I);  RXN1=XReserva(I-1)
    RXN=XReserva(I);  RYN1=YReserva(I+1); RYN=YReserva(I)
  END IF
  CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
  A1=DT*DerM(I)
  A2=DT*DerMX(I)
  M(I)=MReserva(I)+A1/2.
  MX(I)=MXReserva(I)+A2/2.
  CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
  CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
  CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
  B1=DT*DerM(I)
  B2=DT*DerMX(I)
  M(I)=MReserva(I)+B1/2.
  MX(I)=MXReserva(I)+B2/2.
  CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
  CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
  CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
  C1=DT*DerM(I)
  C2=DT*DerMX(I)
  M(I)=MReserva(I)+C1
  MX(I)=MXReserva(I)+C2
  CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
  CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
  CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
  D1=DT*DerM(I)
  D2=DT*DerMX(I)
  M(I)=MReserva(I)+(A1+2.*B1+2.*C1+D1)/6.
  MX(I)=MXReserva(I)+(A2+2.*B2+2.*C2+D2)/6.
END DO

DO I=1,N
  X(I)=MX(I)/M(I)
END DO

END SUBROUTINE
| *****
| 4) Subrotina que define as equações usadas em RUNGE-KUTTA
| *****
SUBROUTINE EQUACAO(RDerM,RDerMX,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G,RDerM,RDerMX
RDerM = RLN1 - RLN
RDerMX = RLN1*RXN1-RLN*RXN+G*(RYN1-RYN)
END SUBROUTINE

| *****
| 5) Subrotina que define os valores de X e Y usados em RUNGE
| *****
SUBROUTINE DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER N,I
REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X
REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,L0,X0

```

Apêndices

```

        IF (I == 1) THEN
            RLN1=L0; RLN=L(I); RXN1=X0
            RXN=X(I); RYN1=Y(I+1); RYN=Y(I)
        ELSE
            RLN1=L(I-1); RLN=L(I); RXN1=X(I-1)
            RXN=X(I); RYN1=Y(I+1); RYN=Y(I)
        END IF

    END SUBROUTINE
! *****
!
! 6) Subrotina para cálculo dos valores de M, MX e L usados em RUNGE
! *****
SUBROUTINE CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER N,J
REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX
REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
REAL (K6) MM,RO,LW,AP,HV,C

DO J=1,N
    X(J)=MX(J)/M(J)
    Y(J)=MM*X(J)
    RO=0.01713*X(J)+0.05551*(1-X(J))
    L(J)=RO*LW*(((M(J)/(AP*RO))-HV)/C)**1.5)
END DO
END SUBROUTINE
! *****
!
! 7) Subrotina p/ controle da coluna
! *****
SUBROUTINE CONTROL(N,Y,L0,X,AP,LW,C,HV,TempoControle,MM,M,MX,PassoRunge,DT,X0,G,L,YFixo)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER N,I,I,K,KK,J,V,U,T,TEMPO,TempoControle,PassoRunge,DT,Prato1,Prato2,Prato3
INTEGER IntPert !,Count
INTEGER CONTADOR,TESTE,INDEX2,NTermos
INTEGER, DIMENSION(1) :: Seed
REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX,DerM,DerMX
REAL (K6), DIMENSION(2,5:10,10) :: SET
REAL (K6) L0,AP,LW,C,HV,Y1PRINT,MM,RO,L0FIXO,RK,RN,YFixo
REAL (K6) F,X0,G,SOMA,YSP1,YSP2,YSP3,Variacao,INDEX,LimInf,LimSup
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: HI1,HI2,HI3,LinhaKc,UK,DeltaUK
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: AIProv1,AIProv2,AIProv3,HIProv1,HIProv2,HIProv3
REAL (K6), DIMENSION(:,), ALLOCATABLE :: VetorKc,Sm,Pi,VetorE
REAL (K6), DIMENSION(3) :: EK
CHARACTER (Len=80) LINHA

OPEN(UNIT=4,FILE='SaidaYTC.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 controlados
OPEN(UNIT=5,FILE='SaidaL0TC.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e L0 controlados
OPEN(UNIT=6,FILE='DadosDMC.DAT',STATUS='UNKNOWN')
OPEN(UNIT=7,FILE='SetPoint.DAT',STATUS='UNKNOWN')
OPEN(UNIT=20,FILE='SaidaRN.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Variações na entrada

READ(6,*)LINHA
READ(6,*)F ! F = fator de supressão
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)V ! V = horizonte de predição
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)U ! U = horizonte de controle
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)T ! T = horizonte do processo
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)TempoControle ! TempoControle = tempo final de controle
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)RK ! RK = valor de y(1) no set-point
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)Prato1 ! Prato1 = número do prato onde é feita a medida 1
READ(6,*)Prato2 ! Prato2 = número do prato onde é feita a medida 2
READ(6,*)Prato3 ! Prato3 = número do prato onde é feita a medida 3
READ(6,*)LINHA
READ(6,*)YSP1 ! YSP1 = valor do set-point da variável controlada 1

```


Apêndices

```

CALL RANDOM_NUMBER(RN)
Variacao=AINT(RN*100.)
IF (Variacao<LimInf.OR.Variacao>LimSup) GOTO 10
Y(N+1)=Y(N+1)*(1.+(INDEX*Variacao)/100.)
Y(N+1)=YFixo*(1.+(INDEX*Variacao)/100.)
CONTADOR=0
IF (INDEX == 1.) THEN
  INDEX2=1
ELSE
  INDEX2=2
END IF
TESTE=Variacao
YSP1=SET(INDEX2,TESTE,Prato1)
YSP2=SET(INDEX2,TESTE,Prato2)
YSP3=SET(INDEX2,TESTE,Prato3)
END IF

L(1)=L0
KK=KK+1
DO I=1,N
  RO=0.01713*X(I)+0.05551*(1-X(I))
  M(I)=AP*RO*(((L(I)/(RO*LW))**0.666667)*C+HV)
END DO

DO II=1,PassoRunge                                ! Início do laço de Runge-Kutta

TEMPO = TEMPO + DT
CONTADOR=CONTADOR+1

DO K=1,N
  Y(K)=MM*X(K)
END DO

!
! Cálculo de L(I)
! Etapa 5
!
DO K=1,N
  RO=0.01713*X(K)+0.05551*(1-X(K))
  L(K)=RO*LW*(((M(K)/(AP*RO))-HV)/C)**1.5)
END DO

!
! RUNGE-KUTTA
! Etapa 6
!
CALL RUNGE(N,L,X,Y,M,MX,G,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C,DT)

END DO                                ! Final do laço de Runge-Kutta

!
! Impressão dos Resultados
!
Y1PRINT = Y(1)*1000000.
WRITE(4,*)TEMPO,Y1PRINT
WRITE(20,*)TEMPO,Y(N+1)*1000000.

!
! Controlador DMC
!
Sm=0.0
Pi=0.0

!
! I - Cálculo de Sm
!
DO J=1,V
  DO I=J+1,T
    Sm(J,1)=Sm(J,1)+HI1(I)*DeltaUK(KK+J-I)
    Sm(J,2)=Sm(J,2)+HI2(I)*DeltaUK(KK+J-I)
    Sm(J,3)=Sm(J,3)+HI3(I)*DeltaUK(KK+J-I)
  END DO
END DO

```

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULADA

Apêndices

```

!
!           2 - Cálculo de Pi
!
DO I=1,V
  DO J=1,I
    DO K=1,3
      Pi(I,K)=Pi(I,K)+Sm(J,K)
    END DO
  END DO
END DO

!
!           3 - Cálculo de E'
!
EK(1)=YSP1-Y(Prato1)
EK(2)=YSP2-Y(Prato2)
EK(3)=YSP3-Y(Prato3)

DO I=1,V
  DO J=1,3
    VektorE(I,J)=EK(J)-Pi(I,J)
  END DO
END DO

!
!           4 - Cálculo de UK
!
SOMA=0.0
DO I=1,V
  DO J=1,3
    SOMA=SOMA+VektorKc(I,J)*VektorE(I,J)
  END DO
END DO
UK(KK)=UK(KK-1)-SOMA
DeltaUK(KK)=SOMA

L0=UK(KK)

WRITE(5,*)TEMPO,L0
NTermos=NTermos+1

END DO                               ! Final do laço DO WHILE

DEALLOCATE (HI1,HI2,HI3,AIProv1,AIProv2,AIProv3,HIProv1,HIProv2,HIProv3)
DEALLOCATE (LinhaKc,UK,DeltaUK,Sm,Pi,VektorE)

CLOSE(UNIT=4)
CLOSE(UNIT=5)
CLOSE(UNIT=20)

CALL OTIMIZACAO(NTermos,PassoRunge)

END SUBROUTINE

! *****
!      8) Subrotina p/ Cálculo da Matriz Kc
! *****
SUBROUTINE MKC(F,U,V,T,HIProv1,HIProv2,HIProv3,VektorKc)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER U,V,I,J,K,H,T
INTEGER, DIMENSION(:,:), ALLOCATABLE :: AProv,ATProv
REAL (K6) :: F,Multi
REAL (K6), DIMENSION(:,:), ALLOCATABLE :: HI,AI,ATI,Q,R,ATQA,ATQAInv
REAL (K6), DIMENSION(:,:,:), ALLOCATABLE :: A,ATransposta,MatrizKc,Multi2
! REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: ! VektorA
REAL (K6), DIMENSION(T) :: HIProv1,HIProv2,HIProv3
REAL (K6), DIMENSION(V,3) :: VektorKc
OPEN(UNIT=9,FILE='MatrizKC.DAT',STATUS='UNKNOWN')

!
! Entrada de Dados
!
!
! ALLOCATE (VektorA(V))
! VektorA=AIProv ! VektorA = vetor dos coeficientes de convolução

```

Apêndices

```
! ALLOCATE (MatrizKc(U,V),ALinha(V,V))
! ALLOCATE (A(V,U)) ! A = Matriz A
! ALLOCATE (ATransposta(U,V)) ! ATransposta = Matriz A Transposta
! ALLOCATE (Q(V,V),R(U,U),HI(V,3),AI(V,3),ATI(V,3),A(V,U,3,1))
! ALLOCATE (ATransposta(U,V,1,3),ATQA(U,U))
! ALLOCATE (AProv(V,U),ATProv(U,V),ATQAInv(U,U),MatrizKc(U,V,1,3),Multi2(U,V,1,3))
```

```
!
! Formação da Matriz Q
```

```
!
! DO I=1,V
! DO J=1,V
! IF (I == J) THEN
! Q(I,J)=1.0
! ELSE
! Q(I,J)=0.0
! END IF
! END DO
! END DO
```

```
!
! Formação da Matriz R
```

```
!
! DO I=1,U
! DO J=1,U
! IF (I == J) THEN
! R(I,J)=f
! ELSE
! R(I,J)=0.0
! END IF
! END DO
! END DO
```

```
!
! Formação dos Hi's
```

```
!
! DO I=1,V
! HI(I,1)=HIProv1(I)
! HI(I,2)=HIProv2(I)
! HI(I,3)=HIProv3(I)
! END DO
! DO I=1,V
! AI(I,1)=0.0
! AI(I,2)=0.0
! AI(I,3)=0.0
! END DO
! DO I=1,V
! DO J=1,1
! AI(I,1)=AI(I,1)+HI(J,1)
! AI(I,2)=AI(I,2)+HI(J,2)
! AI(I,3)=AI(I,3)+HI(J,3)
! END DO
! END DO
```

```
!
! Formação da Matriz A
```

```
!
! DO I=1,V
! DO J=1,U
! IF (I==J) THEN
! DO II=1,3
! A(I,J,II,1)=AI(I,II)
! END DO
! ELSE IF (I<J) THEN
! DO II=1,3
! A(I,J,II,1)=0.0
! END DO
! ELSE
! DO II=1,3
! A(I,J,II,1)=AI(I-J+1,II)
! END DO
! END IF
! END DO
! END DO
```

```
!
! Formação da Matriz A Transposta
```



```

DO J=K,N
AA(J)=A(K,J)
A(K,J)=A(I,J)
A(I,J)=AA(J)
END DO
BB(K)=B(K)
B(K)=B(I)
B(I)=BB(K)
END IF
END DO
DO I=K+1,N
M=A(I,K)/A(K,K)
A(I,K)=0.0
B(I)=B(I)-M*B(K)
DO J=K+1,N
A(I,J)=A(I,J)-M*A(K,J)
END DO
END DO
END DO

```

! Resolução do Sistema

```

X(N)=B(N)/A(N,N)
DO K=N-1,1,-1
S=0.
DO J=K+1,N
S=S+A(K,J)*X(J)
END DO
X(K)=(B(K)-S)/A(K,K)
END DO

```

END SUBROUTINE

! *****
! 10) Subrotina Transposta
! *****

```

SUBROUTINE TRANSPOSTA(U,V,A,AT)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER I,J,LA,CA,LAT,CAT,U,V
REAL (K6), DIMENSION(V,U) :: A
REAL (K6), DIMENSION(U,V) :: AT

```

LA=V;CA=U;LAT=U;CAT=V

```

DO I=1,LAT
DO J=1,CAT
AT(I,J)=A(J,I)
END DO
END DO

```

END SUBROUTINE

! *****
! 11) Subrotina MULTIPLICACAO
! *****

```

SUBROUTINE MULTIPLICACAO(LA,CA,LB,CB,LC,CC,A,B,C)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER I,J,K,LA,CA,LB,CB,LC,CC
REAL (K6), DIMENSION(LA,CA) :: A
REAL (K6), DIMENSION(LB,CB) :: B
REAL (K6), DIMENSION(LC,CC) :: C

```

```

DO I=1,LC
DO J=1,CC
C(I,J)=0.0
DO K=1,CA
C(I,J)=C(I,J)+A(I,K)*B(K,J)
END DO
END DO
END DO

```

END SUBROUTINE

```

! *****
! 12) Subrotina INVERSA
! *****
SUBROUTINE INVERSA(N,A,AINV)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER L,J,N
REAL (K6), DIMENSION(N) :: B,XPROV
REAL (K6), DIMENSION(N,N) :: A,APROV,AINV
DO I=1,N
DO J=1,N
IF (I == J) THEN
B(J) = 1.
ELSE
B(J) = 0.
END IF
END DO
APROV = A
CALL GAUSS(APROV,N,XPROV,B)
DO J=1,N
AINV(J,I)=XPROV(J)
END DO
END DO

END SUBROUTINE

! *****
! 13) Subrotina p/ Determinação das Constantes ai e hi do Modelo de Convolução
! *****

SUBROUTINE CONSTANTES(AIProv1,AIProv2,AIProv3,HIProv1,HIProv2,HIProv3,NoCtes,YSP1,YSP2,YSP3)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER I,CONTADOR,NoDados,Intervalo,NoCtes
INTEGER, DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: TEMPO,TEMPOX
REAL (K6) Disturbio,YSP1,YSP2,YSP3
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: Y1,Y2,Y3
REAL (K6), DIMENSION(NoCtes) :: AIProv1,AIProv2,AIProv3,HIProv1,HIProv2,HIProv3

OPEN(UNIT=10,FILE='SaidaYTP.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 perturbados
OPEN(UNIT=11,FILE='DadosCtes.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Dados p/ cálculos das ctes
OPEN(UNIT=12,FILE='SaidaCtes.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Valor das constantes
OPEN(UNIT=15,FILE='SaidaD.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Valor do distúrbio
OPEN(UNIT=13,FILE='SaidaYTMP1.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y2 perturbados
OPEN(UNIT=14,FILE='SaidaYTMP2.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y4 perturbados
OPEN(UNIT=16,FILE='SaidaYTMP3.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y6 perturbados

READ(11,*)NoDados ! NoDados = número de dados medidos para calcular as ctes
READ(11,*)Intervalo ! Intervalo = intervalo entre as medidos para calcular as ctes
READ(15,*)Disturbio

ALLOCATE (Y1(NoDados),Y2(NoDados),Y3(NoDados),TEMPO(NoDados),TEMPOX(0:NoCtes))

!
! Entrada de Dados
!

TEMPOX(0)=0
CONTADOR=0
READ(10,*)
DO I=1,NoDados
READ(13,*)TEMPO(I),Y1(I)
READ(14,*)TEMPO(I),Y2(I)
READ(16,*)TEMPO(I),Y3(I)
END DO

CLOSE(UNIT=13)
CLOSE(UNIT=14)
CLOSE(UNIT=16)
CLOSE(UNIT=11)
CLOSE(UNIT=15)

```

Apêndices

```

DO I=Intervalo,(NoCtes*Intervalo),Intervalo
  CONTADOR=CONTADOR+1
  TEMPOX(CONTADOR)=TEMPO(I)
  AIProv1(CONTADOR)=ABS(((Y1(I)/1E6)-YSP1)/Disturbio)
  AIProv2(CONTADOR)=ABS(((Y2(I)/1E6)-YSP2)/Disturbio)
  AIProv3(CONTADOR)=ABS(((Y3(I)/1E6)-YSP3)/Disturbio)
END DO
DO I=1,NoCtes
  HIProv1(I)=AIProv1(I)-AIProv1(I-1)
  HIProv2(I)=AIProv2(I)-AIProv2(I-1)
  HIProv3(I)=AIProv3(I)-AIProv3(I-1)
END DO

! DO I=1,NoCtes
!   WRITE(12,*)TEMPOX(I),AIProv(I),HIProv(I)
! END DO
! CLOSE(UNIT=12)

DEALLOCATE (Y1,Y2,Y3,TEMPO,TEMPOX)
END SUBROUTINE

! *****
! 14) Subrotina para Cálculo de (L0.t), (y.t) e ISE
! *****

SUBROUTINE OTIMIZACAO(NTermos,PassoRunge)
  IMPLICIT NONE
  INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
  INTEGER I,NTermos,PassoRunge
  INTEGER, DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: TEMPO
  REAL (K6) L0t,yt,ISE
  REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: Y,L0,ERRO

  OPEN(UNIT=4,FILE='SaidaYTC.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 controlados
  OPEN(UNIT=5,FILE='SaidaL0TC.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e L0 controlados
  OPEN(UNIT=20,FILE='SaidaOtima.DAT',STATUS='UNKNOWN') ! L0.t, y.t e ISE

  ALLOCATE (Y(NTermos),L0(NTermos),TEMPO(NTermos),ERRO(0:NTermos-1))

! Entrada de Dados
!
DO I=1,NTermos
  READ(4,*)TEMPO(I),Y(I)
  READ(5,*)TEMPO(I),L0(I)
END DO
L0t=0.0
yt=0.0
ISE=0.0

! Cálculo de L0.t
!
DO I=1,NTermos
  L0t=L0t+L0(I)*PassoRunge
END DO

! Cálculo de y.t
!
Y=Y/(1.E6)
DO I=1,NTermos
  yt=yt+(ABS(Y(I)-0.0002))*PassoRunge
END DO

! Cálculo de ISE
!
DO I=0,NTermos-1
  ERRO(I)=Y(I+1)-0.0002
END DO
ERRO=ERRO**2

CALL INTEGRAL(PassoRunge,NTermos-1,ERRO,ISE)

WRITE(20,*)'L0t = ',L0t
WRITE(20,*)'yt = ',yt

```

Apêndices

```
WRITE(20,*)ISE = ',ISE

CLOSE(UNIT=4)
CLOSE(UNIT=5)
CLOSE(UNIT=20)

DEALLOCATE (Y,L0,TEMPO)

END SUBROUTINE

! *****
! 15) Subrotina para Cálculo de Integral
! *****

SUBROUTINE INTEGRAL(PassoRunge,NoDados,FX,ISE)
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER I,NoDados,PassoRunge
REAL (K6) DT,SOMA1,SOMA2,ISE
REAL (K6), DIMENSION(0:NoDados) :: FX

DT=PassoRunge
DO I=0,NoDados
  IF (FX(I) < 0.0) FX(I)=-FX(I)
END DO

! #Cálculo da Integral#
SOMA1=0.0
SOMA2=0.0
ISE=0.0

I=1
DO WHILE (I < NoDados)
  SOMA1=SOMA1+FX(I)
  I=I+2
END DO
SOMA1=4*SOMA1
I=2
DO WHILE (I < NoDados)
  SOMA2=SOMA2+FX(I)
  I=I+2
END DO
SOMA2=2*SOMA2
ISE=(DT/3.)*(FX(0)+FX(NoDados)+SOMA1+SOMA2)

END SUBROUTINE
```

APÊNDICE II

LISTAGEM DO PROGRAMA DO CONTROLADOR PI

```

! Programa para Simulação e Controle de uma Coluna de Absorção
! PI - Perturbações Múltiplas
! Por: Fernando Palú
!
IMPLICIT NONE
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
INTEGER CONTADOR, Controle, DT, I, N, PassoRunge, Perturbacao, TEMPO, TEMPOFINAL, Y_ou_L0
REAL (K6) AP, C, G, HV, L0, LW, MM, RO, ValorC, ValorP, X0, Y1, YIPRINT, YN, YFixo
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: DerM, DerMX, L, LReserva, M, MReserva
REAL (K6), DIMENSION(:), ALLOCATABLE :: MX, MXReserva, X, XReserva, Y, YReserva
!
OPEN(UNIT=1, FILE='DADOS.DAT', STATUS='UNKNOWN')
OPEN(UNIT=2, FILE='SaidaL0.DAT', STATUS='UNKNOWN') ! L0
OPEN(UNIT=3, FILE='SaidaYT.DAT', STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1
OPEN(UNIT=4, FILE='SaidaYTC.DAT', STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 controlados
OPEN(UNIT=5, FILE='SaidaL0TC.DAT', STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e L0 controlados
OPEN(UNIT=7, FILE='SaidaYTP.DAT', STATUS='UNKNOWN') ! Tempo e Y1 perturbados
!
Entrada de Dados
*** Etapa 1 ***
!
READ(1,*)N ! N = número de pratos
READ(1,*)G ! G = vazão de gás
READ(1,*)X0 ! X0 = fração molar do componente A no líquido de entrada
READ(1,*)YN ! YN = fração molar do componente A no gás de entrada
READ(1,*)Y1 ! Y1 = fração molar do componente A no gás de saída
READ(1,*)MM ! MM = constante de equilíbrio
READ(1,*)LW ! LW = comprimento do vertedouro
READ(1,*)C ! C = constante
READ(1,*)HV ! HV = altura do vertedouro
READ(1,*)AP ! AP = área do prato
READ(1,*)DT ! DT = passo de integração
READ(1,*)TempoFinal ! TempoFinal = último valor do tempo desejado
READ(1,*)PassoRunge ! PassoRunge = Passo de integração com Runge-Kutta
READ(1,*)Perturbacao ! Perturbacao = determina se o sistema será perturbado ou não
READ(1,*)Y_ou_L0 ! Y_ou_L0 = define se a perturbação é em 1-Y ou 2-L0
READ(1,*)ValorP ! ValorP = valor percentual da perturbação
READ(1,*)Controle ! Controle = determina se o sistema será controlado ou não
READ(1,*)ValorC ! ValorC = valor percentual da perturbação para controle
!
CLOSE(UNIT=1)
!
ALLOCATE (X(N), Y(N+1), L(N), XReserva(N), YReserva(N+1), LReserva(N))
ALLOCATE (DerM(N), DerMX(N), M(N), MReserva(N), MX(N), MXReserva(N))
!
CONTADOR=0
!
Cálculo da vazão ótima de solvente
*** Etapa 2 ***
!
L0=0.0 ! L0 = vazão de solvente inicial (vazão ótima)
CALL SOLVENTE(N, G, X0, YN, Y1, MM, L0)
WRITE(2,*) 'L0 = ', L0
!
Cálculo dos valores iniciais de M(I), X(I) e Y(I)
*** Etapa 3 ***
!
Y(1)=Y1
X(1)=Y(1)/MM
DO I=2,N

```


Apêndices

```
END IF

!
! Controlador PI
!
IF (Controle == 1) THEN
  YFixo=Y(N+1)
  Y(N+1)=Y(N+1)*(1.+ValorC/100.)
  CALL CONTROL(N,Y,L0,X,AP,LW,C,HV,MM,M,MX,PassoRunge,DT,X0,G,L, YFixo)
END IF

!
! Finalização do Programa
!
DEALLOCATE (X,Y,L,XReserva,YReserva,LReserva,DerM,DerMX)
DEALLOCATE (M,MReserva,MX,MXReserva)

CLOSE(UNIT=2)
CLOSE(UNIT=3)
CLOSE(UNIT=4)
CLOSE(UNIT=5)
CLOSE(UNIT=7)

END

! *****
! * SUBROTINAS *
! *****
! *****
! *** 1) Subrotina para o cálculo da vazão ótima de solvente
! *****
SUBROUTINE SOLVENTE(NS,G,X1,YNS,Y2,M,L1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) Y2,YNS,LOPT,M,X1
REAL (K6) G,A1,B1,L1

R=(YNS-Y2)/(YNS-M*X1)
B1=(YNS-M*X1)/(Y2-M*X1)
L1=1.5*M*R*G
A1=L1/(M*G)
CALL NEWTON(NS,B1,A1)
LOPT=M*A1*G
CALL NEWTON(NS,B1,A1)
LOPT=M*A1*G
L1=LOPT
RETURN
END

! *****
! *** 2) Subrotina para uso do método de Newton
! *****
SUBROUTINE NEWTON(NS,B1,A1)
INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
REAL (K6) A1,B1,FX,DFX,FUNCAO,DERFUN,AK,DIF
ITEMAX=50
ITER=0
FX=FUNCAO(NS,B1,A1)
DFX=DERFUN(NS,B1,A1)
10 CONTINUE
AK=A1-FX/DFX
DIF=ABS(AK-A1)
FX=FUNCAO(NS,B1,A1)
DFX=DERFUN(NS,B1,A1)
IF(DIF.GE.(1.0D-3)) THEN
  IF(ITER.NE.ITEMAX) THEN
    A1=AK
    ITER=ITER+1
    GOTO 10
  ENDIF
  WRITE(*,20)
ENDIF
ENDIF
```

Apêndices

```

20      RETURN
      FORMAT('NAO CONVERGIU')
      END
!
      FUNCTION FUNCAO(NS,B1,A1)
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      REAL (K6) A1,B1,FUNCAO
      FUNCAO=A1**NS+(B1-1)/A1-B1
      RETURN
      END
!
      FUNCTION DERFUN(NS,B1,A1)
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      REAL (K6) A1,B1,DERFUN
      DERFUN=NS*(A1**(NS-1))-(B1-1)/(A1**2)
      RETURN
      END

! *****
! ***      3) Subrotina para aplicação do método de RUNGE-KUTTA
! *****
!
!      RLN1 = L(n-1)  RLN = L(n)  RXN1 = X(n-1)
!      RXN = X(n)    RYN1 = Y(n+1) RYN = Y(n)

      SUBROUTINE RUNGE(N,L,X,Y,M,MX,G,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C,DT)
      IMPLICIT NONE
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      INTEGER N,I,DT
      REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX,LReserva,XReserva,MReserva,MXReserva,DerM,DerMX
      REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y,YReserva
      REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G,A1,A2,B1,B2,C1,C2,D1,D2,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C

      LReserva = L; XReserva = X; YReserva = Y; MReserva = M; MXReserva = MX

      DO I=1,N
      A1=0.; A2=0.; B1=0.; B2=0.; C1=0.; C2=0.; D1=0.; D2=0.
      IF (I == 1) THEN
      RLN1=L0; RLN=LReserva(I); RXN1=X0
      RXN=XReserva(I); RYN1=YReserva(I+1); RYN=YReserva(I)
      ELSE
      RLN1=LReserva(I-1); RLN=LReserva(I); RXN1=XReserva(I-1)
      RXN=XReserva(I); RYN1=YReserva(I+1); RYN=YReserva(I)
      END IF
      CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
      A1=DT*DerM(I)
      A2=DT*DerMX(I)
      M(I)=MReserva(I)+A1/2.
      MX(I)=MXReserva(I)+A2/2.
      CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
      CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
      CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
      B1=DT*DerM(I)
      B2=DT*DerMX(I)
      M(I)=MReserva(I)+B1/2.
      MX(I)=MXReserva(I)+B2/2.
      CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
      CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
      CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
      C1=DT*DerM(I)
      C2=DT*DerMX(I)
      M(I)=MReserva(I)+C1
      MX(I)=MXReserva(I)+C2
      CALL CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
      CALL DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
      CALL EQUACAO (DerM(I),DerMX(I),RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
      D1=DT*DerM(I)
      D2=DT*DerMX(I)
      M(I)=MReserva(I)+(A1+2.*B1+2.*C1+D1)/6.
      MX(I)=MXReserva(I)+(A2+2.*B2+2.*C2+D2)/6.
      END DO

      DO I=1,N

```

Apêndices

```
        X(I)=MX(I)/M(I)
      END DO

      END SUBROUTINE

! *****
! ***      4) Subrotina que define as equações usadas em RUNGE-KUTTA
! *****
      SUBROUTINE EQUACAO(RDerM,RDerMX,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G)
      IMPLICIT NONE
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,G,RDerM,RDerMX
      RDerM = RLN1 - RLN
      RDerMX = RLN1 *RXN1 -RLN *RXN +G*(RYN1-RYN)
      END SUBROUTINE

! *****
! ***      5) Subrotina que define os valores de X e Y usados em RUNGE
! *****
      SUBROUTINE DEFINICAO(N,I,L0,X0,RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,X,Y,L)
      IMPLICIT NONE
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      INTEGER N,I
      REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X
      REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
      REAL (K6) RLN1,RLN,RXN1,RXN,RYN1,RYN,L0,X0

      IF (I == 1) THEN
        RLN1=L0; RLN=L(I); RXN1=X0
        RXN=X(I); RYN1=Y(I+1); RYN=Y(I)
      ELSE
        RLN1=L(I-1); RLN=L(I); RXN1=X(I-1)
        RXN=X(I); RYN1=Y(I+1); RYN=Y(I)
      END IF

      END SUBROUTINE

! *****
! ***      6) Subrotina para cálculo dos valores de M, MX e L usados em RUNGE
! *****
      SUBROUTINE CalculoL(N,X,Y,M,MX,L,MM,LW,AP,HV,C)
      IMPLICIT NONE
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      INTEGER N,J
      REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX
      REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
      REAL (K6) MM,RO,LW,AP,HV,C

      DO J=1,N
        X(J)=MX(J)/M(J)
        Y(J)=MM*X(J)
        RO=0.01713*X(J)+0.05551*(1-X(J))
        L(J)=RO*LW*(((M(J)/(AP*RO))-HV)/C)**1.5)
      END DO

      END SUBROUTINE

! *****
! ***      7) Subrotina p/ controle da coluna (Controlador PI)
! *****
      SUBROUTINE CONTROL(N,Y,L0,X,AP,LW,C,HV,MM,M,MX,PassoRunge,DT,X0,G,L,YFixo)
      IMPLICIT NONE
      INTEGER, PARAMETER :: K6 = SELECTED_REAL_KIND(15,10)
      INTEGER N,I,I,K,TEMPO,TempoControle,PassoRunge,DT,CONTADOR,IntPert,Count
      INTEGER, DIMENSION(1) :: Seed
      REAL (K6), DIMENSION(N+1) :: Y
      REAL (K6), DIMENSION(N) :: L,X,M,MX,DerM,DerMX
      REAL (K6), DIMENSION(:),ALLOCATABLE :: ERRO
      REAL (K6) L0,AP,LW,C,HV,Y1PRINT,MM,RO,L0FIXO,KC,TAU,YSP,SOMA
      REAL (K6) DELTAT,X0,G,RN,Variacao,INDEX,LimInf,LimSup,YFixo

      OPEN(UNIT=6,FILE='DadosControle.DAT',STATUS='UNKNOWN')
```

Apêndices

```

OPEN(UNIT=13,FILE='SaidaRN.DAT',STATUS='UNKNOWN')

READ(6,*)TempoControle ! TempoControle = tempo final de controle
READ(6,*)KC             ! KC = ganho do controlador
READ(6,*)TAU           ! TAU = constante de tempo do controlador
READ(6,*)YSP           ! YSP = valor de y(1) no set-point
READ(6,*)IntPert       ! IntPert = Intervalo entre as perturbações
READ(6,*)LimInf        ! LimInf = Limite percentual inferior da perturbação
READ(6,*)LimSup        ! LimSup = Limite percentual superior da perturbação

CLOSE(UNIT=6)

ALLOCATE (ERRO(TempoControle))

!
! Condições Iniciais
!
! CALL SYSTEM_CLOCK (Count)
! Seed=Count
! CALL RANDOM_SEED (PUT = Seed)

DO I=1,N
  DerM(I) = 0.0
  DerMX(I) = 0.0
END DO
DO I=1,TempoControle
  ERRO(I)=0.0
END DO
LOFIXO = L0
TEMPO = 0
Y1PRINT = Y(1)*1000000.
WRITE(4,*)TEMPO,Y1PRINT
WRITE(5,*)TEMPO,L0
WRITE(13,*)TEMPO,Y(N+1)*1000000.
CONTADOR=0

DO WHILE (TEMPO < TempoControle)           ! Início do laço DO WHILE

IF(CONTADOR==IntPert) THEN
  CALL RANDOM_NUMBER(RN)
  IF((RN*100.)<50.) THEN
    INDEX=1.
  ELSE
    INDEX=-1.
  END IF
CONTINUE
CALL RANDOM_NUMBER(RN)
Variacao=AINT(RN*100.)
IF(Variacao<LimInf.OR.Variacao>LimSup) GOTO 10
Y(N+1)=Y(N+1)*(1.+(INDEX*Variacao)/100.)
Y(N+1)=YFixo*(1.+(INDEX*Variacao)/100.)
CONTADOR=0
END IF

L(I)=L0      ! L(I) = vazão de líquido em cada prato
DO I=1,N     ! RO= massa específica molar média da mistura
RO=0.01713*X(I)+0.05551*(1-X(I))
M(I)=AP*RO*((L(I)/(RO*LW))**.666667)*C+HV
END DO

DO II=1,PassoRunge           ! Início do laço de Runge-Kutta

TEMPO = TEMPO + DT
CONTADOR = CONTADOR+1

DO K=1,N
  Y(K)=MM*X(K)
END DO

!
! Cálculo de L(I)
! Etapa 5
!
DO K=1,N

```

Apêndices

```
      RO=0.01713*X(K)+0.05551*(1-X(K))
      L(K)=RO*LW*(((M(K)/(AP*RO))-HV)/C)**1.5)
    END DO
!
! RUNGE-KUTTA
! Etapa 6
!
    CALL RUNGE(N,L,X,Y,M,MX,G,L0,X0,MM,LW,AP,HV,C,DT)

    ERRO(TEMPO) = (Y(1)-YSP)*1000000.0

    END DO          ! Final do laço de Runge-Kutta
!
! Lei de Controle
!
    SOMA = 0.0
    DO I=1,TEMPO
      SOMA = SOMA + ERRO(I)
    END DO
    DELTAT = DT
    L0=L0 + KC*ERRO(TEMPO)+KC*(DELTAT/TAU)*SOMA

!
! Impressão dos Resultados
!
    Y1PRINT = Y(1)*1000000.
    WRITE(4,*)TEMPO,Y1PRINT
    WRITE(5,*)TEMPO,L0
    WRITE(13,*)TEMPO,Y(N+1)*1000000.

    END DO          ! Final do laço DO WHILE

    DEALLOCATE (ERRO)

    END SUBROUTINE
```

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BADGWELL, T. Robust Stability Conditions for SISO Model Predictive Control Algorithms. *Automatica*, v. 33, n. 6, p. 1357-1361, 1997

BOURNE, J. R., STOCKAR, U. V., COGGAN, G. C. Gas Absorption with Heat Effects. I. A New Computational Method. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, v. 13, n. 2, p. 115-123, 1974

BRAVO, J. L. Column Internals. *Chemical Engineering*, p 76-83, february 1998

CLARKE, D. W., MOHTADI, C., TUFFS, P. S. Generalized Predictive Control - Part I: The Basic Algorithm. *Automatica*, v. 23, n. 2, p. 137-148, 1987a

CLARKE, D. W., MOHTADI, C., TUFFS, P. S. Generalized Predictive Control - Part II: Extensions and Interpretations. *Automatica*, v. 23, n. 2, p. 149-160, 1987b

COULIBALY, E., MAITI, S., BROSILOW, C. Internal Model Predictive Control (IMPC). *Automatica*, v. 31, n. 10, p. 1471-1482, 1995

CUTLER, C. R.. Dynamic Matrix Control of Imbalanced Systems. *ISA Transaction*, v. 21, n. 1, p. 1-6, 1982

CUTLER, C. R., RAMAKER, B. L. Dynamic Matrix Control: a Computer Control Algorithm. *AIChE 86TM National Meet.*, Paper 51-B, april 1979. Citado por LUYBEN, W. L. *Process Modeling, Simulation and Control for Chemical Engineers*. New Jersey: McGraw-Hill, 1986

ECONOMOU, C. G., MORARI, M, PALSSON, B. O. Internal Model Control. 5. Extension to Nonlinear Systems. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 25, p. 403-411, 1986

GARCIA, C. E., MORARI, M.. Internal Model Control. 1. A Unifying Review and Some New Results. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 21, p. 308-323, 1982

GARCIA, C. E., MORARI, M. Internal Model Control. 2. Design Procedure for Multivariable Systems. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 24, p. 472-484, 1985a

GARCIA, C. E., MORARI, M. Internal Model Control. 3. Multivariable Control Law Computation and Tuning Guidelines. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 24, p. 484-494, 1985b

GARCÍA, C. E., PRETT, D. M., MORARI, M. Model Predictive Control: Theory and Practice - a Survey. *Automatica*, v. 25, n. 3, p. 335-348, 1989

Referências Bibliográficas

- GROTTOLI, M. G., BIARDI, G., PELLEGRINI, L. A New Simulation Model for a Real Trays Absortion Column. *Computers Chem. Engng.*, v. 15, n. 3, p. 171-179, 1991
- GUPTA, Y. P. Control of Integrating Processes Using Dynamic Matrix Control. *Trans IChemE*, v. 76, Part A, p. 465-470, may 1998
- KOTHARE, M. V., BALAKRISHNAN, V., MORARI, M. Robust Constrained Model Predictive Control using Linear Matrix Inequalities. *Automatica*, v. 32, n. 10, p. 1361-1379, 1996
- LAKSHMANAN, C. C., POTTER, O. E. Dynamic Simulation of Packed- and Tray-Type Absorbers. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 28, n. 9, p. 1397-1405, 1989
- LEE, J. H., MORARI, M., GARCIA, C. State-Space Interpretation of Model Predictive Control. *Automatica*, v. 30, n. 4, p. 707-717, 1994
- LUNDSTROM, P., LEE, J. H., MORARI, M., SKOGESTAD, S. Limitations of Dynamic Matrix Control. *Computers Chem. Engng.*, v. 19, n. 4, p. 409-421, 1995
- LUYBEN, W. L. Simple Method for Tuning SISO Controllers in Multivariable Systems. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 25, p. 654-60, 1986)
- LUYBEN, W. L. *Process Modeling, Simulation and Control for Chemical Engineers*. New Jersey: McGraw-Hill, 1986
- MAIA, M. L. O. *Controle Preditivo de Colunas de Absorção*. Campinas: UNICAMP, 1994. Tese (Mestrado)
- MARCHETTI, J. L., MELLICHAMP, D. A., SEBORG, D. E. Predictive Control Based on Discrete Convolution Models. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 22, p. 488-495, 1983
- MAURATH, P. R., MELLICHAMP, D. A., SEBORG, D. E. Predictive Controller Design for Sigle-Input / Single-Output (SISO) Systems. *Ind. Eng. Chem. Res.*, v. 27, n. 6, p. 956-963, 1988
- McCABE, W. L., SMITH, J. C., HARRIOT, P. *Unit Operation of Chemical Engineering*. McGraw-Hill, 1985
- MORSHEDI, A. M., CUTLER, C. R., SKROVANEK, T. A. Optimal Solution of Dynamic Matrix Control with Linear Programming Techniques (LMDC). *Proc. Am. Control conf., Boston, Massachusetts*, p. 199-208, 1985. Citado por PINTO, J. M. *Controle por Matriz Dinâmica em Colunas de Destilação*. Rio de Janeiro: COPPE / UFRJ, 1990. Tese (Mestrado)
- PINTO, J. M. *Controle por Matriz Dinâmica em Colunas de Destilação*. Rio de Janeiro: COPPE / UFRJ, 1990. Tese (Mestrado)
- PIRES, C. A. M. *Reforma Catalítica da Nafta: Modelagem, Simulação e Controle do Processo*. Campinas: UNICAMP, 2000. Tese (Doutorado)

Referências Bibliográficas

RICHARLET, J, RAUL, A., TESTUD, J. L., PAPON, J. Model Predictive Heuristic Control: Applications to Industrial Processes. *Automatica*, v. 14, n. 5, p. 413-428, 1978

RIVERA, D. E., MORARI, M., SKOGESTAD, S. Internal Model Control. 4. PID Controller Design. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.*, 25, p. 252-265, 1986

ROUHANI, R., MEHRA, R. K. Model Algorithmic Control (MAC); Basic Theoretical Properties. *Automatica*, v. 18, n. 4, p. 401-414, 1982

SEBORG, D. E., EDGAR, T. F., MELLICHAMP, D. A. *Process Dynamics and Control*. John Wiley&Sons, 1989

SHERWOOD, T. K., PIGFORD, R. L., WILKE, C. R. *Mass Transfer*. McGraw-Hill, 1975

STEPHANOPOULOS, G. *Chemical Process Control: An Introduction to Theory and Practice*. New Jersey: Prentice-Hall, 1984

ZAFIRIOU, E., MARCHAL, A. L. Stability of SISO Quadratic Dynamic Matrix Control with Hard Output Constraints. *AIChE Journal*, v. 37, n. 10, p. 1550-1560, 1991