

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MARINGÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**INVESTIGAÇÃO DO EFEITO DA FUNÇÃO OBJETIVO NO CONTROLE
PREDITIVO EM COLUNAS DE DESTILAÇÃO**

Abel Fidalgo Alves
Engenheiro Eletrônico, IME, 1988
Mestre em Engenharia Elétrica, IME, 1992
Orientador: Prof. Dr. Cid M.G. Andrade
Co-orientador: Prof. Dr. Mauro Ravagnani

Tese de Doutorado submetida à
Universidade Estadual de Maringá,
como parte dos requisitos
necessários à obtenção do Grau de
Doutor em Engenharia Química,
área de Desenvolvimento de
Processos.

Maringá – PR – Brasil
Agosto de 2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(Biblioteca Central - UEM, Maringá, PR, Brasil)

A553i Alves, Abel Fidalgo
Investigação do efeito da função objetivo no controle
preditivo em colunas de destilação / Abel Fidalgo Alves.
-- Maringá, 2015.
90 f. : il., color., tabs., figs.

Orientador: Prof. Dr. Cid Marcos Gonçalves Andrade.
Co-orientador: Prof. Dr. Mauro Antonio da Silva Sá
Ravagnani

Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Maringá,
Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia
Química, Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Química, 2015.

1. Destilação. 2. Controle preditivo. 3. Função
objetivo. I. Andrade, Cid Marcos Gonçalves, orient. II.
Ravagnani, Mauro Antonio da Silva Sá, coorient. III.
Universidade Estadual de Maringá. Centro de Tecnologia.
Departamento de Engenharia Química. Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Química. IV. Título.

CDD 21.ed. 660.28425

AHS

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MARINGÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

Esta é a versão final da Tese de Doutorado apresentada por Abel Fidalgo Alves perante a Comissão Julgadora do Curso de Doutorado em Engenharia Química em 31 de agosto de 2015.

COMISSÃO JULGADORA



Prof. Dr. Cid Marcos Gonçalves Andrade
Orientador / Presidente



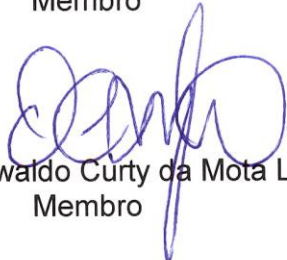
Prof. Dr. Mauro Antonio da Silva Sá Ravagnani
Coorientador



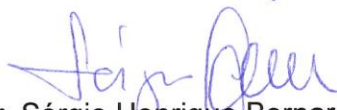
Prof. Dr. Ilton José Baraldi
Membro



Prof. Dr. Gilson Junior Schiavon
Membro



Prof. Dr. Oswaldo Cúty da Mota Lima
Membro



Prof. Dr. Sérgio Henrique Bernardo de Faria
Membro

DEDICATÓRIA

Ao meu pai
Octavio dos Santos Alves
(in memoriam)
e à minha família.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Cid Marcos Gonçalves Andrade, meu orientador, pela confiança em mim depositada, paciência, apoio e auxílio, indispensáveis para a elaboração do trabalho.

Aos colegas do DEQ que sempre me incentivaram durante a elaboração do trabalho.

Aos demais amigos e colegas não citados que contribuíram de forma direta ou indireta com a realização deste trabalho.

INVESTIGAÇÃO DO EFEITO DA FUNÇÃO OBJETIVO NO CONTROLE PREDITIVO EM COLUNAS DE DESTILAÇÃO

AUTOR: ABEL FIDALGO ALVES

ORIENTADOR: PROF. DR. CID M. ANDRADE

Tese de Doutorado; Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química; Universidade Estadual de Maringá; Av. Colombo, 5790, BL E46 – 09; CEP: 87020-900 – Maringá – PR, Brasil, defendida em agosto de 2015. (102 páginas)

RESUMO

A destilação é um método comum e com grande gasto energético utilizado para separação nas indústrias petrolífera, de alimentos, químicas, etc. Porém, os princípios da destilação não são diferentes daqueles usados nas primeiras colunas de destilação do século 19. As exigências de energia térmica no processo de destilação são enormes. A eficiência termodinâmica do processo de destilação é menor que 10%. Estima-se que 8% de toda energia usada pelas indústrias dos EUA é consumida no processo de destilação. A energia é responsável por 50 a 60% do custo de operação das refinarias enquanto que nas indústrias químicas essa percentagem varia de 30 a 40%. Estes dados mostram o potencial de economia que o processo de destilação pode alcançar quando esse processo é submetido a um melhor controle e otimizado.

O Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC) é uma técnica de controle avançado com características que resolvem problemas operacionais presentes em colunas de destilação. O MPC pode lidar com sistemas multivariáveis com interações e tempos mortos apreciáveis, não linearidades e restrições nas variáveis.

Uma das partes mais importantes no MPC é a minimização de uma função objetivo. Podem ser usados tipos diferentes de função objetivo no algoritmo de controle MPC, com parâmetros de ajuste específicos para cada tipo de função objetivo.

Nesta tese, o modelo de Wood-Berry para colunas de destilação foi utilizado, sendo implementada uma estratégia de controle MPC que usa uma função objetivo com custo

econômico integrado. Finalmente, foram feitos ajustes nos parâmetros da função objetivo de modo a verificar como esses ajustes influenciam na resposta do Controlador MPC.

Dentro das condições em que as simulações foram realizadas, o controlador MPC com função objetivo proposta funcionou corretamente, estabilizando a coluna de destilação quando esta foi submetida a uma variação no setpoint e também a uma série de distúrbios na alimentação. É importante perceber que o controlador implementado é mais eficiente do ponto de vista energético que o controlador MPC padrão.

INVESTIGATION OF THE EFFECT OF OBJECTIVE FUNCTION IN PREDICTIVE CONTROL OF DISTILLATION COLUMNS

AUTHOR: ABEL FIDALGO ALVES

SUPERVISOR: PROF. DR. CID M. ANDRADE

Doctor Thesis; Chemical Engineering Graduate Program; Universidade Estadual de Maringá; Av. Colombo, 5790, BL E46 – 09; CEP: 87020-900 – Maringá – PR, Brazil, presented in august 2015. (102 pages)

ABSTRACT

Distillation is a common unit operation with great energy expenditure used for separation in the oil, food, chemical industries. However, the technology currently used today in the distillation process is not very different from that used in the first distillation columns in the 19th century. The requirements of thermal energy in the distillation process are enormous. The thermodynamic efficiency of distillation processes is less than 10%. It is estimated that 8% of all energy used by U.S. industries is consumed in the distillation process. Energy is responsible for 50 to 60% of refineries operating costs while in chemical industries that proportion varies from 30 to 40%. These data shows the potential of energy savings that the distillation process can be achieved when the process is subjected to better control and optimized.

The Model Based Predictive Control (MPC) is an advanced control technique with features that solve operational problems present in distillation columns. The MPC can deal with of multivariable systems with interactions and considerable dead times, nonlinearities and restrictions on the variables.

One of the most important steps in the MPC is the minimization of an objective function. Different types of objective functions can be used in the MPC control algorithm with specific parameter settings for each type of objective function.

In this thesis, the Wood-Berry model for distillation columns was used. A MPC control strategy for distillation column using a objective function with economic cost was

implemented. Adjustments in the parameters of the objective function were made in order to see how these settings influence the response of the MPC controller.

Within the conditions under which the simulations were performed, the MPC controller with the objective function proposed worked properly, stabilizing the distillation column when it has undergone a change in the setpoint and also a series of disturbances in the feed. It is important to realize that the implemented controller is more efficient using energy point of view than the standard MPC controller.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	viii
INDICE DE FIGURAS	xiii
INDICE DE TABELAS	xv
NOTAÇÃO	xvi
ABREVIATURAS E SIGLAS	xviii
1. INTRODUÇÃO	01
1.1. Colocação do problema e objetivos	01
1.2. Estrutura do trabalho	02
1.3. Principais contribuições	03
2. CONTROLE DE COLUNAS DE DESTILAÇÃO	04
2.1. Introdução	04
2.2. Descrição do processo de destilação	04
2.3. Colunas de destilação	05
2.4. Estratégias de controle típicas de colunas de destilação	09
2.4. Conclusão	14
3. MPC – CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO	15
3.1. Introdução	15
3.2. Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC)	15
3.3. Breve histórico do MPC	17
3.4. Estrutura do Controlador	18
3.5. Diagrama de blocos simplificado	20
3.6. Principais componentes do MPC	21
3.6.1. Modelo do processo	21
3.6.2. Função Objetivo	23

3.6.2.1. Função Objetivo quadrática	23
3.6.2.2. Função Objetivo valor absoluto	24
3.7. Conclusão	24
4. FUNÇÃO OBJETIVO COM CUSTO ECONÔMICO	26
4.1. Introdução	26
4.2. Otimização em Tempo Real	26
4.3. Integrando RTO no controle preditivo MPC	29
4.4. Conclusão	31
5. EFEITO DA FUNÇÃO OBJETIVO NO MPC	33
5.1. Introdução	33
5.2. Preparação da simulação	33
5.3. Sintonia do controlador preditivo MPC	34
5.4. Resultados do controlador implementado	35
5.4.1. Mudança no setpoint de X_D em 5%	37
5.4.1.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$	37
5.4.1.2 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$	38
5.4.1.3 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	39
5.4.1.4 Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	40
5.4.1.5 Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	41
5.4.2. Degrau na alimentação	42
5.4.2.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$	42
5.4.2.2 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$	43
5.4.2.3 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	44
5.4.2.4 Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	45
5.4.2.5 Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	46
5.4.3. Pulso de 20% na alimentação	47
5.4.3.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$	47

5.4.3.2	Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$	48
5.4.3.3	Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	49
5.4.3.4	Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	50
5.4.3.5	Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	51
5.4.4.	Pulso aleatório na alimentação	52
5.4.4.1	Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$	52
5.4.4.2	Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$	53
5.4.4.3	Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	54
5.4.4.4	Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	55
5.4.4.5	Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$	56
5.5.	Influência do custo no controlador preditivo MPC	57
5.5.1.	Mudança no setpoint de X_D em 5%.	57
5.5.1.1	Controlador preditivo com custo econômico	58
5.5.1.2	Controlador preditivo sem custo econômico	59
5.5.2.	Pulso de 20% na alimentação	60
5.5.2.1	Controlador preditivo com custo econômico	60
5.5.2.2	Controlador preditivo sem custo econômico	61
5.6.	Conclusão	62
6.	CONCLUSÃO E SUGESTÕES	64
7.	BIBLIOGRAFIA	66
8.	APÊNDICE	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 – Coluna de destilação típica	07
Figura 2.2 – Variáveis controladas e manipuladas em uma coluna de destilação típica	10
Figura 2.3 – Configuração típica de uma coluna de destilação utilizando sensores de concentração	12
Figura 2.4 – Coluna utilizando sensores de temperatura para inferência da concentração	13
Figura 3.1 – Esquema de funcionamento do MPC	19
Figura 3.2 – Diagrama de blocos para o MPC	20
Figura 4.1 - Camadas dos sistemas de automação e controle das unidades industriais	27
Figura 5.1 – Diagrama da coluna de destilação de Wood-Berry	34
Figura 5.2 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.	37
Figura 5.3 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$.	38
Figura 5.4 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	39
Figura 5.5 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	40
Figura 5.6 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	41
Figura 5.7 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.	42
Figura 5.8 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$.	43
Figura 5.9 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	44
Figura 5.10 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	45
Figura 5.11 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	46
Figura 5.12 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.	47
Figura 5.13 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$.	48
Figura 5.14 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	49
Figura 5.15 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	50
Figura 5.16 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	51
Figura 5.17 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.	52
Figura 5.18 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,5 \ 0,5]$.	53
Figura 5.19 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	54
Figura 5.20 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	55

Figura 5.21 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.	56
Figura 5.22 – Resposta no setpoint usando controlador com custo econômico.	58
Figura 5.23 – Resposta no setpoint usando controlador sem custo econômico.	59
Figura 5.24 – Resposta ao pulso usando controlador com custo econômico.	60
Figura 5.25 – Resposta ao pulso usando controlador com custo econômico.	61
Figura 5.26 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle para diferentes valores da razão R/Q .	62
Figura 5.27 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle com e sem custo para mudança no setpoint	63
Figura 5.28 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle com e sem custo para pulso na alimentação.	63

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1 - categorias de classificação das colunas de destilação	06
--------------------------------------------------------------------	----

NOTAÇÃO

a_i	Coeficientes da resposta ao degrau
B	Fluxo do produto de fundo
c_u	Custo associado às variáveis manipuladas
c_y	Custo associado às variáveis controladas
D	Fluxo do produto de topo
\mathbf{d}_m	Perturbações mensuráveis do processo
\mathbf{d}_u	Perturbações não mensuráveis do processo
\mathbf{e}	Erro entre o estado do processo e o estado previsto pelo modelo
ε	Fator de sintonia
$F(s)$	Alimentação
k	Instante de tempo discreto
J	Função objetivo
$L_{condens}$	Fluxo condensado
M	Massa molar
M	Horizonte de controle
N	Horizonte do modelo
P	Horizonte de predição
\mathbf{Q}	Matriz penalizadora para variáveis controladas
r_{k+1}	<i>Setpoint</i> no instante $K + 1$
R^*	Razão de refluxo ($L_{n+1}/L_{condens}$)
\mathbf{R}	Matriz penalizadora para variáveis manipuladas
$R(s)$	Taxa de refluxo para a coluna
$S(s)$	Taxa de vapor para a coluna
T	Temperatura
\mathbf{u}	Variáveis de controle ou manipulada
u_{SS}	Entrada manipulada no ponto ótimo economicamente
Δu	Variações em degrau das entradas

w	Peso na variável manipulada
$X_D(s)$	Composição de destilado
$X_B(s)$	Composição de produto de fundo
x	Fração molar do líquido,
\mathbf{x}	Estado atual do processo
\mathbf{x}_p	Estado previsto pelo modelo
\mathbf{x}_{sp}	<i>Setpoint</i>
y_k	Saída do sistema no instante k
\hat{y}_{k+1}	Previsão da saída no instante $K + 1$
y_{ss}	Saída controlada no ponto ótimo economicamente

ABREVIATURAS E SIGLAS

- CC1 – Concentração de produto de topo
- CC2 – Concentração de produto de fundo
- DEQ – Departamento de Engenharia Química
- IME – Instituto Militar de Engenharia
- LC1 – Nível do acumulador
- LC2 – Nível de produto de fundo
- LP – Programação linear.
- LQR – Controle linear quadrático
- LRQP – Programação quadrática de longo alcance
- MIP – Programação inteira mista
- MPC – Controle preditivo baseado em modelo
- QP – Programação quadrática
- RTO – Otimização em tempo real
- UEM – Universidade Estadual de Maringá
- UTFPr – Universidade Tecnológica Federal do Paraná

1. INTRODUÇÃO

1.1 Colocação do Problema e Objetivos

As colunas de destilação são os mais importantes equipamentos para separação de uma mistura de líquidos miscíveis em seus componentes na indústria química e petroquímica. Esta separação é realizada aproveitando-se o fato de os componentes da mistura terem diferentes temperaturas de ebulição. Assim, Por meio do fornecimento de calor à mistura consegue-se preferencialmente vaporizar as substâncias mais voláteis (com menor temperatura de ebulição), que são condensadas no topo da coluna, enquanto que as menos voláteis tendem a permanecer na fase líquida no fundo da coluna. Estes equipamentos também são responsáveis por grande parte do custo operacional de uma refinaria ou de uma central petroquímica, em função do alto consumo energético necessário para o aquecimento e resfriamento das correntes. Portanto, o grande desafio dos engenheiros de automação e otimização é projetar sistemas de controle para as colunas de destilação que garantam a qualidade dos produtos com um consumo mínimo de energia.

O Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC) é uma técnica de controle avançado com características que resolvem problemas operacionais presentes nas colunas de destilação. O MPC pode lidar com sistemas multivariáveis com interações e tempos mortos apreciáveis, não linearidades e restrições nas variáveis.

No algoritmo de controle MPC, é feita a minimização de uma função objetivo, podendo ser usados tipos diferentes de função objetivo, com parâmetros de sintonia específicos para cada tipo de função. Neste trabalho utilizou-se uma função objetivo com custo econômico. O estudo foi feito utilizando-se o modelo de Wood-Berry para colunas de destilação.

Em geral, os trabalhos feitos sobre controle preditivo em colunas de destilação dão mais importância à obtenção de um modelo da coluna Por meio de técnicas de identificação de sistemas e depois utilizam a uma função objetivo padrão (quase sempre

quadrática) durante o problema de otimização. Além disso, poucas vezes é feita a análise da variação dos parâmetros de sintonia da função objetivo.

O objetivo deste trabalho é implementar uma estratégia de controle preditivo (MPC) para colunas de destilação que usam uma função objetivo que inclui o custo econômico no processo de otimização. Em seguida, são feitos ajustes nos parâmetros de sintonia da função objetivo de modo a verificar como estes ajustes influenciam a resposta do controlador preditivo MPC. A implementação do controlador MPC é feita utilizando-se a simulação por meio do software MATLAB.

1.2 Estrutura do Trabalho

A tese está organizada em capítulos para uma melhor apresentação da metodologia empregada, resultados obtidos, conclusões e perspectivas para trabalhos futuros.

O capítulo 1 é composto por esta pequena introdução, na qual são colocados o problema e os objetivos do trabalho. Apresenta-se a estrutura da tese e as principais contribuições do trabalho.

O capítulo 2 apresenta uma visão geral sobre controle de colunas de destilação sendo apresentados: a descrição do processo de destilação, a descrição de uma coluna de destilação e as estratégias de controle típicas em colunas de destilação.

No capítulo 3, o Controle Preditivo baseada em Modelo (MPC) é apresentada. É feita uma introdução seguida da descrição do método. Descrevem-se também alguns modelos utilizados no MPC, bem como as funções objetivo mais comuns.

No capítulo 4, é feita uma introdução sobre otimização em tempo real de processos (RTO), em que a teoria básica usada para incluir o custo econômico na função objetivo é apresentada. São apresentadas algumas opções para a integração do custo econômico ao controle preditivo e, finalmente, é proposta uma função objetivo com custo econômico integrado para ser utilizada neste trabalho.

No capítulo 5, são mostrados os resultados da aplicação do controlador preditivo (MPC) com função objetivo com custo integrado no modelo de coluna de destilação de Wood-Berry. São verificados quais os efeitos sobre o controle MPC quando alguns

parâmetros de sintonia da função objetivo utilizada são alterados, na presença de perturbações no setpoint e na alimentação da coluna. Também é feita a comparação entre um controlador MPC proposto e o controlador MPC padrão.

No capítulo 6 são apresentadas as conclusões finais e sugestões para trabalhos futuros.

Finalmente, no capítulo 7, são relacionadas as principais referências que contribuíram para este trabalho e, em seguida, nos apêndices, apresentam-se os programas desenvolvidos com o software MATLAB e a descrição de algumas funções utilizadas (em inglês).

1.3 Principais Contribuições

As principais contribuições deste trabalho são:

- A proposta de uma função objetivo que inclui o custo econômico no processo de otimização.
- Implementação do Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC) em uma coluna de destilação usando a função objetivo com custo econômico integrado.
- Por meio da variação de parâmetros de sintonia, avaliar o efeito da função objetivo com custo econômico integrado no controle preditivo (MPC) em colunas de destilação.
- Incentivar novos trabalhos na área de controle preditivo MPC no âmbito do DEQ/UEM.

2. CONTROLE DE COLUNAS DE DESTILAÇÃO

2.1 – Introdução

Neste capítulo são apresentadas uma breve descrição do processo de destilação bem como as características básicas e funcionamento de uma coluna de destilação. Finalmente, são descritas as estratégias típicas usadas em controle de colunas de destilação.

2.2 – Descrição do processo de destilação

O processo de destilação é o processo de separação mais utilizado na indústria química. Por meio de destilação, consegue-se a separação das substâncias que formam uma determinada mistura por meio de aquecimento e resfriamento. Seu princípio de funcionamento é basicamente o aquecimento da mistura para a ebulição da substância mais volátil. Com o resfriamento por meio de um condensador conseguimos condensar a substância mais volátil que está em forma de vapor, separando-a da mistura. Um processo típico de destilação é a destilação do petróleo para a separação das substâncias que o constituem (gás, querosene, gasolina, etc.). Em SEADER & HENLEY (1998), KISTER (1992), KISTER (1990), BILLET (1979), WINKLE (1967), STICHLMAIR e FAIR (1998) o processo de destilação é descrito com mais detalhes.

Para promover a separação são requeridas grandes quantidades de energia para promover a vaporização e a condensação da mistura a ser destilada. De acordo com WILSON (2000), a destilação tem ainda três grandes vantagens sobre outros métodos de separação para misturas de fluidos homogêneos:

- 1) Possibilidade de trabalhar com uma larga variação de vazão de alimentação. Muitos dos processos alternativos para separação de misturas de fluidos podem trabalhar somente com baixas vazões de alimentação, enquanto a destilação pode ser projetada para a separação de vazões extremamente grandes ou pequenas de alimentação.
- 2) A capacidade de separar a carga alimentada dentro de uma larga faixa de concentrações de alimentação. Na maioria dos métodos de separação, consegue-se separar fluidos que são relativamente puros.
- 3) A capacidade de separar um produto destilado de alta qualidade, enquanto a maioria dos outros métodos de separação realiza uma separação parcial e não consegue obter componentes puros.

2.3 – Colunas de Destilação

O tema desta seção está baseado nas referências: BARCZA (2005), FERREIRA (2005), DESHPANDE (1985) e BRAVO (2005).

O principal equipamento utilizado na destilação é a Coluna de Destilação também chamada de Torre de Destilação ou Fracionador. A coluna de destilação serve a dois propósitos:

- 1) Separa a alimentação em uma parte gasosa (vapor) que sobe pela coluna e uma parte líquida que desce pela coluna.
- 2) Permite uma mistura efetiva entre os dois fluxos contrários (vapor e líquido).

Neste trabalho será utilizada uma coluna de destilação em que a corrente de alimentação a ser processada é constituída de uma mistura binária, ou seja, possui dois componentes. O componente puro que evapora em uma temperatura menor é chamado de componente mais volátil da mistura e o componente puro que evapora em uma temperatura maior é chamado de componente menos volátil da mistura. Existem colunas de destilação

usadas para separar correntes de alimentação com vários componentes, chamadas colunas de destilação multicomponentes.

Podem-se classificar as colunas de destilação em várias categorias de acordo com a qualidade avaliada. A tabela 2.1 mostra algumas categorias de classificação das colunas de destilação.

Segundo a natureza da operação, as colunas podem ser classificadas em Contínua e Batelada. Na operação contínua o equipamento opera de forma permanente, sendo alimentado continuamente e na operação em batelada: o equipamento é carregado com toda a matéria-prima necessária, o processamento é efetuado e, ao final, os produtos são removidos.

Tabela 2.1 - categorias de classificação das colunas de destilação

Qualidade Avaliada	Classificação
Natureza da Operação	- Contínua - Batelada
Natureza da Alimentação a ser processada	- Binária - Multicomponente
Número de correntes existentes	- Sem saída lateral - Com saída lateral (Multiprodutos)
Existência de Alimentação extra	- Azeotrópicas (no topo) - Extrativas (na base)
Condições de operação quanto à pressão	- Pressurizadas - Atmosféricas - A vácuo
Tipo de dispositivo interno	- Recheio - Pratos

Em operações de pequena escala, ou em que o processo corrosivo é muito acentuado, é utilizado o processo em batelada. No entanto, na maior parte das operações, é mais vantajoso economicamente manter uma operação contínua, com o mínimo de

perturbações ou de paradas. Isto se dá em virtude da maior produtividade e, conseqüentemente, do menor preço unitário do produto. Uma operação em que as condições operacionais não variam mais com o tempo é considerada como estando em regime permanente (ou em estado estacionário). A maioria das colunas de destilação da indústria pode levar dias, ou até mesmo semanas para atingir este estágio. Espera-se que o desempenho de uma coluna de operação seja o mesmo em todos os momentos. No entanto, as condições operacionais não são constantes, devido às inúmeras perturbações existentes. Para contorná-las é necessário que os sistemas de controle sejam robustos, capazes de conduzir e manter o processo funcionando dentro de certos padrões de comportamento, tendo por objetivo manter a composição do produto. A figura 2.1 descreve de maneira simplificada uma coluna de destilação típica:

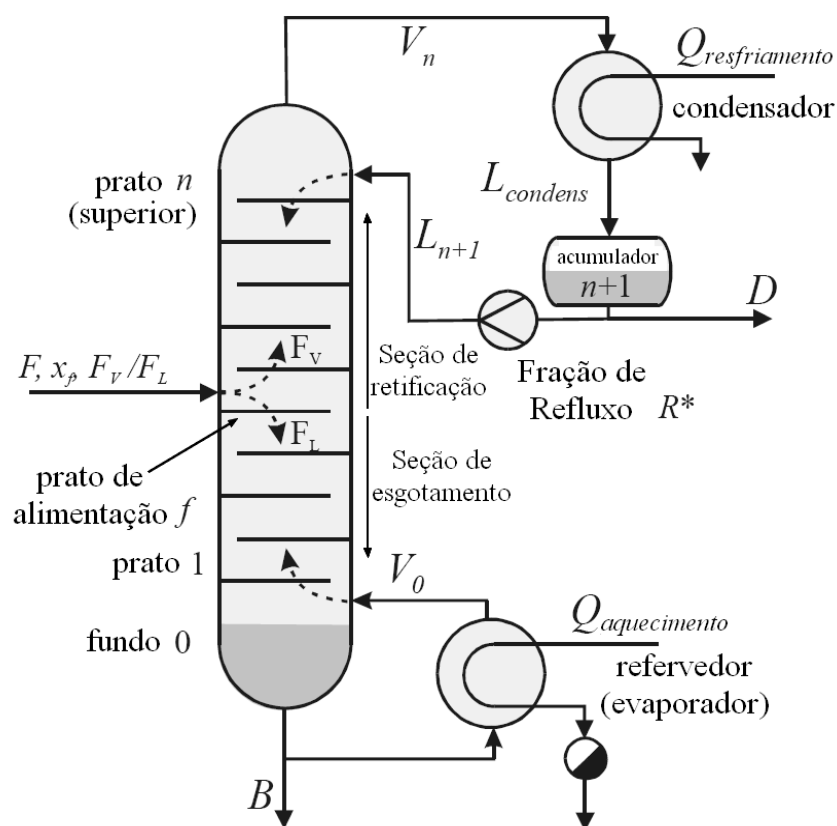


Figura 2.1 – Coluna de destilação típica (ROFFEL, 2006)

Geralmente uma coluna de destilação é constituída basicamente dos seguintes componentes:

1. Cilindro vertical, onde ocorre a separação;
2. Pratos (bandejas), que proporcionam a separação dos componentes;
3. Refervedor (evaporador), que fornece o calor para o processo;
4. Condensador, responsável pela condensação do vapor no topo da coluna;
5. Tanque acumulador, para garantir o refluxo para a coluna.

A coluna é dividida em duas seções: A seção acima do ponto em que é introduzida a vazão (corrente) de alimentação é chamada de retificação e a seção inferior é chamada de esgotamento. O líquido que está na parte superior da coluna flui para baixo, pelo efeito da gravidade, de estágio em estágio até atingir a base da coluna. Uma parte deste fluido é enviada a um refervedor e a outra parte é retirada como produto de fundo. O papel do refervedor é transferir calor ao líquido. Parte deste é vaporizado e enviado de volta à coluna como refluxo interno.

Os pratos que compõem os estágios de uma coluna de fracionamento podem ser de diversos tipos: valvulados, borbulhadores, perfurados, etc. Por sua simplicidade e baixo custo, os pratos perfurados são os mais populares. Em virtude da diferença de pressão mantida pelo refervedor, o vapor escoar para cima, passando pelos orifícios dos pratos e entrando em contato com o líquido ali existente. Por sua vez, o líquido escoar para baixo. Por meio de vertedouros centrais ou laterais, os quais são responsáveis pela formação do nível em cada prato.

O líquido presente em cada estágio é mais rico no componente mais volátil do que o vapor que ali chega. Há uma interação entre as duas fases que resulta em um empobrecimento do componente mais volátil no líquido, e um enriquecimento do componente mais volátil no vapor. Em cada prato o sistema atinge um ponto de equilíbrio, pois parte do componente menos volátil se condensa e parte do componente mais volátil se vaporiza.

O vapor ascende na coluna, aumentando gradualmente a porcentagem de componente mais leve em sua composição, até atingir o topo, passando posteriormente por um condensador. Esse dispositivo condensa o vapor por meio de um fluido refrigerante que retira calor. O destilado resultante é armazenado em um tanque acumulador. Uma parte deste é enviada de volta para a coluna como refluxo e a outra parte retirada como produto de topo. O refluxo é introduzido na coluna para retirar calor do topo, propiciando a existência de uma fase líquida no último estágio da mesma, evitando que o número de estágios vá para o infinito. A fase líquida se propaga para baixo, como já citado, provocando a ocorrência das fases líquida e vapor, com temperaturas crescentes no sentido da base da coluna.

2.4 Estratégias de Controle Típicas de Colunas de Destilação

Segundo FRANCHI (2010), a operação de um sistema de controle de uma coluna de destilação de forma incorreta terá, como consequência, a ocorrência de instabilidades no processo. Estas instabilidades podem afetar a pureza do produto, capacidade de produção da coluna, aspectos econômicos da operação, podendo ainda afetar a segurança do processo e danificar a coluna de destilação. A ideia de se aplicar uma estratégia de controle à coluna de destilação é selecionar um dentre os diversos esquemas de controle possíveis que atenda às necessidades operacionais do processo, por meio de ações corretivas, possibilitando a operação do equipamento mesmo com a ocorrência de distúrbios.

A previsão de um comportamento dinâmico da coluna de destilação é bastante difícil, sendo que o conhecimento obtido com colunas semelhantes pode ser uma ótima ferramenta para possibilitar a implementação de estratégias de controle.

De uma maneira geral, um sistema de controle aplicado a uma coluna de destilação possui os seguintes objetivos:

- Promover condições de operação estáveis para a coluna de destilação.
- Ajustar variáveis manipuladas do equipamento de forma que os produtos sempre alcancem as especificações solicitadas.

- Alcançar os objetivos da forma mais eficiente. Isto significa obter o produto final com o máximo rendimento do processo, com o menor consumo de energia possível.

A instrumentação em uma coluna de destilação, aliada a um sistema de controle, é fundamental para quantificar os efeitos das perturbações e atuar no processo de forma que estas variações não afetem a qualidade do produto final a ser obtido.

A Figura 2.2 mostra as variáveis tipicamente controladas em uma coluna de destilação, exceto vazões mássicas.

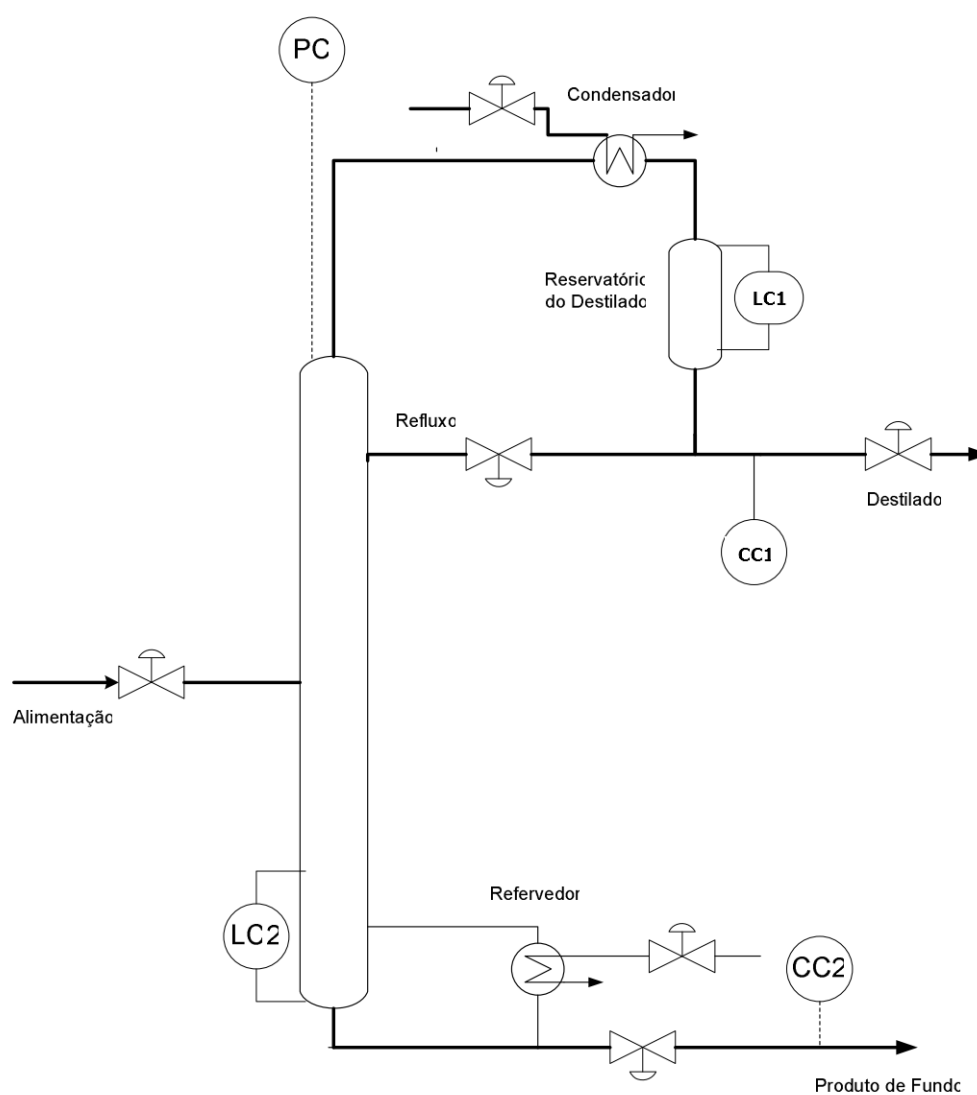


Figura 2.2 – Variáveis controladas e manipuladas em uma coluna de destilação típica.

(FRANCHI, 2010)

Estas variáveis incluem: pressão da coluna (PC), nível do fundo da coluna (LC2), nível do acumulador (LC1), concentração do produto de topo (CC1) e concentração do produto de fundo (CC2). Segundo KISTER (1992), as variáveis podem ser classificadas em dois grupos:

- Variáveis *single-loop*: Este grupo inclui pressões e níveis. Estas variáveis são controladas a fim de obter a operação estável para a coluna. Os valores desejados destas variáveis são definidos para atender considerações de estabilidade do processo, sem levar em consideração a especificação dos produtos finais. O controle de pressões e níveis regula a acumulação de matéria na coluna de destilação. Mantendo o nível constante previne-se acumulação de líquido, enquanto que o controle da pressão mantém o acúmulo de vapor a vazões mássicas desejáveis.
- Variáveis de objetivo: Este grupo inclui as concentrações de topo e de fundo, estas variáveis são controladas para se atingir os objetivos de operação da coluna. Os controles de concentração podem ser feitos diretamente, isto é, usando sensores de concentração nas correntes da coluna, ou indiretamente, usando propriedades físicas representativas da concentração do produto, como: índice de refração, densidade, pressão de vapor ou temperatura de equilíbrio dos pratos.

Em resumo, uma coluna de destilação típica possui cinco variáveis controladas: três variáveis (pressão e dois níveis) controlados para promover uma operação estável da coluna e as duas concentrações (topo e fundo) para obter a pureza dos produtos finais especificada. As variáveis manipuladas são as vazões mássicas que podem ser controladas pela abertura das suas respectivas válvulas de controle.

De acordo com BEQUETTE (1998), uma configuração típica para o controle de uma coluna de destilação utilizando sensores de concentração é mostrada na Figura 2.3.

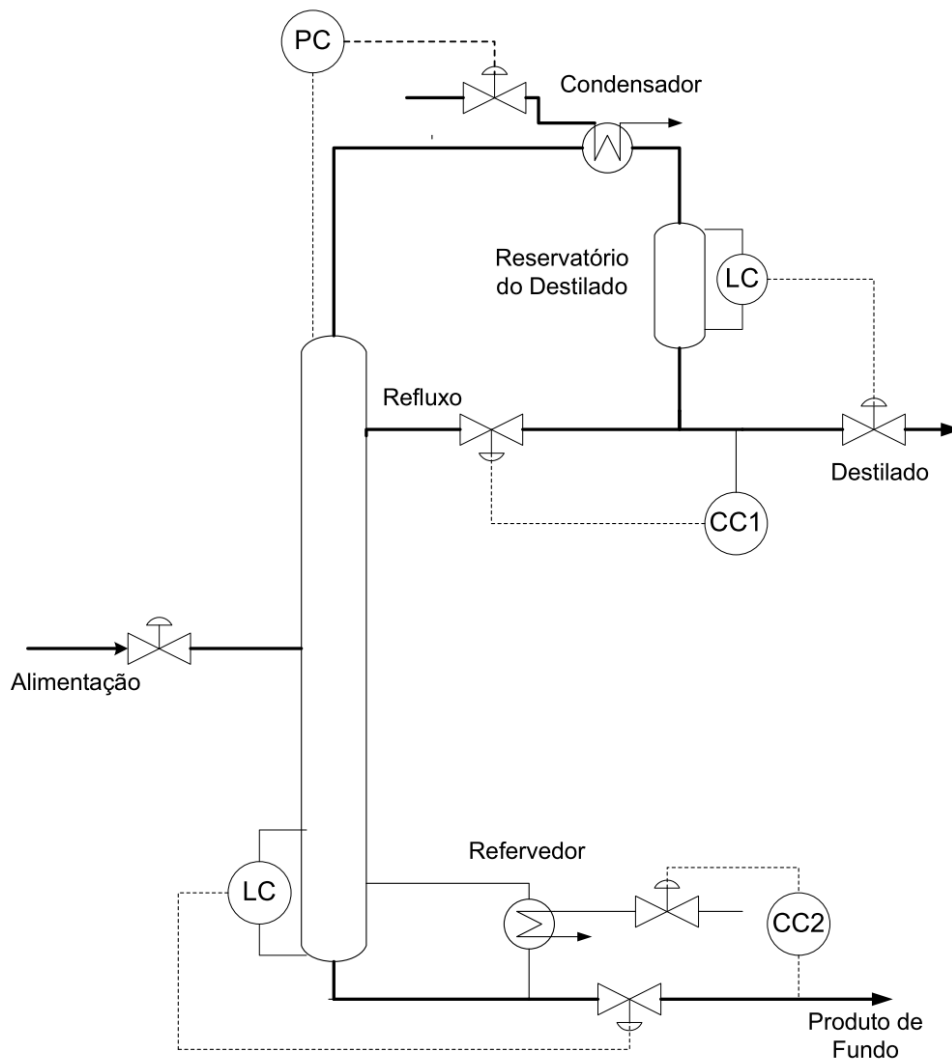


Figura 2.3 - Configuração típica de uma coluna de destilação utilizando sensores de concentração. (FRANCHI, 2010)

Nesta configuração existem cinco variáveis medidas (pressão, nível do produto destilado, nível de fundo, composição do destilado e composição de fundo) e cinco variáveis manipuladas (taxa de resfriamento do condensador, vazão de refluxo, vazão de destilado, vazão do produto de fundo, e taxa de aquecimento do refeedor). Além disso, se a alimentação da coluna é controlada, então haverá uma medição adicional (vazão de alimentação) e outra variável manipulada (porcentagem de abertura da válvula de alimentação).

Normalmente, considera-se que a pressão é controlada pela manipulação da taxa de resfriamento do condensador, dada pelo fluxo de água refrigerante no condensador. O nível do destilado é controlado pela manipulação da vazão do destilado e o nível do fundo é controlado pela manipulação da vazão do produto de fundo, assim como a concentração de fundo pode ser manipulada pela taxa de aquecimento do refeedor e a concentração de topo pela razão de refluxo.

A ideia do controle de processo é fazer a atuação em conjunto dos pares de variáveis manipuladas e controladas. Assim, várias malhas de controle seriam possíveis. Entretanto, a implementação de todas estas estratégias de controle seria inviável dos pontos de vista de controle de processo e econômico.

Devido à dificuldade da medição de composição de uma forma contínua, podem ser instalados sensores de temperatura para inferir a concentração (Figura 2.4).

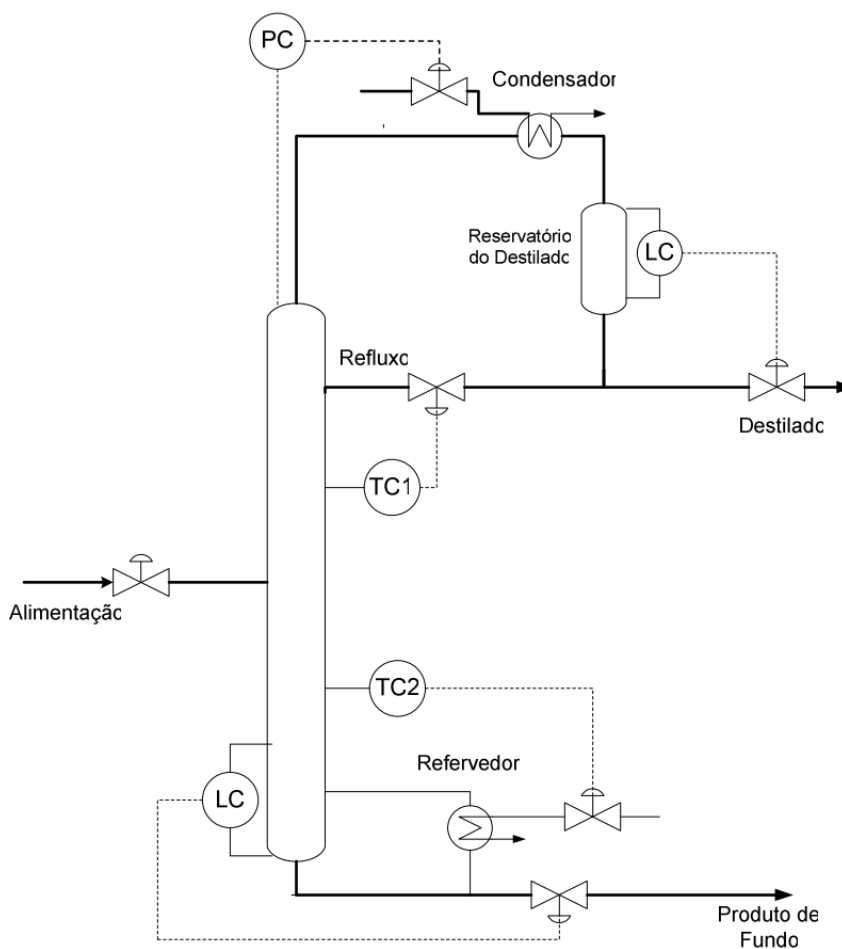


Figura 2.4 - Coluna utilizando sensores de temperatura para inferência da concentração.

(FRANCHI, 2010)

Percebe-se que existem várias opções possíveis para o controle de um sistema multivariável como a coluna de destilação. Ou seja, um dos principais desafios para os engenheiros em sistemas multivariáveis é definir a estratégia de controle que consiste em: (SKOGESTAD, 2004)

- Escolha das variáveis manipuladas.
- Escolha das variáveis controladas.
- Definição da necessidade de medições das variáveis de perturbação do sistema.
- Definição dos pares de variáveis controladas-manipuladas, no caso de sistemas multimalhas (quando se usa controle PID).
- Definição do controlador e da estratégia (PID ou Preditivo, cascata, antecipatório etc.)

2.5 Conclusão

O processo de destilação é o processo de separação mais utilizado na indústria química. Porém, este processo requer grandes quantidades de energia para promover a vaporização e a condensação da mistura a ser destilada e por isso devem ser criadas técnicas para reduzir o consumo durante a destilação.

O principal equipamento utilizado na destilação é a Coluna de Destilação também chamada de Torre de Destilação ou Fracionador. Numa coluna de destilação binária, a corrente de alimentação é constituída de uma mistura de dois componentes. O componente puro que evapora em uma temperatura menor é chamado de componente “leve” da mistura e o componente puro que evapora em uma temperatura maior é chamado de componente “pesado” da mistura.

Existem várias estratégias para controle de colunas de destilação, porém devido à quantidades de variáveis do processo, a escolha da melhor estratégia é um desafio de engenharia.

3. MPC – CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO

3.1 Introdução

Neste capítulo será descrita a estratégia de controle conhecida como Controle Preditivo Baseado em Modelo e cuja sigla é MPC. Inicialmente serão apresentadas as vantagens e desvantagens do MPC, seguido de um breve histórico do desenvolvimento mesmo. O algoritmo de controle do MPC será detalhado e finalmente serão descritos os componentes principais de um controlador preditivo baseado em modelo (MPC).

3.2 Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC)

Os controladores preditivos baseados em modelo, também conhecidos pelo acrônimo MPC, têm obtido um importante destaque no âmbito industrial desde a sua origem ocorrida no final dos anos setenta (CAMACHO; BORDONS, 2004). O termo MPC refere-se a uma classe de algoritmos que utiliza explicitamente o modelo do processo para obter uma sequência de controle ótima a cada período de amostragem (QIN; BADGWELL, 2003). Para obtenção desta sequência, otimiza-se uma função objetivo que considera tanto o esforço de controle, quanto o erro futuro, dentro de uma janela de predição. A cada período de amostragem, aplica-se apenas a primeira ação da sequência ótima, o que é conhecido como do princípio do horizonte deslizante (janela deslizante).

O destaque obtido pelos controladores preditivos deve-se principalmente à sua capacidade de incorporar uma série de características em uma estratégia de controle ótima. Algumas das principais vantagens dos controladores tipo MPC foram relacionadas por CAMACHO e BORDONS (2004), a saber:

- São particularmente interessantes para serem operados por pessoas com conhecimento limitado da teoria de controle uma vez que seus conceitos são intuitivos e a sintonia é relativamente simples.

- Podem ser utilizados para controlar uma grande variedade de processos, desde aqueles com dinâmicas mais simples até os que apresentam dinâmicas mais complexas, incluindo atrasos longos, sistemas de fase não-mínima e sistemas instáveis.
- É possível lidar de forma direta com o caso multivariável.
- A compensação de atraso é feita de forma intrínseca.
- O controle por pré-alimentação (*feed forward*) pode ser inserido de maneira natural de maneira a compensar perturbações mensuráveis.
- No caso sem restrições, o controlador resultante é uma lei de controle linear de implementação simples.
- A extensão para o tratamento de restrições é conceitualmente simples uma vez que estas podem ser sistematicamente incluídas durante o projeto.
- É bastante útil quando as referências futuras são conhecidas a exemplo de robótica e processos em batelada.
- É uma metodologia aberta, baseada em certos princípios básicos, o que permite extensões futuras.

Obviamente existem também desvantagens do MPC (KWONG, 2005):

- A estratégia MPC é bastante diferente das estratégias de controle multimalhas convencionais, não sendo inicialmente, familiar aos operadores da planta.
- Os cálculos MPC podem ser relativamente complicados, pois demandam, por exemplo, resolver um problema LP (do inglês *Linear Programming*) ou QP (do inglês *Quadratic Programming*) a cada instante de amostragem, necessitando, assim, de uma quantidade significativa de esforço e recursos computacionais.

- O desenvolvimento de um modelo dinâmico a partir dos dados da planta consome muito tempo, tipicamente requer de uma a três semanas de testes na planta.
- Desde que geralmente são usados modelos empíricos, eles são válidos somente na faixa de condições que foram considerados durante os testes.

3.3 Breve histórico do MPC

Um histórico sobre o Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC) foi feito por (HOLKAR e WAGHMARE, 2010). GOODWIN (2012) e LEE (2011) apresentam uma análise histórica mais detalhada.

Uma das primeiras aplicações que utilizou a tecnologia de MPC foi desenvolvida pelos engenheiros da Shell em 1973. O artigo de GARCIA et al (1989) discute várias técnicas de MPC. Ele mostra as vantagens no desenho e implementação destas técnicas e examina sua relação com o controle linear quadrático (LQR). Inclui também a aplicação do MPC em sistemas não-lineares. SCATTOLINI e BITTANTI (1990) forneceram algumas regras simples em termos da resposta ao degrau ou impulso da planta para a seleção do horizonte de previsão. Uma vez que este é fundamental para garantir a estabilidade em sistemas realimentados.

De acordo com CLARKE e SCATTOLINI (1991), o controle preditivo com horizonte móvel restrito otimiza uma função quadrática em um horizonte de custos para estabilizar plantas lineares. No entanto, o cálculo é mais complexo. Uma outra maneira é usar métodos de horizontes finitos.

QIN e BADGWELL (2003) forneceram uma visão geral das tecnologias de MPC comercialmente disponíveis. BEMPORAD e MORARI (1999) apresentaram uma pesquisa ampla sobre robustez em MPC e propuseram técnicas para o tratamento de restrições, estabilidade e desempenho. SANDOZ. et al. (2000) apresentou um trabalho sobre programação quadrática de longo alcance (LRQP) e métodos de programação quadrática (QP) para o uso em sistemas MPC quando estes lidarem com restrições nas entradas e saídas e violações das restrições.

GRIM et al. (2003) discutiu que o sistema não-linear produz instabilidade assintótica na ausência de robustez quando o problema de otimização contém restrições com horizontes curtos. Isso implica que a realimentação no MPC e a função objetivo são descontínuos em algum(ns) ponto(s). WARREN e MARLIN (2004) formularam um controlador MPC robusto baseado em uma multi-região que é calculado off-line para que sistemas estáveis permaneçam em um estado estacionário com restrição de entradas. Isso mantém as saídas do processo robustas quando existem restrições na saída e efeitos negativos nas entradas. GUANG et. al. (2005), mostraram que o controlador com horizonte infinito oferece um melhor acompanhamento da referência (*setpoint*). No entanto, se existem restrições no estado estacionário, o controlador produz um erro em relação ao *setpoint*. ABU-AYYAD e DUBAY (2007) apresentaram uma comparação em tempo real de vários tipos de controladores preditivos.

3.4 – Estrutura do Controlador

Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC) é um algoritmo de controle que utiliza um modelo do processo a ser controlado na determinação das saídas do controlador. Em cada instante de tempo, este modelo é utilizado para prever valores futuros das saídas do sistema. Essas previsões são utilizadas na formulação de um problema de otimização, cuja solução determina a sequência de entradas a serem aplicadas à planta de forma a minimizar uma função de objetivo (também chamada de custo) pré-determinada. Em geral, esta função leva em conta tanto os custos associados com diferenças entre as saídas do sistema e suas referências quanto os associados ao esforço de controle. A figura 3.1 ilustra de maneira esquemática como funciona este algoritmo. Para facilitar o entendimento, consideramos apenas uma entrada e uma saída. Contudo, esse mesmo esquema pode ser aplicado a sistemas com múltiplas entradas e múltiplas saídas.

O algoritmo é descrito resumidamente da seguinte maneira:

- A cada instante de tempo, k , um **Problema de Otimização** é resolvido. Uma **Função objetivo** (geralmente quadrática) baseada nas previsões da saída sobre um **horizonte de previsão P** é **minimizada** por uma seleção de ações de controle sobre um **horizonte de controle de M** ações de controle.

- Apesar do cálculo ser feito para M ações de controle, **apenas a primeira ação de controle é implementada**.
- No instante de tempo $k+1$, obtém-se a saída y_{k+1} e uma **correção no Modelo (atualização)** é feita, pois geralmente o valor obtido é diferente do valor previsto.
- Repete-se o ciclo

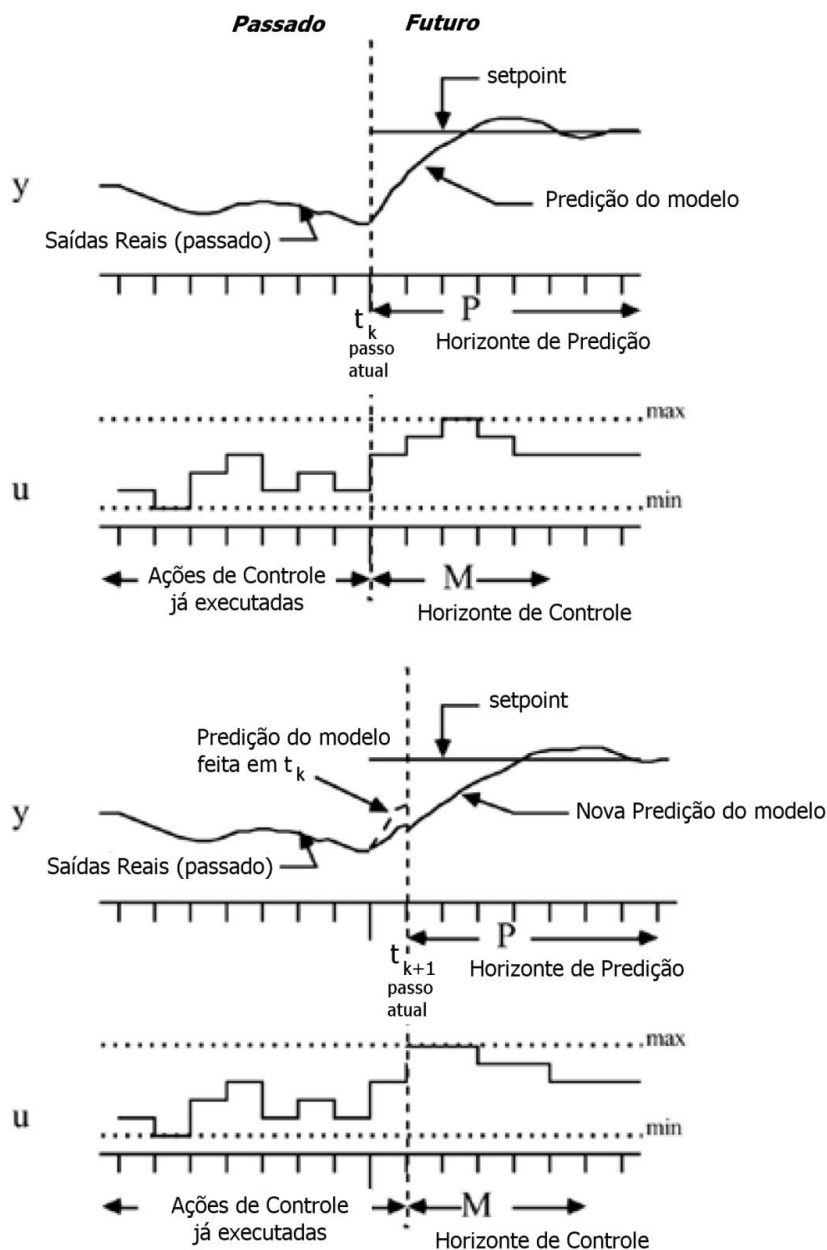


Figura 3.1 – Esquema de funcionamento do MPC (BEQUETTE, 1998)

Uma analogia muito boa para entender como o algoritmo de controle do MPC funciona é o jogo de xadrez. Nele, o jogador analisa a situação do jogo e planeja mentalmente uma sequência de jogadas. Porém, apenas **uma** jogada é executada. O outro jogador faz sua jogada e, obviamente, a situação do jogo muda. Assim, o jogador terá que planejar outra sequência de jogadas e executar apenas **uma**. E o ciclo se repete até a partida terminar.

3.5 – Diagrama de blocos simplificado

Um diagrama de blocos simplificado do MPC, proposto por RAMIREZ (1994) é mostrado na figura 3.2.

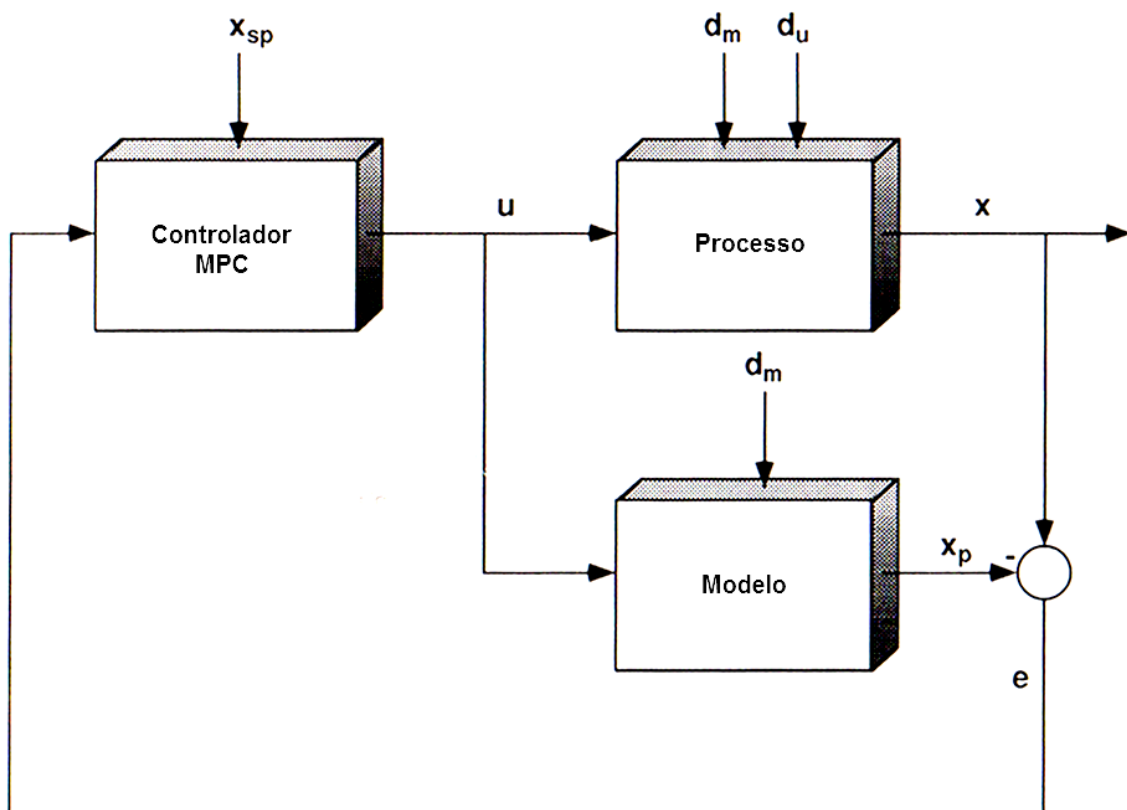


Figura 3.2 – Diagrama de blocos para o MPC. (RAMIREZ, 1997)

Em que:

- \mathbf{x} = estado atual do processo
- \mathbf{x}_p = estado previsto pelo modelo
- \mathbf{x}_{sp} = setpoint
- \mathbf{d}_m = perturbações mensuráveis do processo
- \mathbf{d}_u = perturbações não mensuráveis do processo
- \mathbf{u} = variáveis de controle ou manipulada
- \mathbf{e} = erro entre o estado do processo e o estado previsto pelo modelo.

Da figura 3.2, verifica-se que o sinal de realimentação é o erro, \mathbf{e} , entre o estado atual \mathbf{x} e o estado previsto \mathbf{x}_p . Este sinal de erro é zero se não existirem perturbações não mensuráveis no processo, \mathbf{d}_u , e se o modelo do processo é completamente preciso. Se isso não ocorrer, existirá um sinal de perturbação realimentado que entra no controlador MPC. Observa-se que a estrutura de um sistema MPC é composta por um elemento “*feed-forward*” (dado pelo estado previsto pelo modelo – \mathbf{x}_p) e por elemento de realimentação que corrige as incertezas do modelo e as perturbações não mensuráveis. Existem vários caminhos possíveis para implementar um controlador MPC (MORARI e ZAFIRIOU, 1989).

3.6 – Principais componentes do MPC

Dentre os componentes do controle preditivo MPC, o Modelo do Processo e a função objetivo estão entre os mais importantes (CAMPOS, 2013).

3.6.1 – Modelo do processo

O modelo é um elemento importante dentro do controlador, porque ele deve ser capaz de representar adequadamente a dinâmica do processo e permitir o cálculo das

predições da saída do processo. Além disso, deve ser intuitivo e ao mesmo tempo permitir uma análise teórica do sistema.

Desde o final da década de 70, quando os primeiros controladores MPC começaram a ser implementados, várias técnicas foram desenvolvidas utilizando diferentes tipos de modelo (CUTLER, 1979). Os modelos mais utilizados estão listados a seguir:

- Resposta ao degrau.
- Resposta ao impulso.
- Função de transferência.
- Espaço de estados.

Há ainda controladores que usam modelamento fuzzy ou de redes neurais para representar os processos, especialmente aqueles que possuem comportamento não-linear.

Neste trabalho será utilizado o modelo de resposta ao degrau por ser de implementação mais simples. Neste modelo, os valores preditos da saída do processo y são simplesmente os coeficientes da resposta ao degrau unitário do sistema, multiplicados pela amplitude das variações em degrau das entradas Δu .

Expressando matematicamente, a predição da saída do sistema no instante de tempo k , representada por \hat{y}_k , é dada pela expressão:

$$\hat{y}_k = \sum_{i=1}^N a_i \Delta u_{k-1} \quad (3.1)$$

Em que a_1, a_2, \dots, a_N são os N coeficientes da resposta ao degrau do sistema utilizados no modelo.

3.6.2 – Função objetivo

No algoritmo MPC, a cada instante de tempo, k , um problema de otimização é resolvido. Uma Função Objetivo baseada nas previsões da saída sobre um horizonte de predição P é minimizada por uma seleção de ações de controle sobre um horizonte de controle de M ações de controle. Esta técnica também é conhecida como controle em horizonte deslizante (BEQUETTE, 2010).

O termo otimização remete ao melhor valor para algum tipo de critério de desempenho. Este critério de desempenho é conhecido como função objetivo. Serão apresentados os dois tipos de função objetivo mais utilizadas no MPC.

3.6.2.1 – Função objetivo quadrática

A função objetivo mais comum é a função objetivo quadrática. Neste caso, a função objetivo é composta pela soma dos quadrados dos erros de predição (diferenças entre os valores dos setpoints e das saídas previstas pelo modelo) e dos quadrados das variações das ações de controle (mudanças entre as ações de controle de um passo para outro).

Uma função objetivo quadrática para um horizonte de predição igual a 3 e um horizonte de controle igual a 2 pode ser escrita como:

$$J = (r_{k+1} - \hat{y}_{k+1})^2 + (r_{k+2} - \hat{y}_{k+2})^2 + (r_{k+3} - \hat{y}_{k+3})^2 + w\Delta u_k^2 + w\Delta u_{k+1}^2 \quad (3.2)$$

Em que \hat{y} representa a saída prevista pelo modelo, r é o setpoint, Δu é a mudança na entrada manipulada de um instante de tempo para o próximo, w é um peso para as variações nas entradas manipuladas e os subscritos indicam o instante de tempo (k é considerada a amostra de tempo atual). Também é comum utilizar pesos para penalizar a diferença entre o setpoint e a previsão do modelo. Para um horizonte de predição P e um horizonte de controle M , a função objetivo pode ser escrita como:

$$J = Q \sum_{i=1}^P (r_{k+i} - \hat{y}_{k+i})^2 + R \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u_{k+i}^2 \quad (3.3)$$

Em que Q é uma matriz penalizadora para a diferença entre o setpoint e a previsão do modelo e R é uma matriz penalizadora para as variações nas entradas manipuladas.

3.6.2.2 – Função Objetivo valor absoluto

Outra função objetivo que pode ser utilizada é a Função Objetivo valor absoluto, que simplesmente usa a soma dos valores absolutos (módulos) entre os erros de predição e as ações de controle.

Para um horizonte de predição igual a 3 e um horizonte de controle igual a 2, a função objetivo valor absoluto pode ser escrita como:

$$J = |r_{k+1} - \hat{y}_{k+1}| + |r_{k+2} - \hat{y}_{k+2}| + |r_{k+3} - \hat{y}_{k+3}| + w|\Delta u_k| + w|\Delta u_{k+1}| \quad (3.4)$$

Em que os componentes são os mesmo da função objetivo quadrática. Também podem ser usados pesos para penalizar a diferença entre o setpoint e a previsão do modelo e a forma geral é semelhante à usada pela função objetivo quadrática:

$$J = Q \sum_{i=1}^P |r_{k+i} - \hat{y}_{k+i}| + R \sum_{i=0}^{M-1} |\Delta u_{k+i}| \quad (3.5)$$

3.7 – Conclusão

O Controle Preditivo Baseado em Modelo (MPC) é uma estratégia de controle avançado relativamente recente e que tem bons resultados para sistemas multivariáveis. Além disso, usa uma metodologia aberta, o que permite extensões futuras. Ainda é uma

estratégia pouco conhecida pelos operadores de planta e sua implementação nem sempre é simples.

Além do modelo do processo, outro componente importante do MPC é a função objetivo. Verificando a literatura, a maioria das implementações de controle preditivo MPC utiliza a função objetivo quadrática.

4. FUNÇÃO OBJETIVO COM CUSTO ECONÔMICO

4.1 Introdução

Neste capítulo será apresentado a principal contribuição deste trabalho. Inicialmente será feita uma descrição resumida das camadas dos sistemas de controle e automação de processos. Em seguida será proposta uma função objetivo que inclui o custo econômico do processo no problema de otimização.

4.2 Otimização em tempo real

A ideia de implementar uma função objetivo com o custo econômico surgiu para incorporar no controle preditivo características normalmente implementadas em uma camada dos sistemas de controle e automação de processos conhecida como Otimização em Tempo Real (em inglês, *Real Time Optimization* ou RTO).

A figura 4.1 mostra uma arquitetura simplificada para as camadas ou funções dos sistemas de automação. Esta abordagem hierárquica de dividir os problemas tem a vantagem de simplificá-los, tornando-os menos complexos para serem resolvidos. No topo desta camada existem os sistemas de planejamento, que definem os planos de produção, estoque, vendas e distribuição, considerando as restrições do mercado e um longo horizonte de tempo, por exemplo, para os próximos meses (KALLRATH, 2002; PINTO, JOLY e MORO, 2000). Os modelos utilizados nesta camada são simplificados e não consideram as dinâmicas da planta, nem as perturbações. Neste topo da pirâmide também existem os sistemas de alocação dos recursos no tempo para as unidades de produção (scheduling) (YUZGEC et al., 2010; MAGALHÃES, 2004; ROCHA et al., 2009; AIRES et al., 2004).

Utilizam-se normalmente modelos estáticos simplificados, devido às dimensões destes problemas de planejamento, e vários métodos matemáticos podem ser utilizados, como programação linear (LP), programação inteira mista (MIP), etc. O horizonte de

tempo neste caso é de dias, por exemplo, considera a produção e os estoques para os próximos 7 dias. As saídas desta camada são normalmente as vazões desejadas de cargas e de produtos para as unidades de produção em certo período de tempo.



Figura 4.1 - Camadas dos sistemas de automação e controle das unidades industriais.
(CAMPOS, 2013)

A camada seguinte é a de otimização em tempo real (RTO) da planta (LIPORACE et al., 2009). Neste nível também se costuma simplificar o problema resolvendo uma otimização econômica para cada unidade ou subsistema da fábrica separadamente.

Os modelos utilizados nesta otimização em tempo real (RTO) são normalmente estáticos e não lineares, funções do tipo: $F(u_{ss}, w, p)$ de maneira a cobrir uma grande faixa de operação, em que p são os parâmetros destes modelos. Considerando uma função objetivo econômica (maximizar os lucros e minimizar os custos – considerando os preços c_u e c_y), assim como as restrições definidas pela camada de planejamento – p. ex. vazões de carga (u_{min} , $u_{máx}$) e produtos desejados (y_{min} , $y_{máx}$), e as perturbações (w) atuais do processo (p. ex. composição da carga, temperatura ambiente etc.), este problema de otimização calcula os novos *setpoints* de variáveis controladas chaves (y_{ss}), assim como as posições das manipuladas importantes (u_{ss}) da planta.

Por exemplo, considere uma planta em que se deseja minimizar os custos (J). Estes custos estão associados com cargas do sistema, que podem ser manipuladas (u_{SS}) e com produtos, que podem estar associados com as variáveis controladas chaves (y_{SS}). Normalmente, as cargas aumentam os custos e os produtos diminuem (c_u, c_y), como na seguinte formulação:

$$\underset{u_{SS}, y_{SS}}{\text{mín}} \{ J = c_u u_{SS} - c_y y_{SS} \}, \quad (4.1)$$

Considerando as restrições,

$$u_{\text{mín}} \leq u_{SS} \leq u_{\text{máx}}$$

$$y_{\text{mín}} \leq y_{SS} \leq y_{\text{máx}}$$

$$y_{SS} = F(u_{SS}, w, p)$$

O problema acima pode ser inviável devido às restrições nas variáveis controladas (y_{SS}). Uma das formas de evitar que o algoritmo de otimização não consiga obter uma solução viável (respeitando todas as restrições), é priorizar ou relaxar estas restrições, Por meio da inclusão de novas variáveis (ε) de folga e alteração da função objetivo:

$$\underset{u_{SS}, y_{SS}, \varepsilon}{\text{mín}} \{ J = c_u u_{SS} - c_y y_{SS} + \sigma \varepsilon^2 \} \quad (4.2)$$

Considerando as restrições,

$$u_{\text{mín}} \leq u_{SS} \leq u_{\text{máx}}$$

$$y_{\text{mín}} - \varepsilon \leq y_{SS} \leq y_{\text{máx}} + \varepsilon$$

$$y_{SS} = F(u_{SS}, w, p)$$

O parâmetro ε é um fator de sintonia do otimizador em tempo real. O resultado obtido estará tão mais próximo do ponto ótimo verdadeiro quanto melhor for o modelo utilizado. Assim, estes sistemas de otimização em tempo real costumam ter uma etapa de

reconciliação dos dados. Eles identificam que a planta está estável (em regime permanente), para então ajustar alguns parâmetros do modelo (p) predefinidos no projeto, de forma que o mesmo represente bem os dados medidos. Em seguida, com o modelo ajustado, resolve-se o problema de otimização econômica e encontram-se os novos objetivos para as variáveis operacionais (y_{SS} e u_{SS}).

A frequência de execução para obtenção de um novo ponto ótimo depende da complexidade da planta (número de variáveis, grau de não linearidade, etc.) e costuma ser da ordem de horas.

O resultado da camada de otimização pode ser enviado diretamente para a camada de controle avançado. Neste caso o controle preditivo é então encarregado de resolver um problema dinâmico de como levar a planta para o novo setpoint desejado (y_{SS}). A função objetivo do controle avançado, de forma simplificada e utilizando o setpoint identificado pela camada RTO é da forma:

$$J = Q \sum_{i=1}^P (y_{SS}^i - \hat{y}_{k+i})^2 + R \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u_{k+i}^2 \quad (4.3)$$

Caso o período de execução da otimização em tempo real seja menor do que a dinâmica das perturbações da planta em questão, então a estratégia descrita acima está adequada. Entretanto, se a camada de otimização só consegue ser executada (devido a complexidade do problema) a cada seis horas, e a planta está submetida a perturbações a cada hora, então pode ser que a estratégia de manter a unidade, durante estas seis horas, no último ponto ótimo, não seja a melhor.

4.3 Integrando RTO no controle preditivo MPC

Na forma padrão, a integração da camada RTO com o controle preditivo MPC é feita simplesmente levando a planta para o novo *setpoint*, ponto ótimo segundo um critério econômico calculado pela camada RTO. Ou seja, o termo *integração* na verdade não

deveria ser utilizado. Isso porque, em nenhum momento o algoritmo de controle preditivo MPC tenta minimizar as cargas e maximizar os produtos durante o processo de otimização.

Neste trabalho utiliza-se um modelo de uma coluna de destilação obtido por R. K. Wood e M. W. Berry em 1972. Com os dados apresentados no artigo, não é possível fazer uma análise econômica para conseguir encontrar o *setpoint*, ponto ótimo da coluna segundo um critério econômico. Aliás, como já foi visto quando apresentamos os conceitos de RTO, o levantamento deste ponto ótimo demanda vários testes na planta.

De qualquer forma, se fosse conhecido o ponto ótimo de operação econômica da coluna de Wood-Berry, bastaria fazer com que o controlador preditivo levasse a planta para este ponto ótimo e fizesse que a planta operasse em volta deste ponto. Essa abordagem é utilizada em vários trabalhos que integram o RTO ao controle preditivo MPC (MARTIN, 2011).

Este trabalho propõe uma abordagem diferente. Será proposta uma função objetivo em que o custo econômico seja levado em conta durante o processo de otimização. Para isso é necessário o conhecimento dos custos relativos das cargas e dos produtos (c_u , c_y), que também não estão disponíveis no artigo de Wood-Berry, pois esses custos são levantados na camada RTO. Porém isso não impede uma análise qualitativa de uma função objetivo que inclua o custo econômico, bastando para isso que sejam atribuídos valores compatíveis para c_u e c_y .

Já foi visto que a função objetivo quadrática padrão normalmente utilizada no controlador preditivo MPC tem a forma:

$$J = Q \sum_{i=1}^P (r_{k+i} - \hat{y}_{k+i})^2 + R \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u^2_{k+i} \quad (4.4)$$

Fazendo $\Delta y_{k+i} = (r_{k+i} - \hat{y}_{k+i})$, vem:

$$J = Q \sum_{i=1}^P \Delta y^2_{k+i} + R \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u^2_{k+i} \quad (4.5)$$

Uma mudança bastante intuitiva para incluir o custo econômico dentro da função quadrática padrão é formular uma função objetivo quadrática com custo econômico como se segue:

$$J = \sum_{i=0}^{M-1} (c_u \Delta u_{k+i} - c_y \Delta y_{k+i+1}) + Q \sum_{i=1}^P \Delta y_{k+i}^2 + R \sum_{i=0}^{M-1} \Delta u_{k+i}^2 \quad (4.6)$$

Ou seja, fazer com que as ações de controle que servem para controlar o sistema no controle preditivo sejam utilizadas de maneira a minimizar o custo econômico. É importante perceber que esta função objetivo proposto não leva a planta para o ponto ótimo de operação econômica. Já foi visto que isso é feito pela camada de otimização em tempo real (RTO).

Porém, utilizando a função proposta, o controlador preditivo MPC deve estabilizar as perturbações na planta de forma que o custo econômico das operações de controle seja menor que o custo quando se utiliza uma função objetivo quadrática padrão.

No próximo capítulo serão feitas simulações para verificar se a função objetivo proposta é válida para ser usada pelo controlador preditivo e também como essa nova função influencia no controle preditivo MPC. Além disso serão feitas variações em outros parâmetros da função objetivo para determinar como eles interferem no controle.

4.4 Conclusão

A camada de otimização em tempo real (RTO) define o *setpoint* ótimo de operação da planta, do ponto de vista econômico. Porém, dependendo das características do processo a ser otimizado economicamente, esse *setpoint* pode ter que ser alterado. Quando se fala em integração do RTO ao controlador MPC, o que se faz na realidade é apenas uma mudança no *setpoint* de operação da planta.

A função objetivo proposta por este trabalho, além de permitir usar essa *integração* da camada RTO ao controlador (que nada mais é do que uma mudança de *setpoint*), vai

mais além: a função objetivo integra *realmente* o custo econômico, pois calcula o custo relativo das variáveis manipuladas (Δu) e controladas (Δy).

5. EFEITO DA FUNÇÃO OBJETIVO NO MPC

5.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os resultados do controlador preditivo MPC com função objetivo quadrática quando se aplicam perturbações no setpoint e na alimentação da coluna de destilação. Serão levantados os resultados para diferentes valores para as matrizes Q e R e também serão feitas comparações entre o controlador MPC com função objetivo quadrática comum e o controlador MPC com função objetivo quadrática com custo econômico embutido.

5.2 Preparação da simulação

Nesta tese utiliza-se o modelo de resposta ao degrau para a implementação do controle preditivo em uma coluna de destilação de Wood-Berry (ver figura 5.1) cujo modelo é dado pelas equações:

$$\begin{bmatrix} X_D(s) \\ X_B(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{12,8e^{-s}}{16,7s+1} & \frac{-18,9e^{-3s}}{21s+1} \\ \frac{6,6e^{-7s}}{10,9s+1} & \frac{-19,4e^{-3s}}{14,4s+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R(s) \\ S(s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{3,8e^{-8,1s}}{14,9s+1} \\ \frac{4,9e^{-3,4s}}{13,2s+1} \end{bmatrix} F(s) \quad (5.1)$$

As variáveis controladas (saídas) são as composições de destilado (X_D) e de produto de fundo (X_B); as variáveis manipuladas são a taxa de refluxo (R) e de vapor para o refeedor (S). A taxa de alimentação F é uma perturbação não mensurável do processo.

Por meio do uso do software MATLAB é possível transformar estas equações que estão no formato de função de transferência em um modelo de resposta ao degrau para ser

utilizado no controlador MPC implementado. O controlador preditivo propriamente dito também foi implementado com auxílio do *Toolbox* MPC do MATLAB.

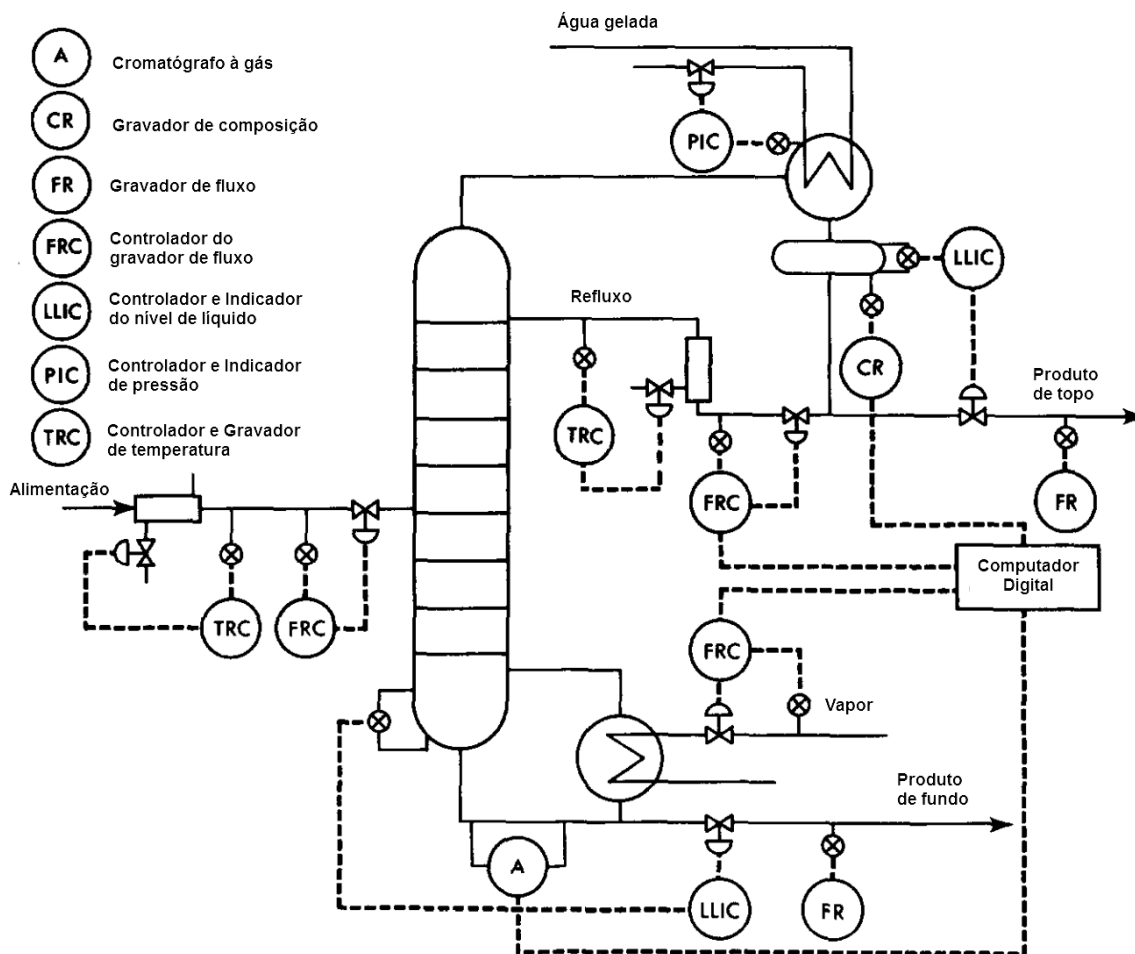


Figura 5.1 – Diagrama da coluna de destilação de Wood-Berry (WOOD, 1972)

5.3 Parâmetros de sintonia do controlador preditivo MPC

Para ajustar e testar o algoritmo de controle preditivo, utilizam-se alguns parâmetros de projeto para a sintonia do controlador. Os principais são os seguintes:

- Horizonte de modelo (N) – O horizonte do modelo é selecionado tal que NT seja maior ou igual ao tempo de resposta em malha aberta do sistema (T – intervalo de amostragem). O tempo de resposta em malha aberta é o tempo para que a resposta do sistema em malha aberta alcance 99% da variação total.
- Horizonte de predição (P) – Indica o número de predições usadas nos cálculos de otimização. Aumentando P , resultam ações de controle mais conservativas, tendo efeito estabilizante, mas também aumenta o esforço computacional. Alguns controladores usam $P = N$, mas, normalmente, não é necessário um horizonte tão longo.
- Horizonte de controle (M) – Indica o número de ações de controle futuras que serão calculadas na etapa de otimização para reduzir os erros preditos. Um valor grande de M aumenta o esforço computacional e resulta em excessivas ações de controle. Na prática, utilizam-se valores de M na faixa: $4 \leq M \leq 20$.
- Matriz de pesos das saídas controladas (\mathbf{Q}) – Quando as saídas não estão normalizadas estes pesos servem para igualar a importância delas. Quando as saídas estão normalizadas, usa-se na maioria dos casos, $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$ (\mathbf{I} é a matriz identidade).
- Matriz de pesos dos incrementos nas variáveis manipuladas (\mathbf{R}) – Normalmente utiliza-se $\mathbf{R} = f\mathbf{I}$ em que f é um escalar não negativo, chamado de fator de supressão de movimentos. Aumentando-se f torna-se mais lenta a resposta em malha fechada, reduzindo o tamanho das variações nas entradas geradas pelo controlador.

5.4 Resultados do controlador implementado

A seguir são apresentados os resultados de simulação do controlador preditivo MPC implementado com a função objetivo quadrática com custo integrado. A resposta do sistema é verificada quando são aplicados quatro distúrbios diferentes:

- Mudança no setpoint de X_D em 5% para cima.
- Degrau de 30% para cima na alimentação da coluna em $t = 30$ min.
- Pulso de 20% para cima na alimentação da coluna entre $t = 30$ e $t = 60$ min.
- Entrada randômica na alimentação da coluna entre $t = 30$ e $t = 60$ min.

Além disso foram feitas variações nas matrizes **Q** e **R**.

5.4.1 Mudança no setpoint de XD em 5%.

5.4.1.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$

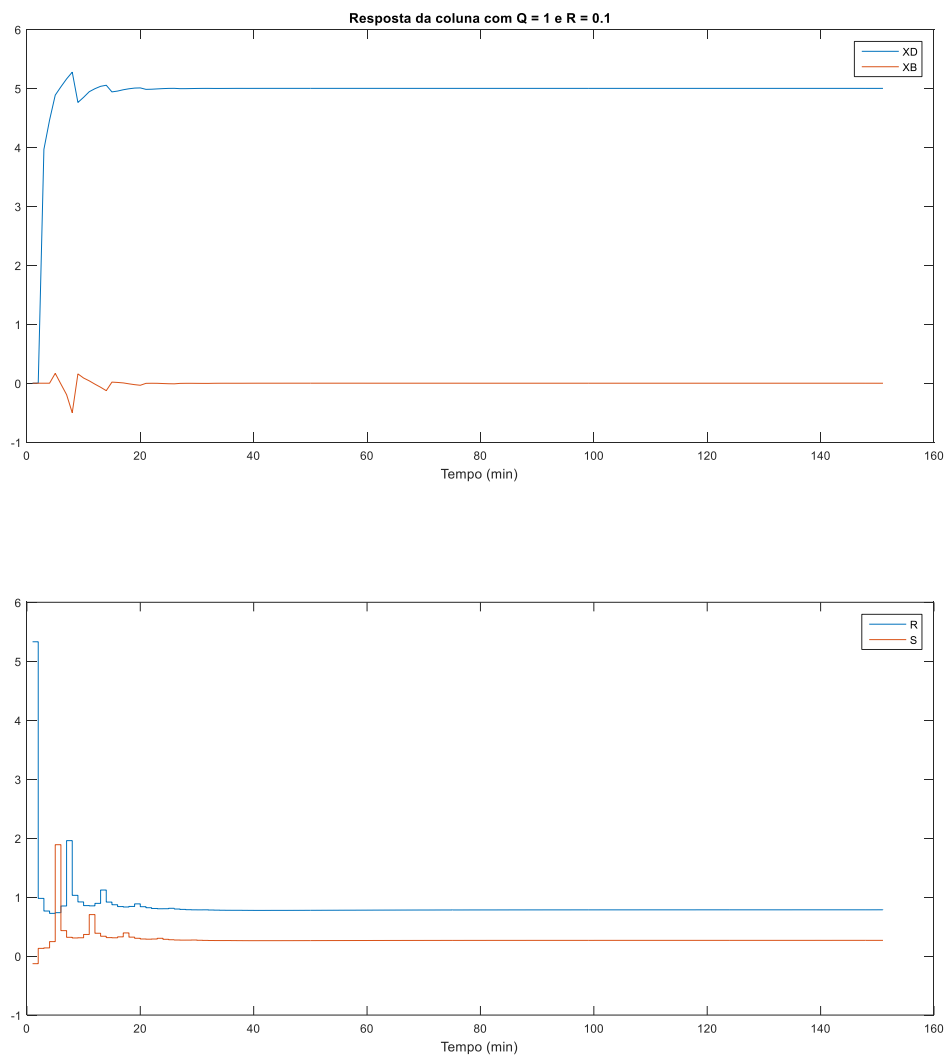


Figura 5.2 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.

5.4.1.2 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$

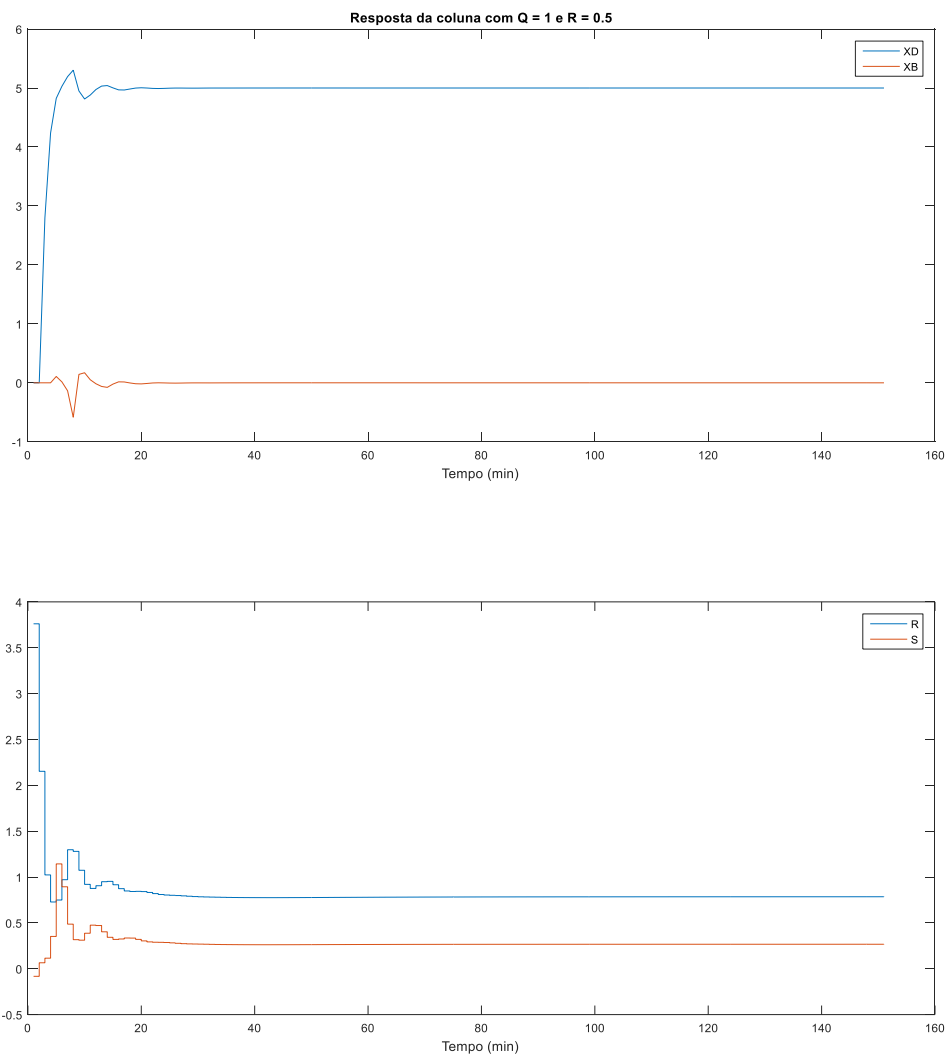


Figura 5.3 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$.

5.4.1.3 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

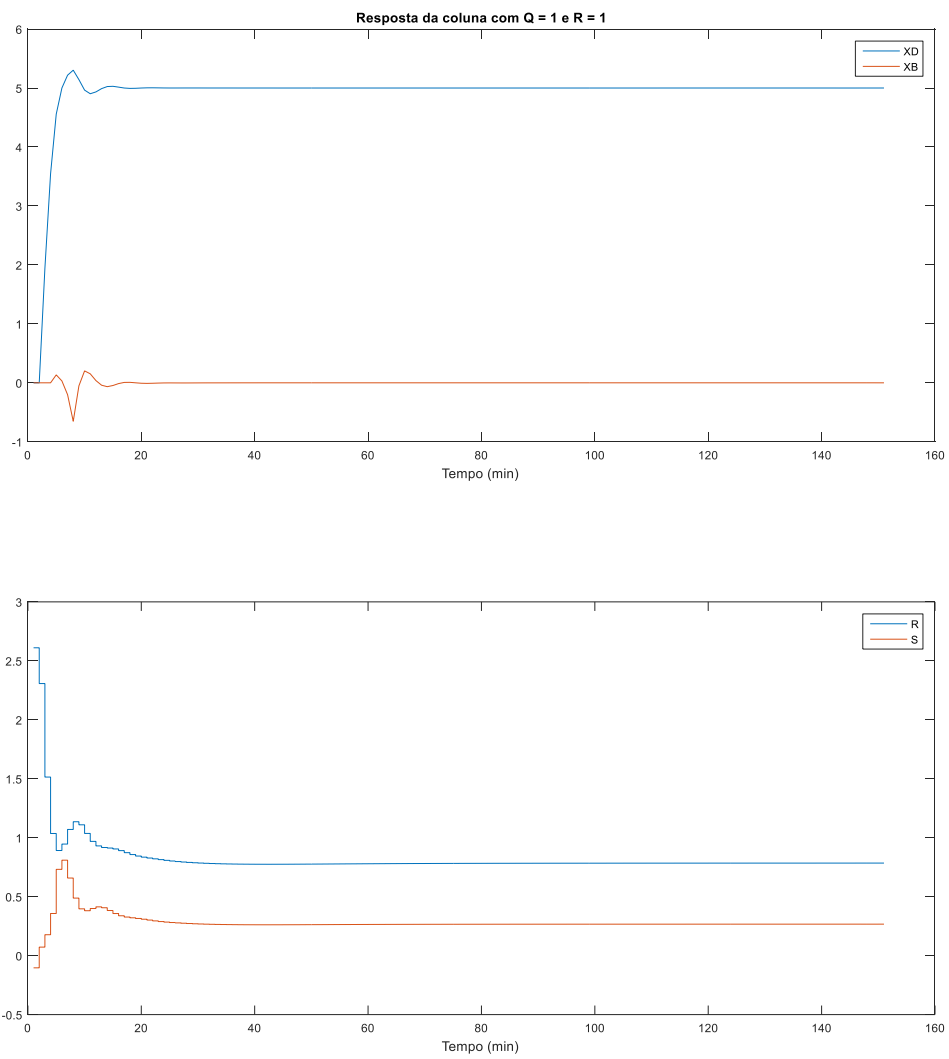


Figura 5.4 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.1.4 Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$

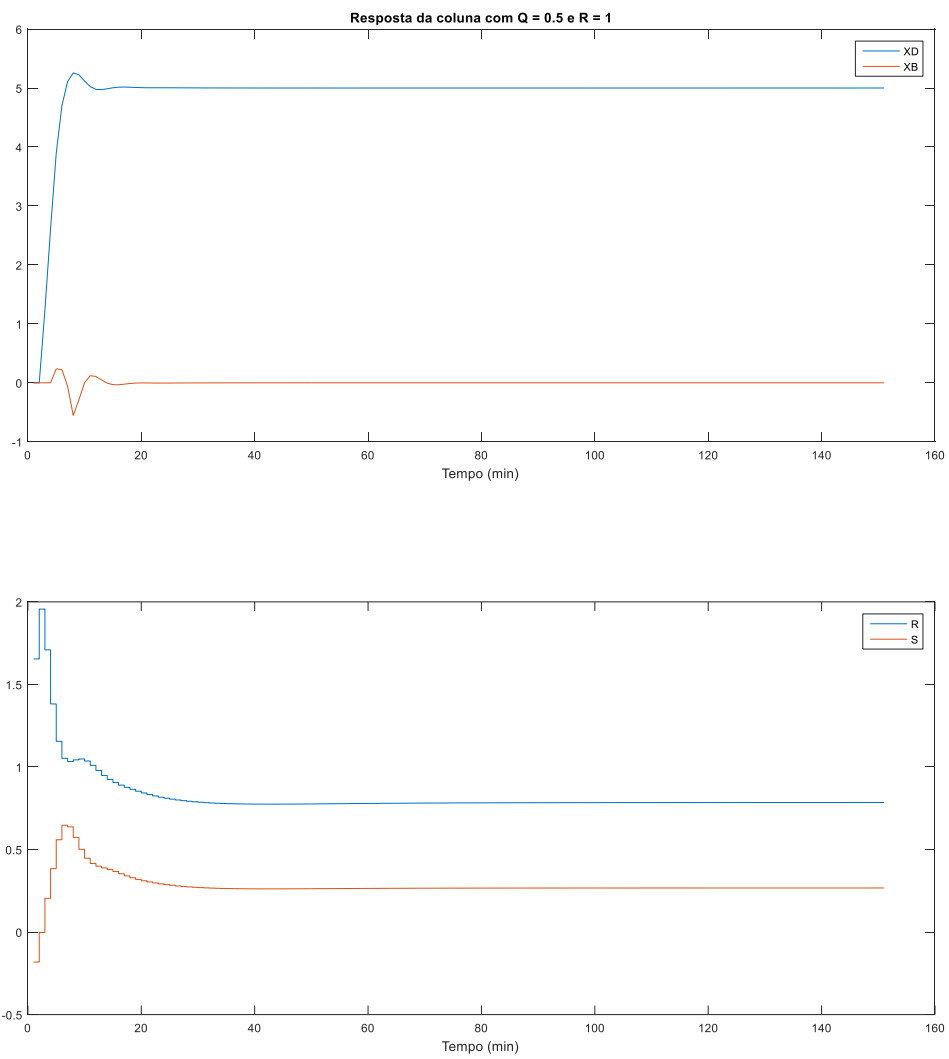


Figura 5.5 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.

5.4.1.5 Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$

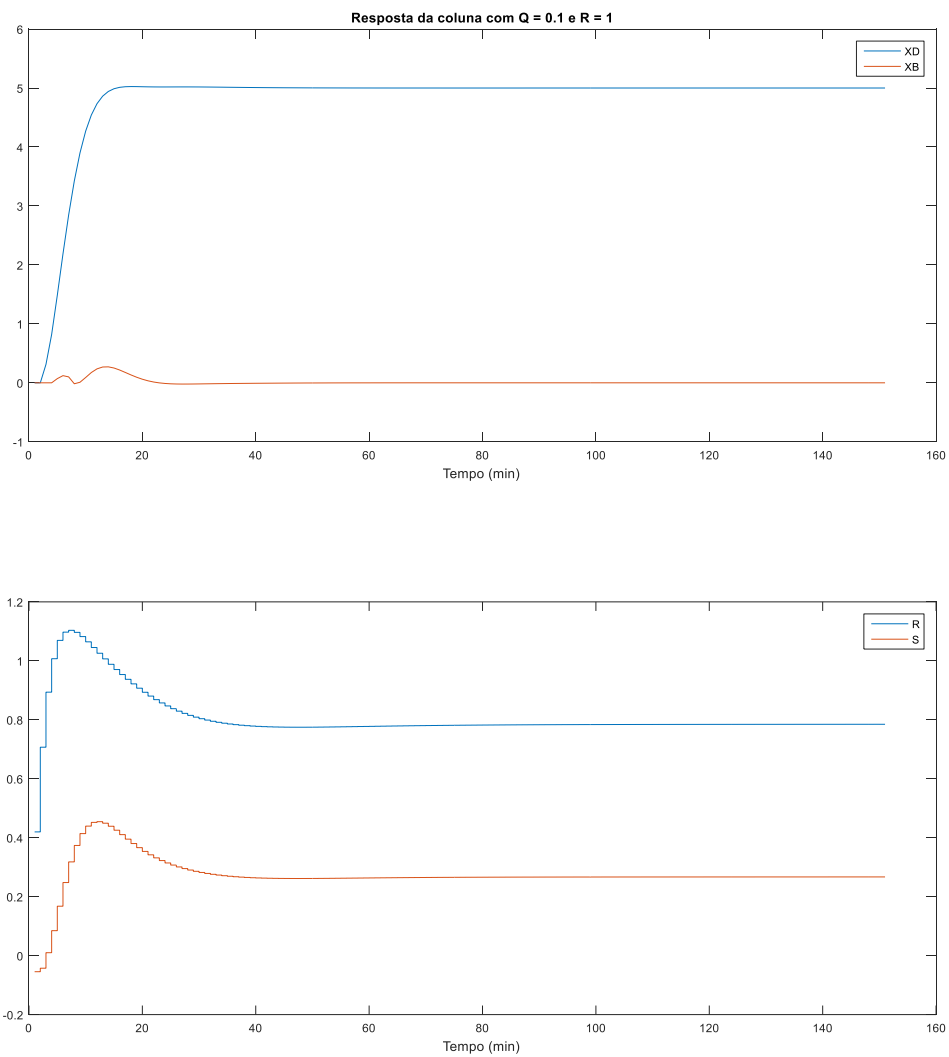


Figura 5.6 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.

5.4.2 Degrau de 30% na alimentação da coluna em $t = 30$ min.

5.4.2.1 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,1 \ 0,1]$

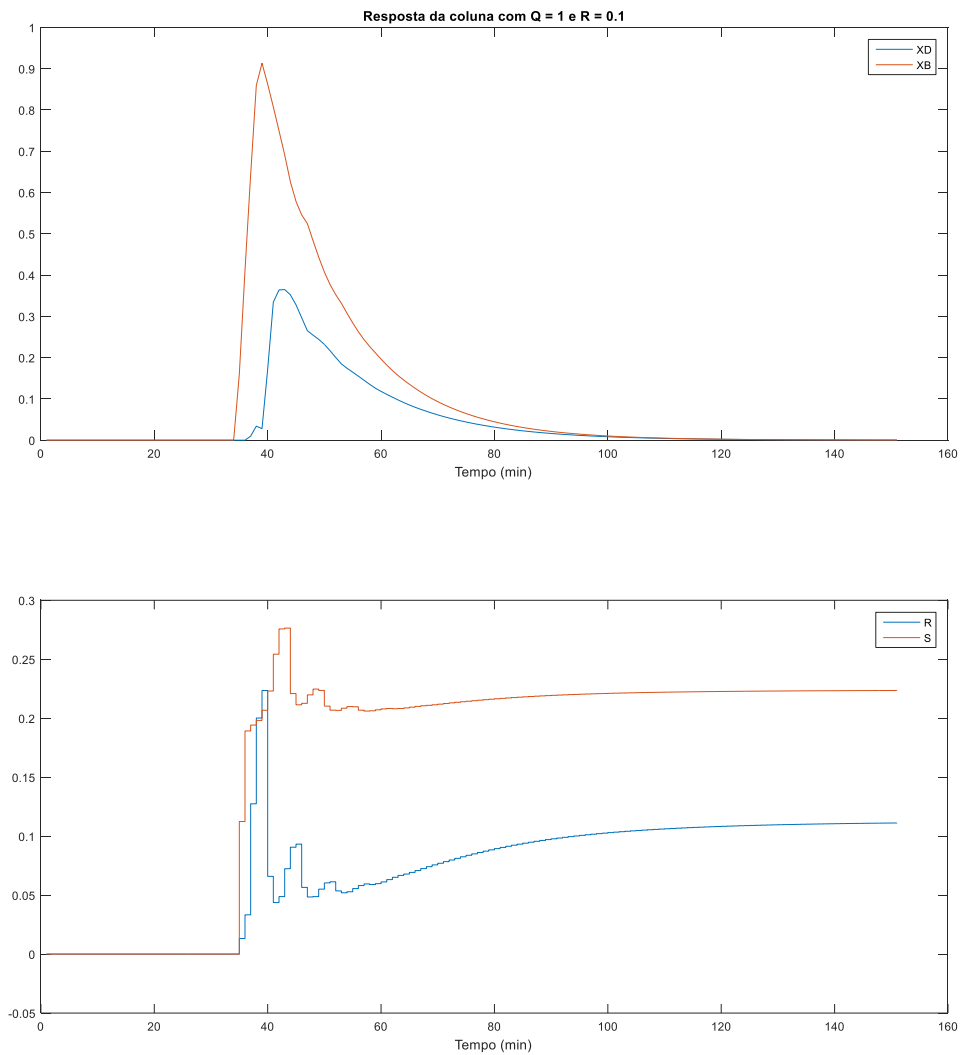


Figura 5.7 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,1 \ 0,1]$.

5.4.2.2 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$

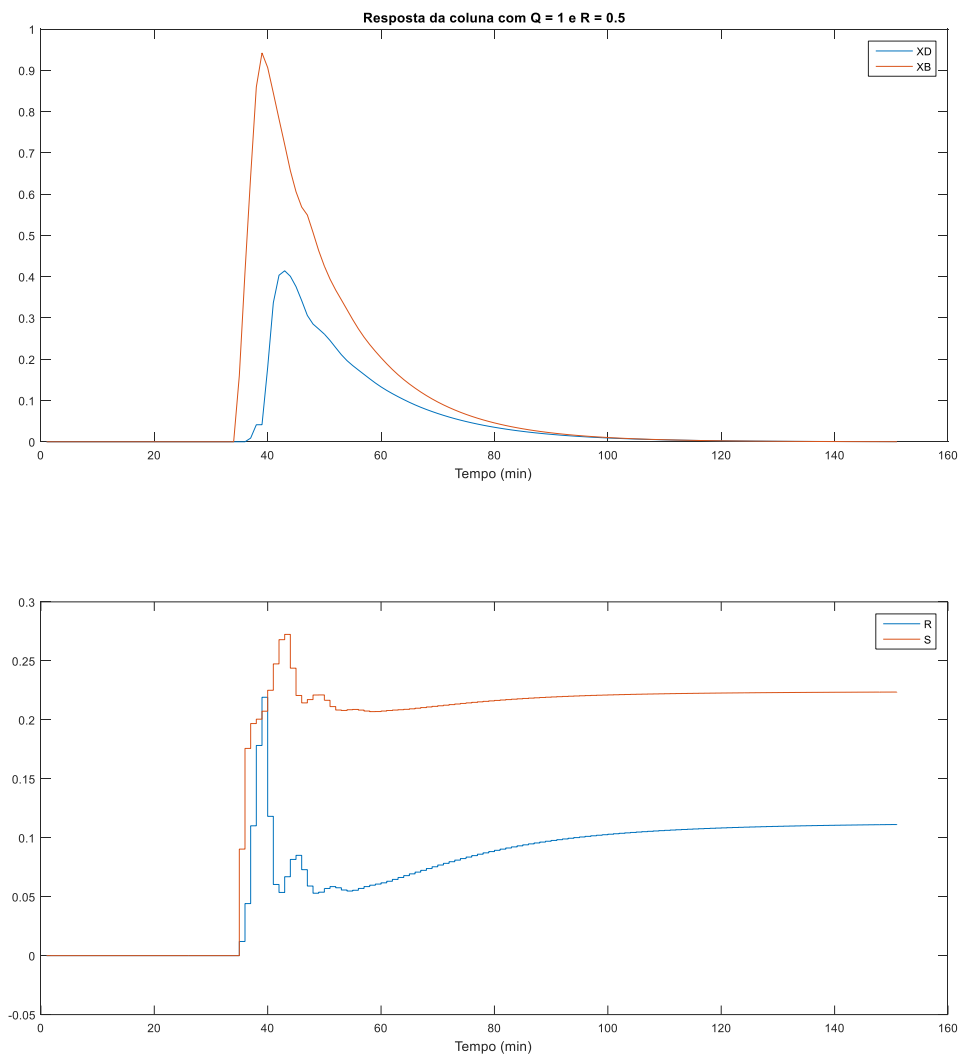


Figura 5.8 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$.

5.4.2.3 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

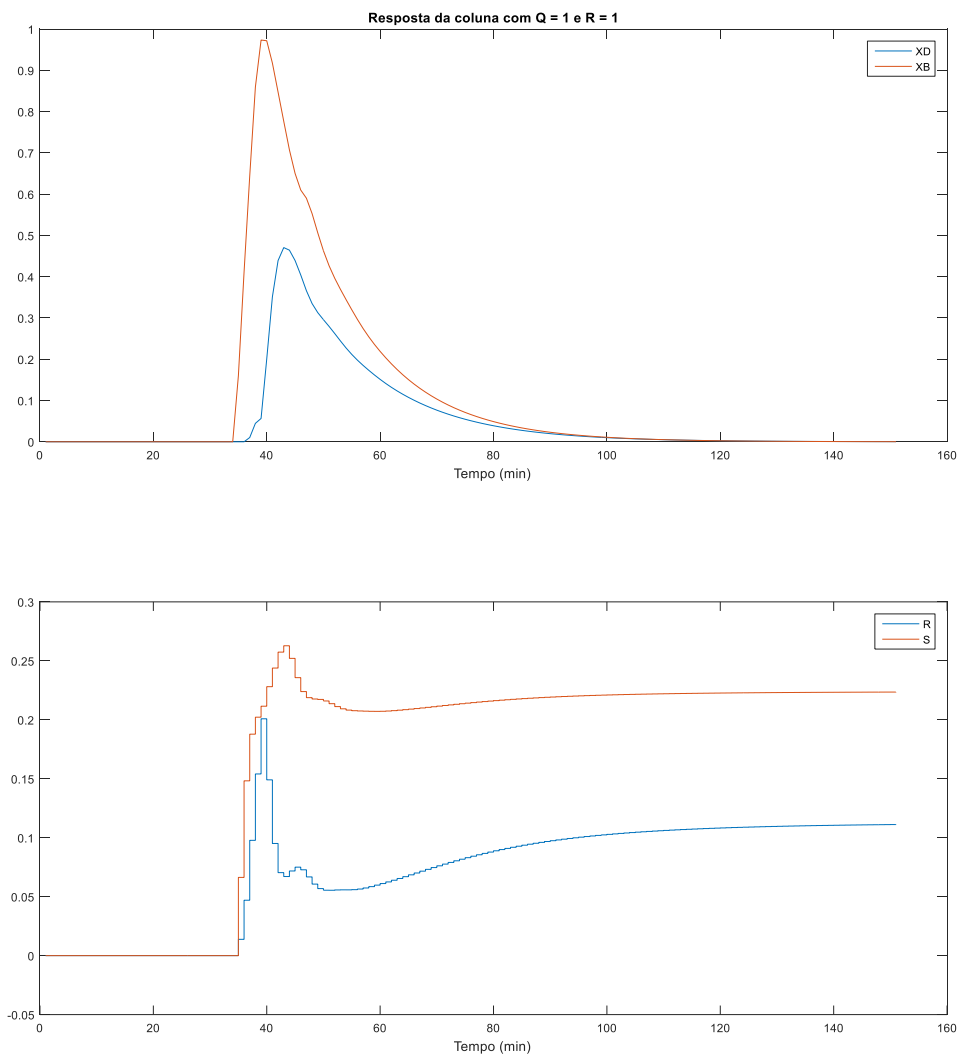


Figura 5.9 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.2.4 Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$

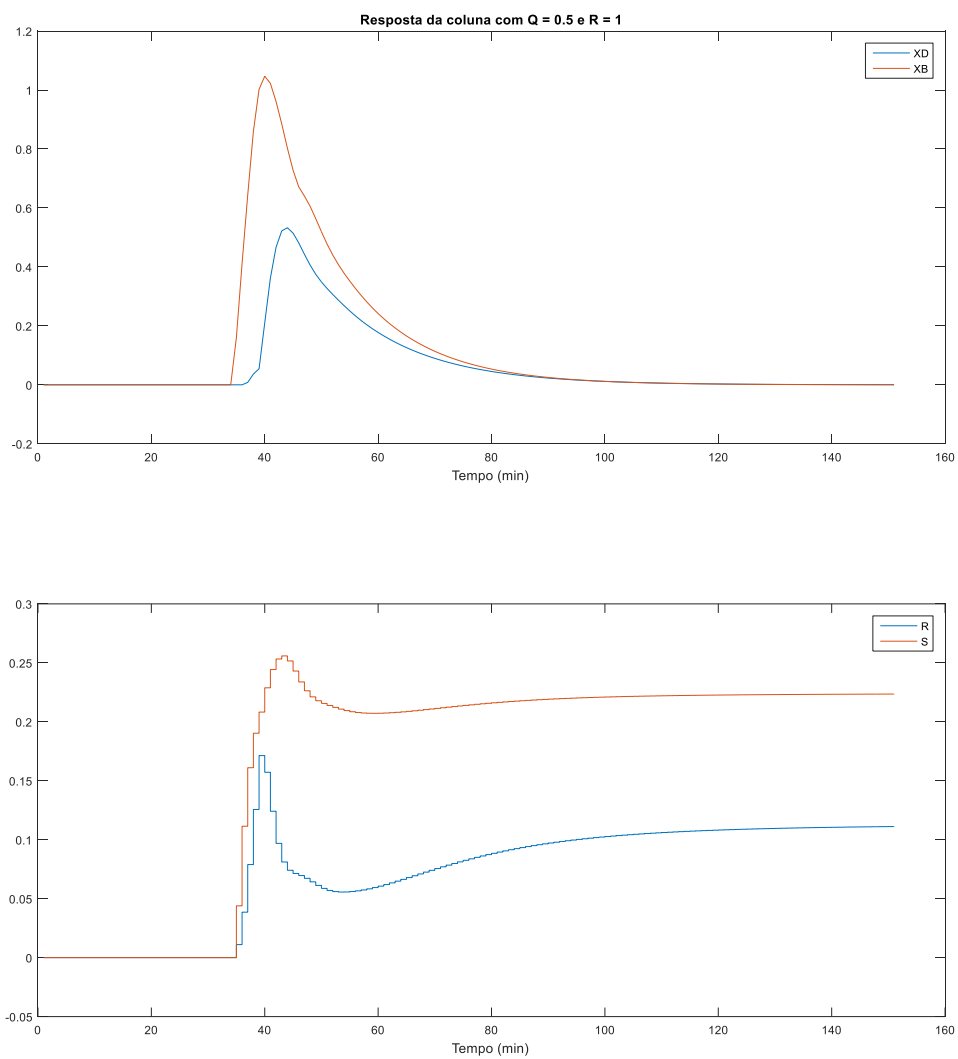


Figura 5.10 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.

5.4.2.5 Matriz $\mathbf{Q} = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

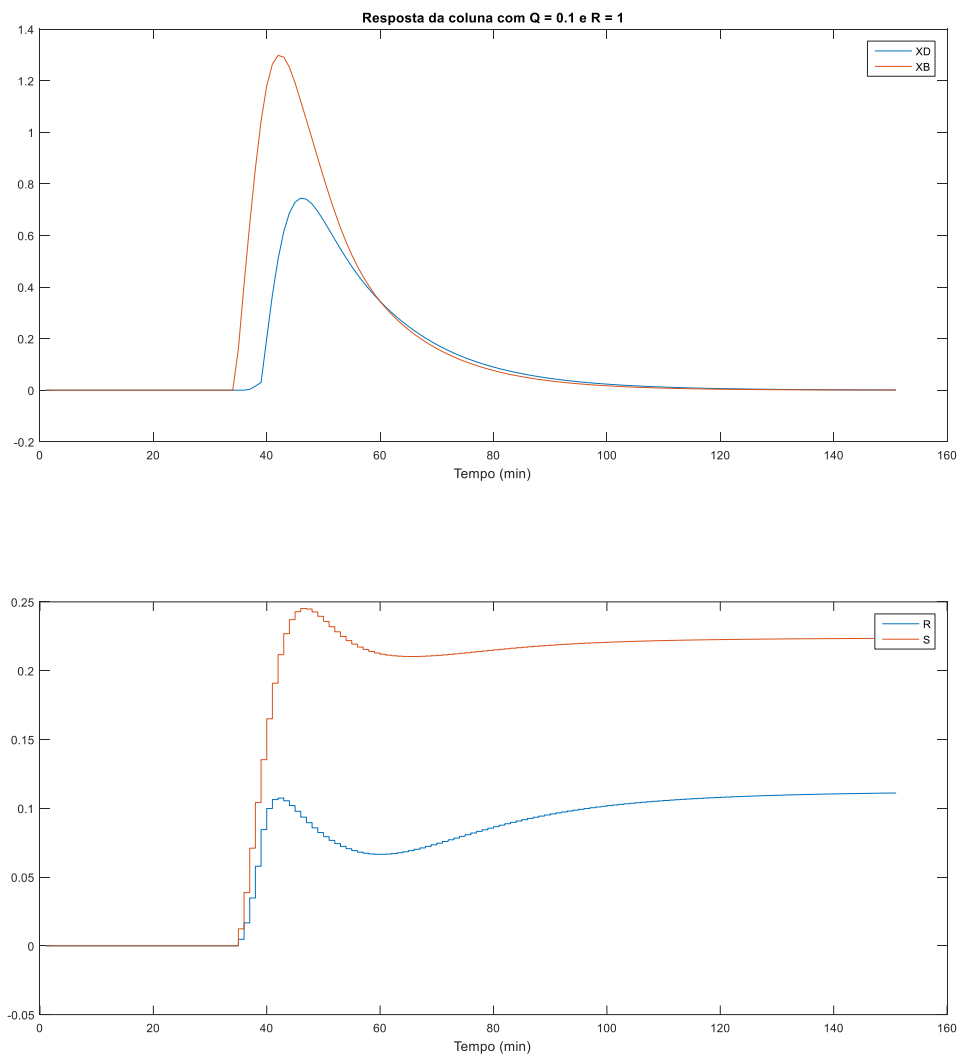


Figura 5.11 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.3 Pulso de 20% na alimentação da coluna entre $t = 30$ e $t = 60$ min.

5.4.3.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$

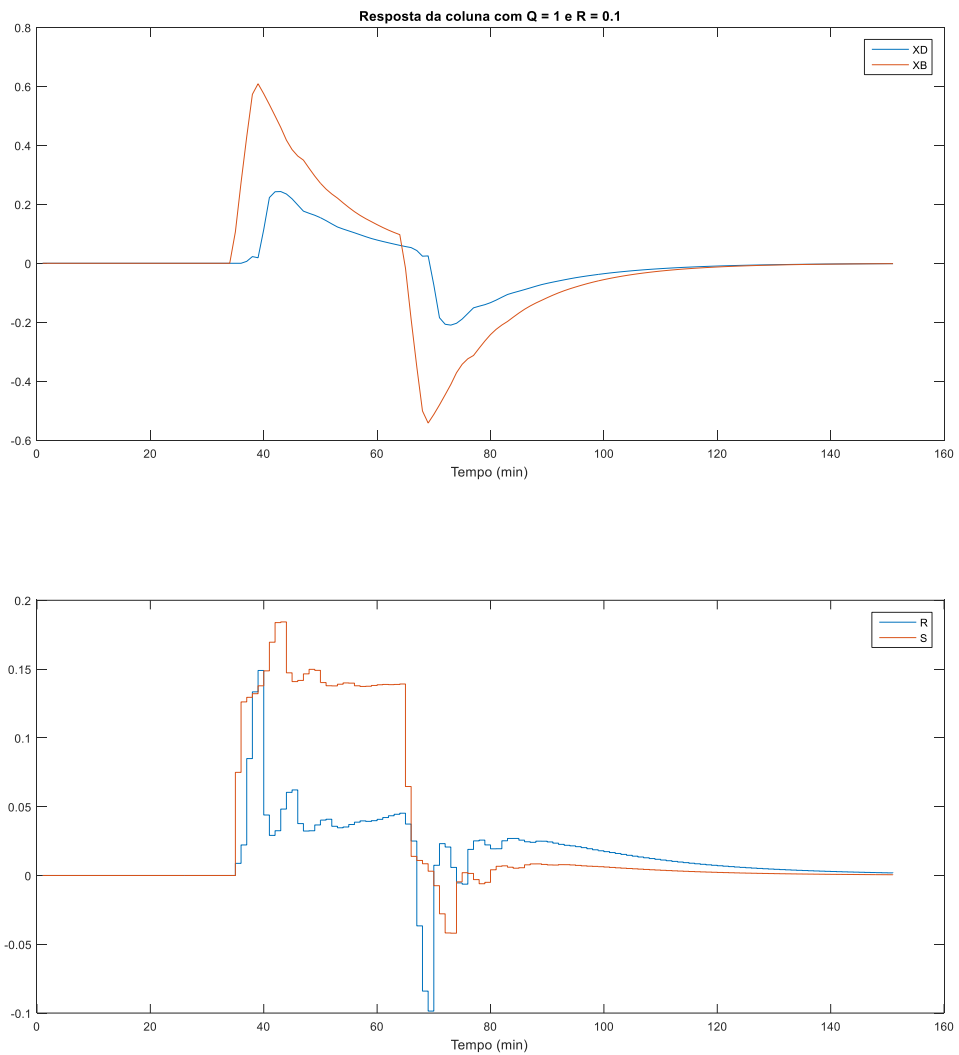


Figura 5.12 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.

5.4.3.2 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$

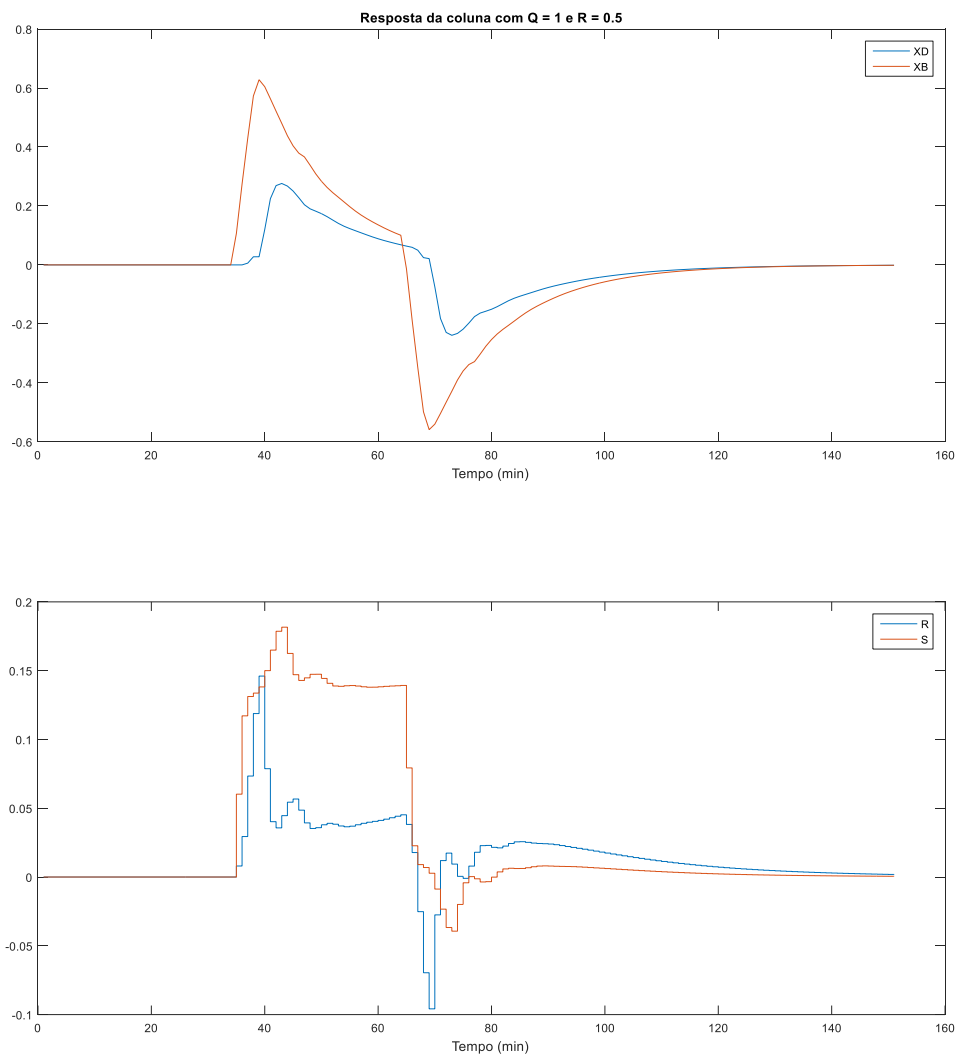


Figura 5.13 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$.

5.4.3.3 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

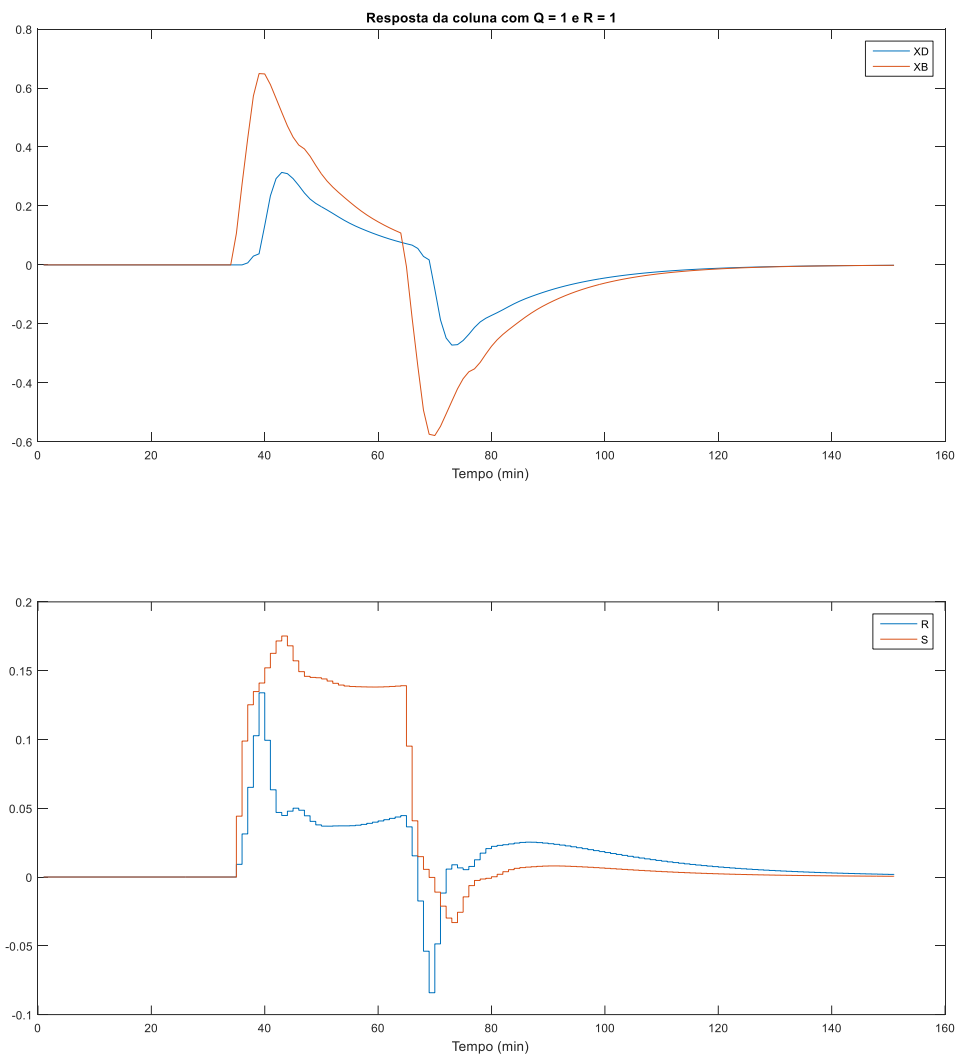


Figura 5.14 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.3.4 Matriz $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$

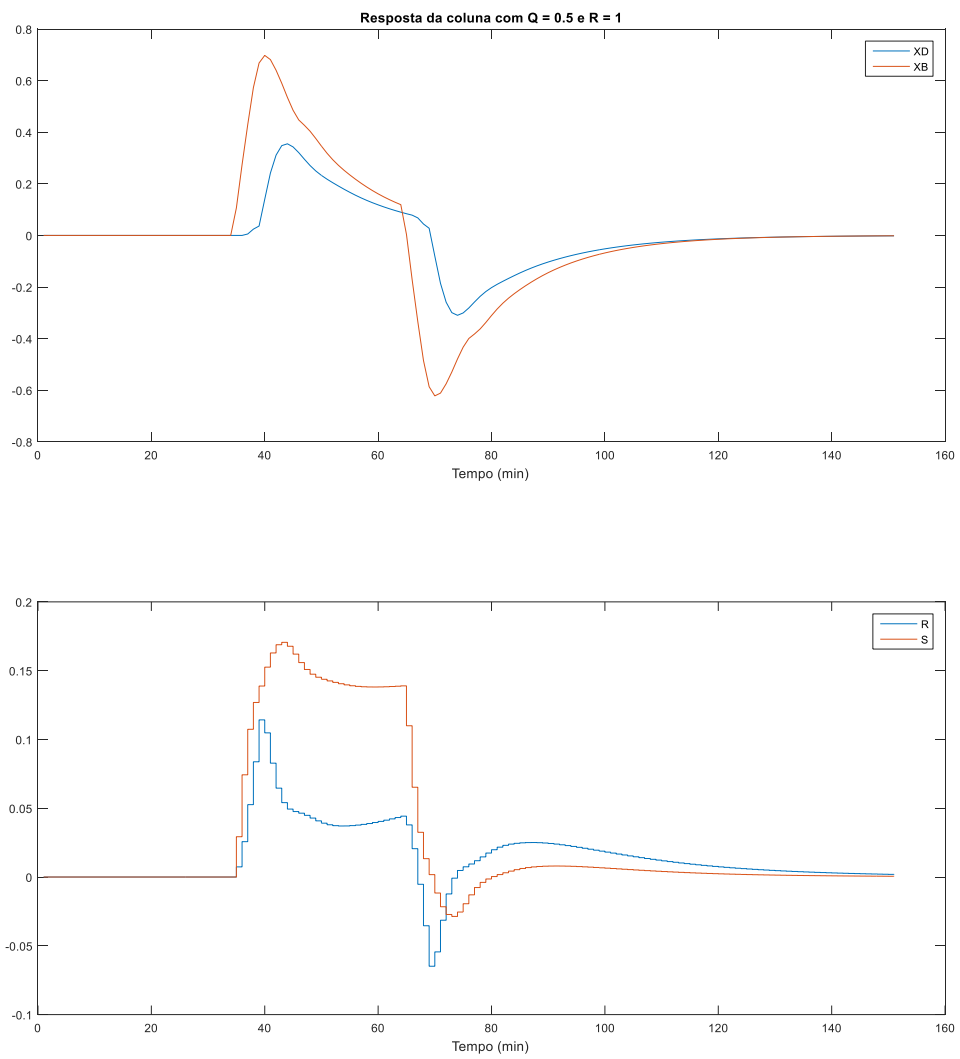


Figura 5.15 – Resposta da coluna com $Q = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.

5.4.3.5 Matriz $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$

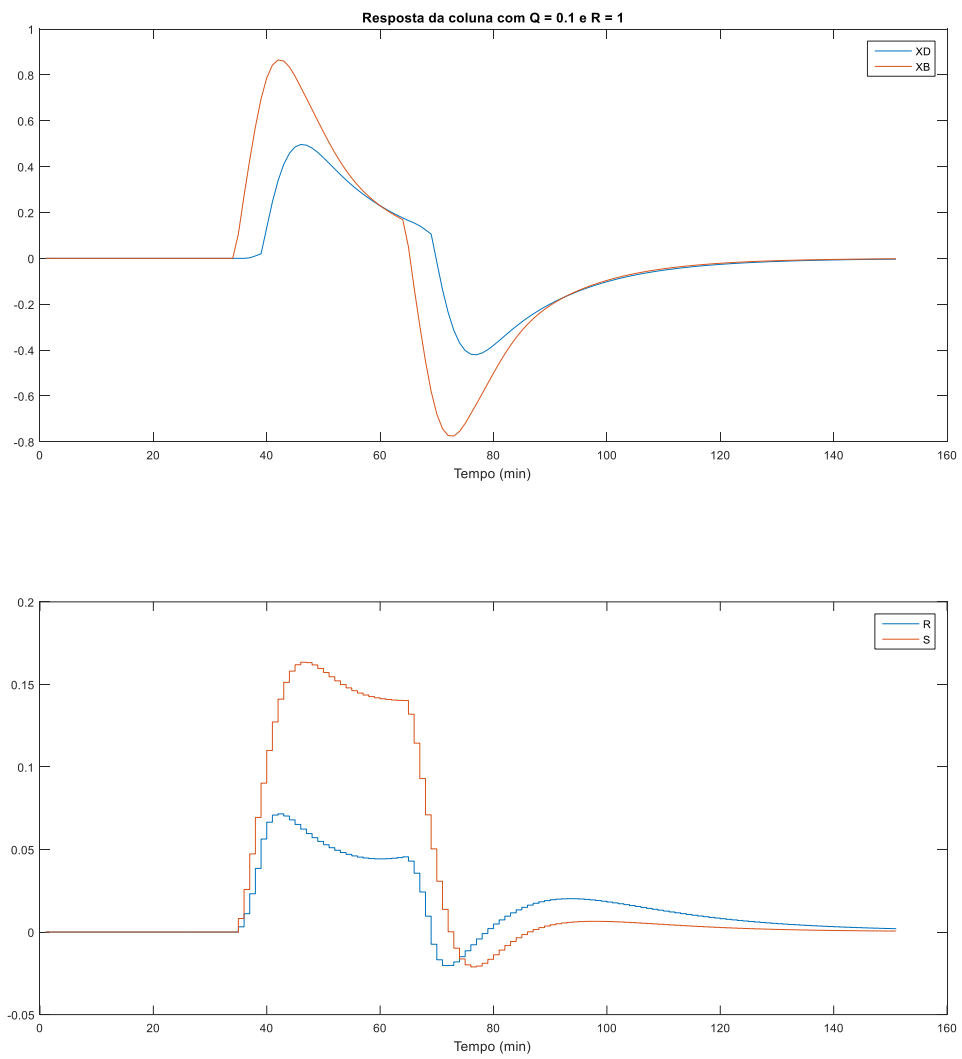


Figura 5.16 – Resposta da coluna com $Q = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $R = [1 \ 1]$.

5.4.4 Pulso aleatório na alimentação da coluna entre $t = 30$ e $t = 60$ min.

5.4.4.1 Matriz $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$

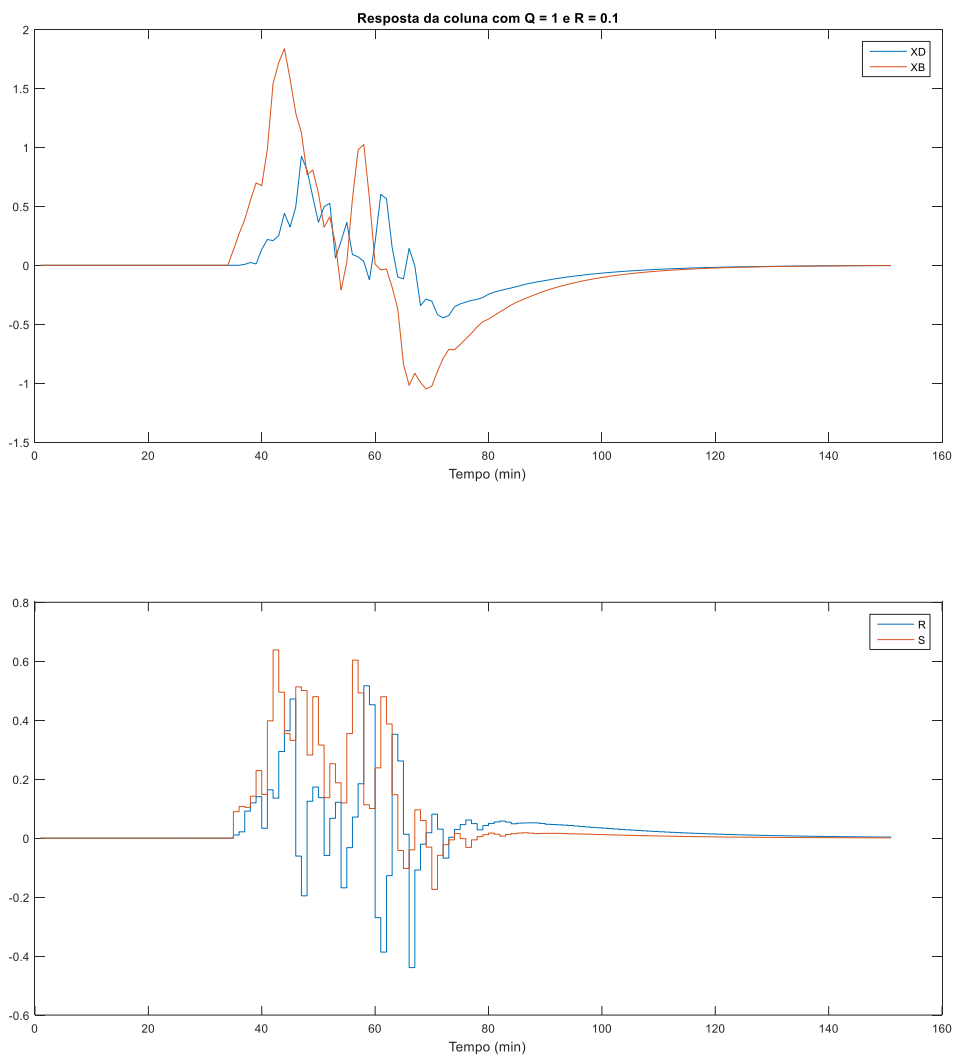


Figura 5.17 – Resposta da coluna com $Q = [1 \ 1]$ e matriz $R = [0,1 \ 0,1]$.

5.4.4.2 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$

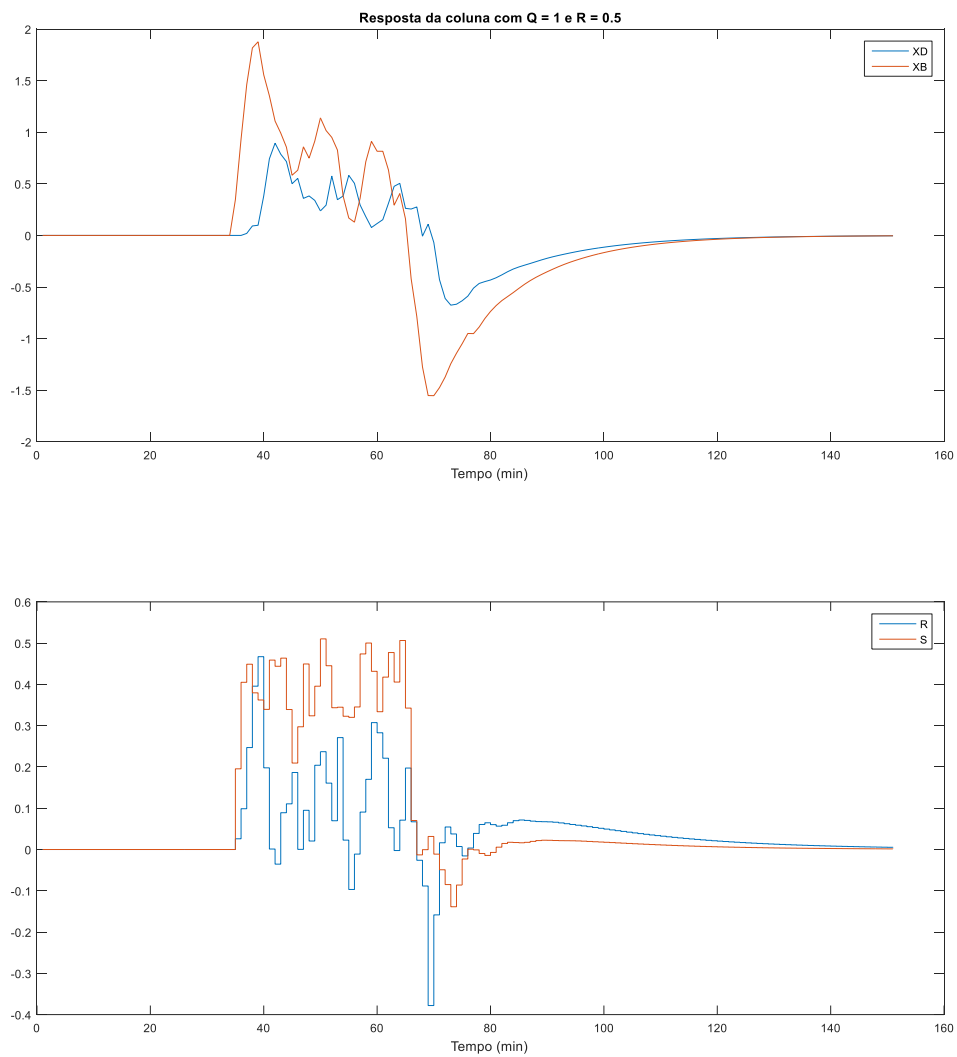


Figura 5.18 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [0,5 \ 0,5]$.

5.4.4.3 Matriz $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

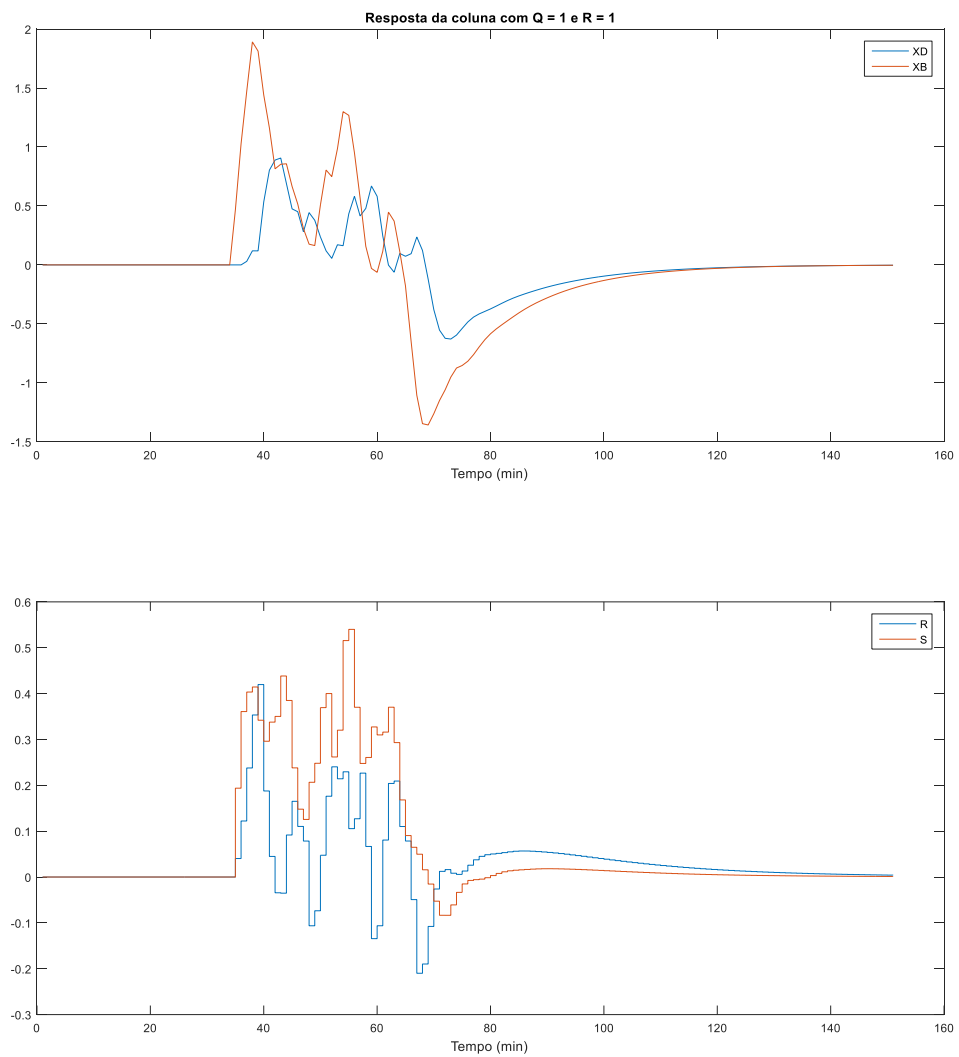


Figura 5.19 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [1 \ 1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.4.4 Matriz $\mathbf{Q} = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

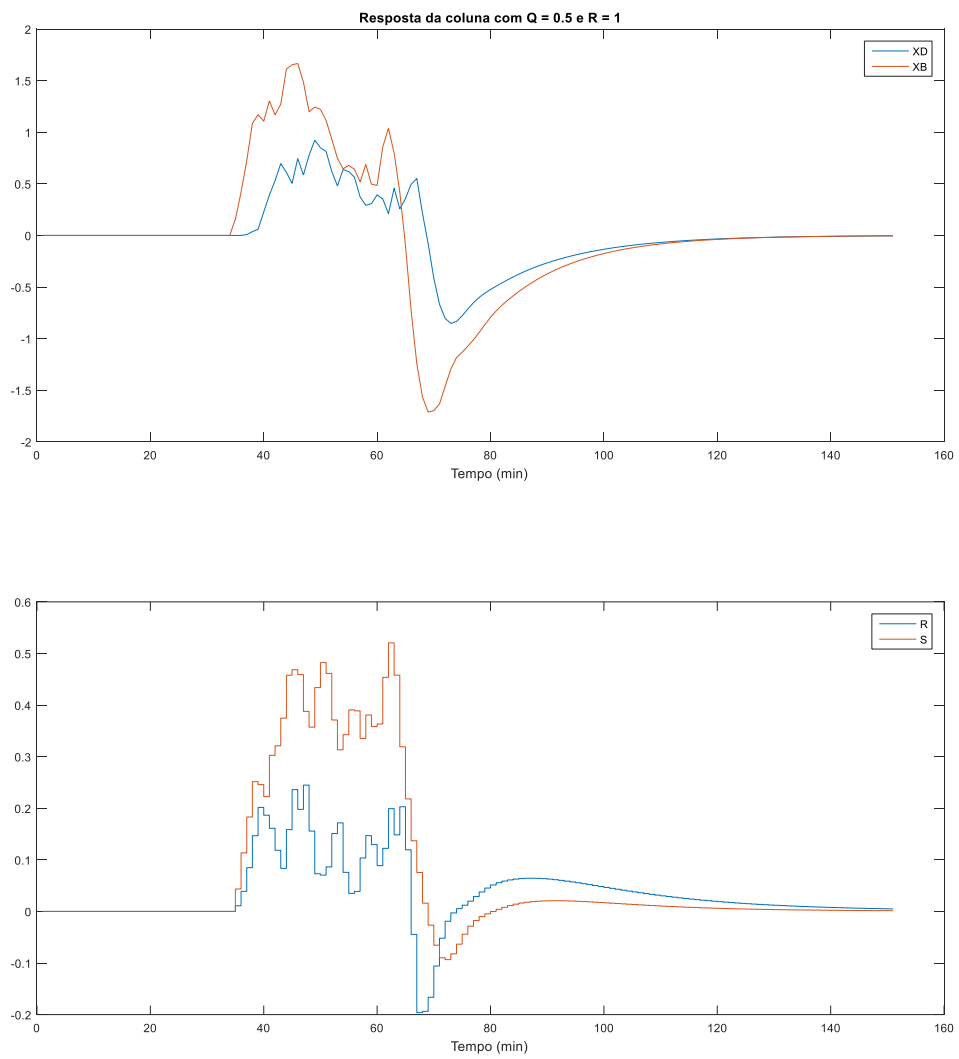


Figura 5.20 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [0,5 \ 0,5]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.4.4.5 Matriz $\mathbf{Q} = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$

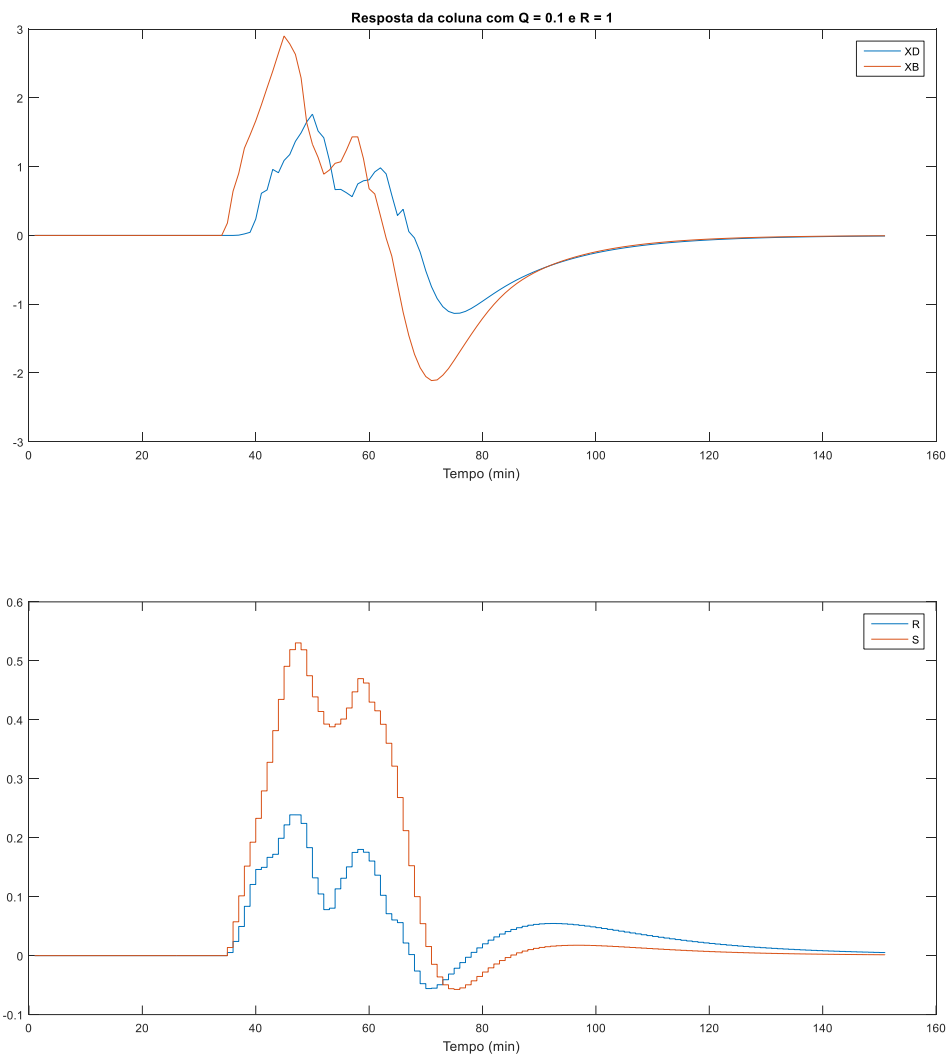


Figura 5.21 – Resposta da coluna com $\mathbf{Q} = [0,1 \ 0,1]$ e matriz $\mathbf{R} = [1 \ 1]$.

5.5 Influência do custo no controlador preditivo MPC

Finalmente, é feita uma comparação entre a respostas do sistema a um controlador preditivo com custo econômico e a resposta de um controlador sem o custo econômico na função objetivo. Para simplificar são apresentadas apenas a respostas à mudança de setpoint (+5%) e ao pulso de 20% na alimentação. Em ambos os casos as matrizes R e Q não variam e valem: $Q = [0,1 \ 0,1]$ e $R = [1 \ 1]$

5.5.1 Mudança no setpoint de XD em 5%.

5.5.1.1 Controlador preditivo com custo econômico.

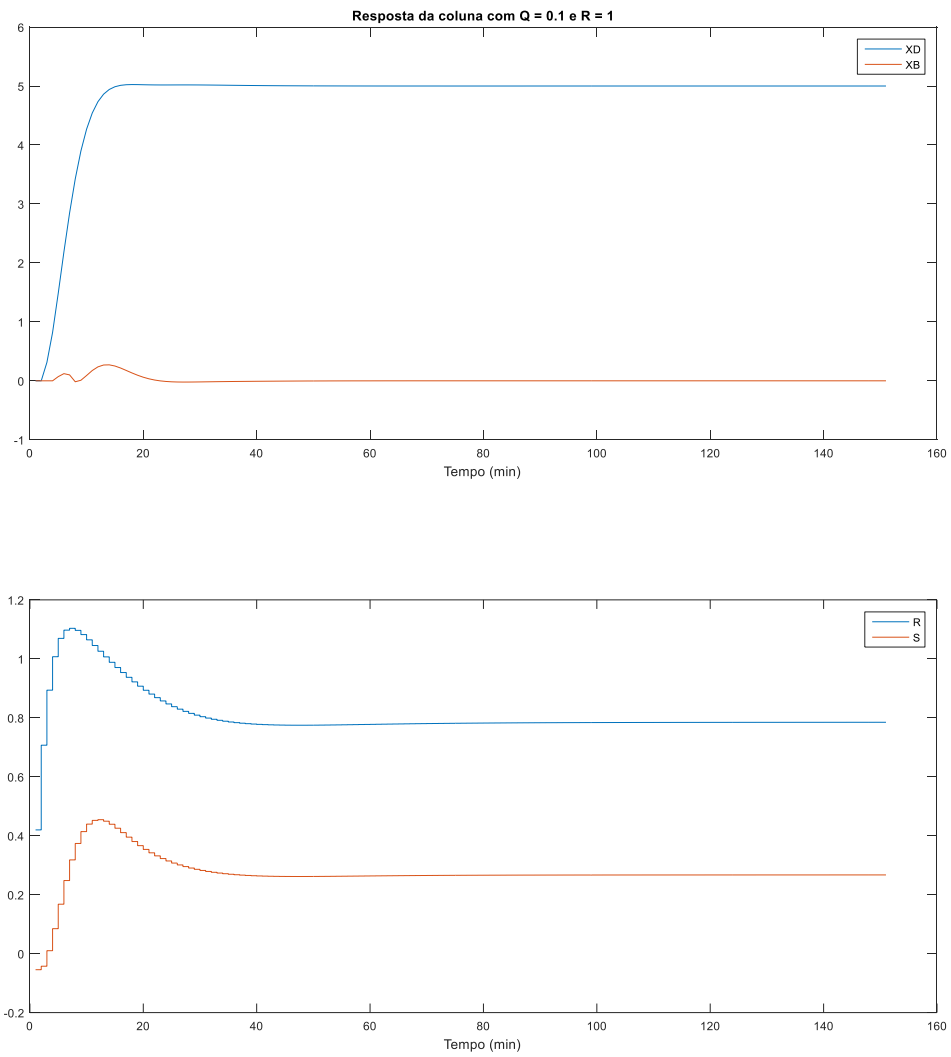


Figura 5.22 – Resposta à mudança no setpoint usando controlador com custo econômico.

5.5.1.1 Controlador preditivo sem custo econômico.

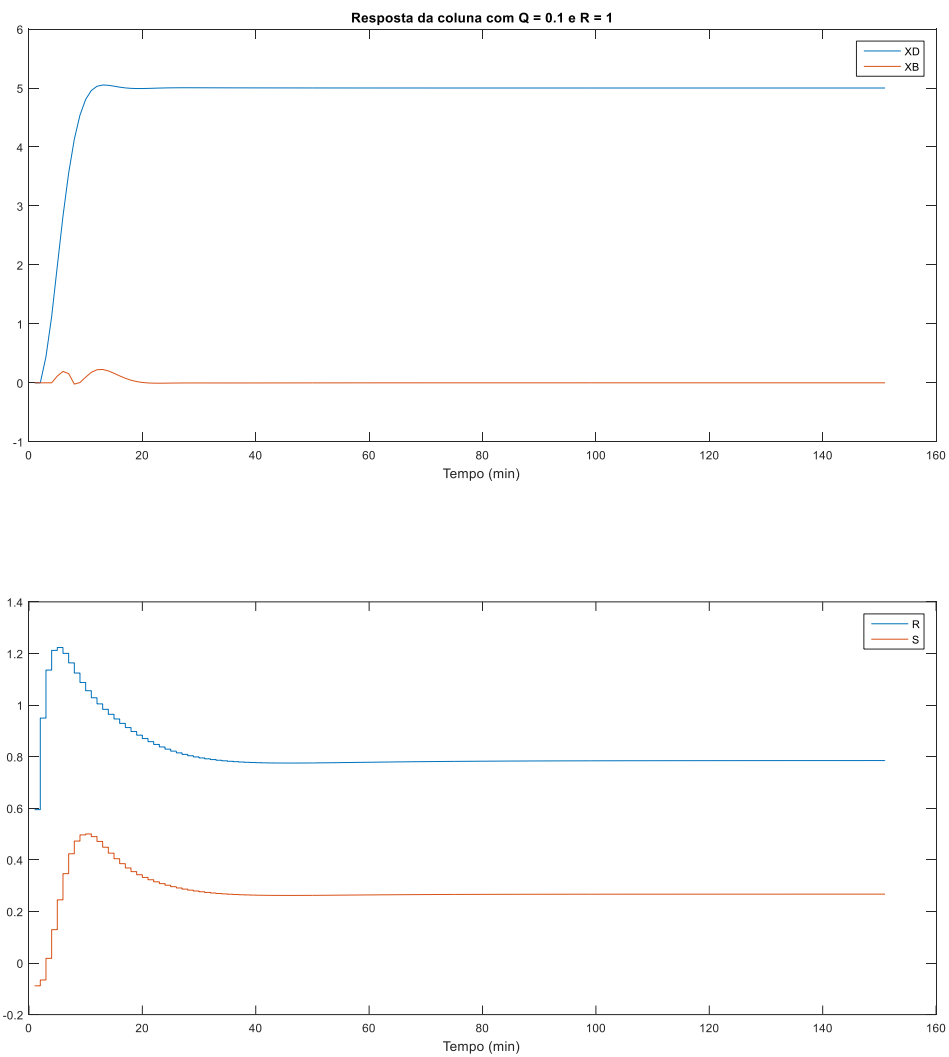


Figura 5.23 – Resposta à mudança no setpoint usando controlador sem custo econômico.

5.5.2 Pulso de 20% na alimentação da coluna entre $t = 30$ e $t = 60$ min.

5.5.2.1 Controlador preditivo com custo econômico.

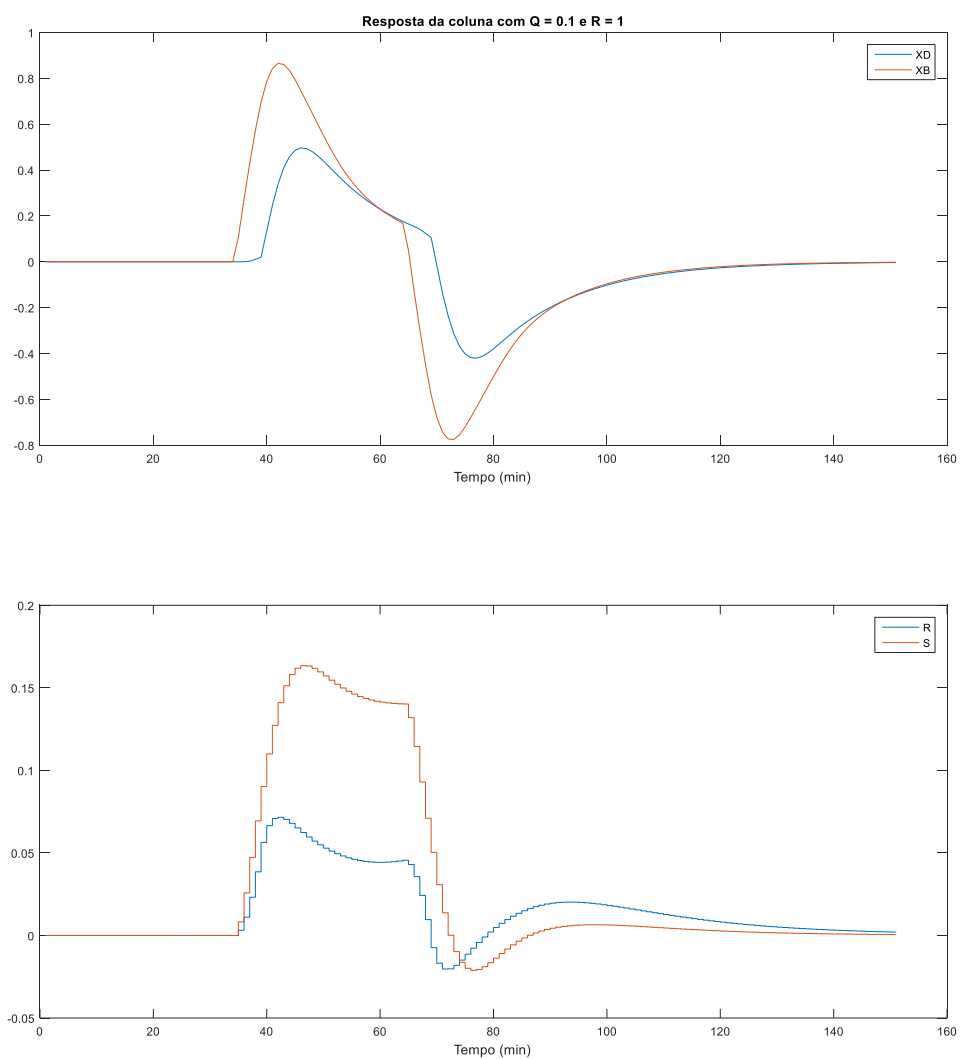


Figura 5.24 – Resposta ao pulso na alimentação usando controlador com custo econômico.

5.5.2.2 Controlador preditivo sem custo econômico.

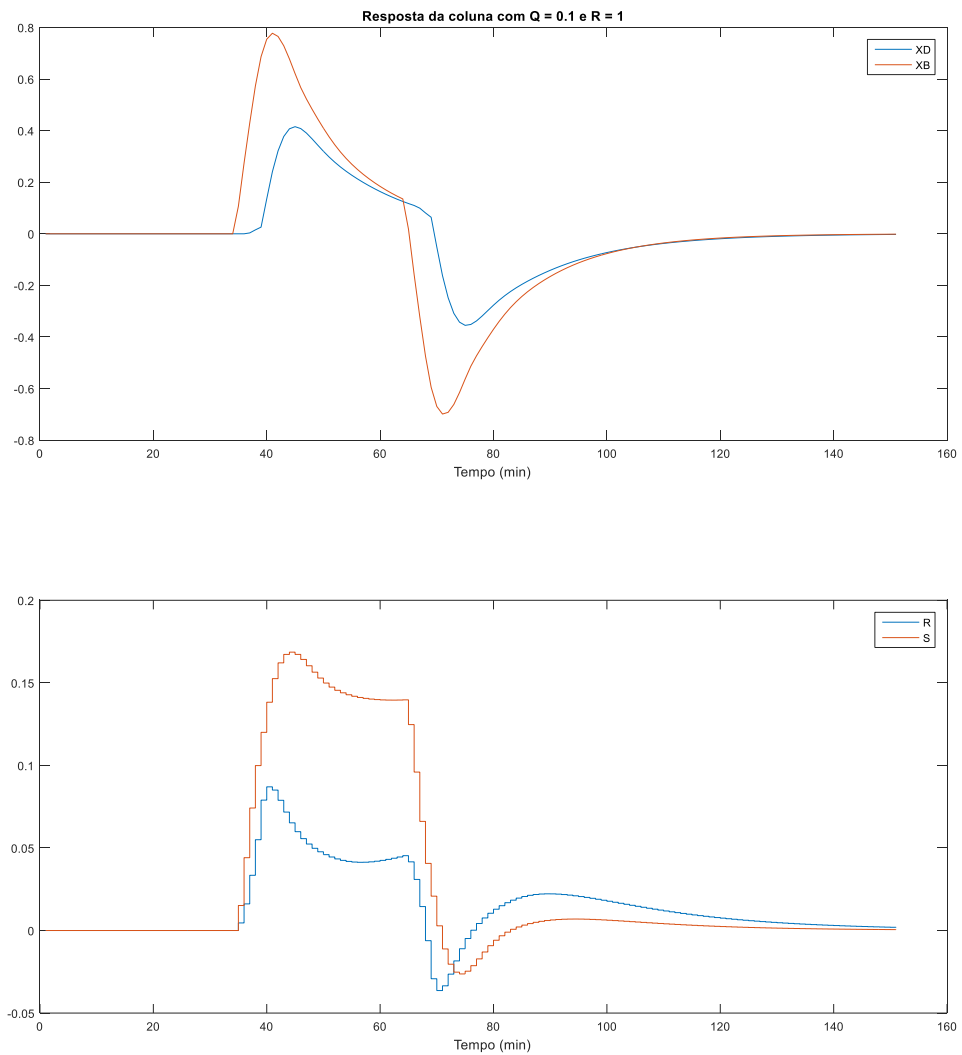


Figura 5.25 – Resposta ao pulso na alimentação usando controlador sem custo econômico.

5.6 Conclusão

O controlador preditivo MPC com a função objetivo proposta (com custo econômico) foi capaz de estabilizar a coluna em todos os distúrbios testados, inclusive no caso extremo de um distúrbio aleatório na concentração.

Analisando o gráfico da figura 5.26, que compara a resposta do sistema e as ações de controle para o mesmo distúrbio (pulso na alimentação) com diferentes valores para as matrizes R e Q , nota-se que, à medida que a relação R/Q aumenta, o controlador tende a responder com menos variações nas ações de controle.

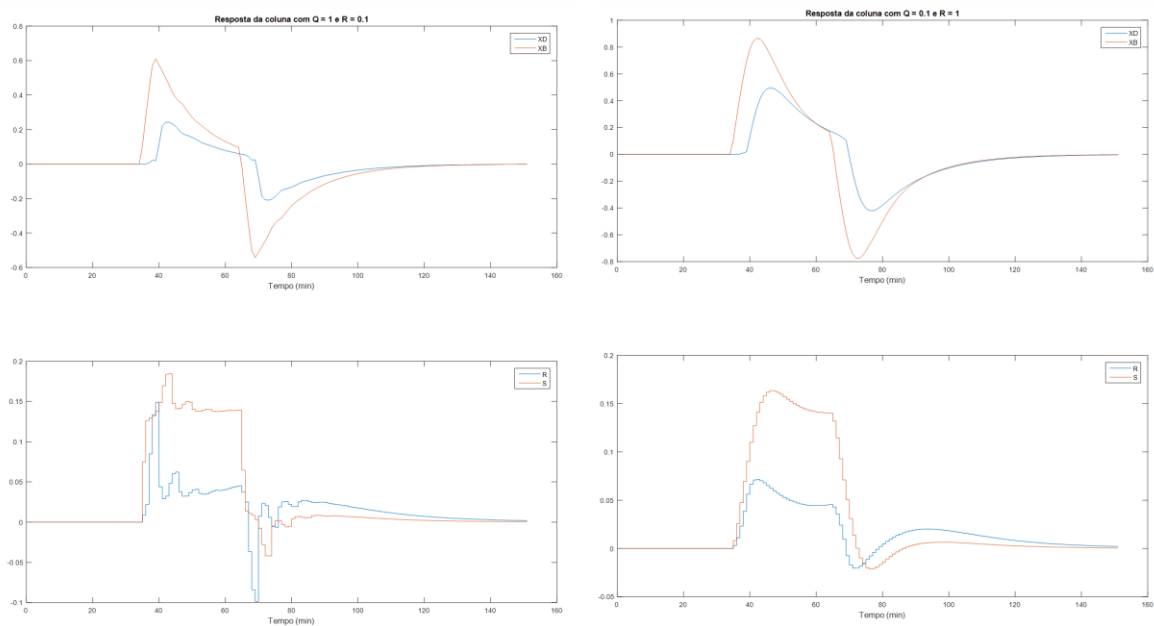


Figura 5.26 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle para diferentes valores da razão R/Q .

Analisando os gráficos das figuras 5.27 e 5.28, que mostram a resposta do sistema e as ações de controle para dois distúrbios diferentes (mudança do *setpoint* e pulso na alimentação), porém usando diferentes funções objetivo (com e sem custo econômico), percebe-se que o controlador preditivo que usa a função objetivo proposta, realmente consegue minimizar as ações de controle (custos) enquanto aumentam os valores das saídas (ganhos). Apesar de poder ser notado na comparação gráfica, por meio de cálculos

de simulação do MATLAB, verifica-se que o gasto energético do controlador com custo econômico é 9,35% menor que o do controlador sem custo econômico (usando apenas a função quadrática).

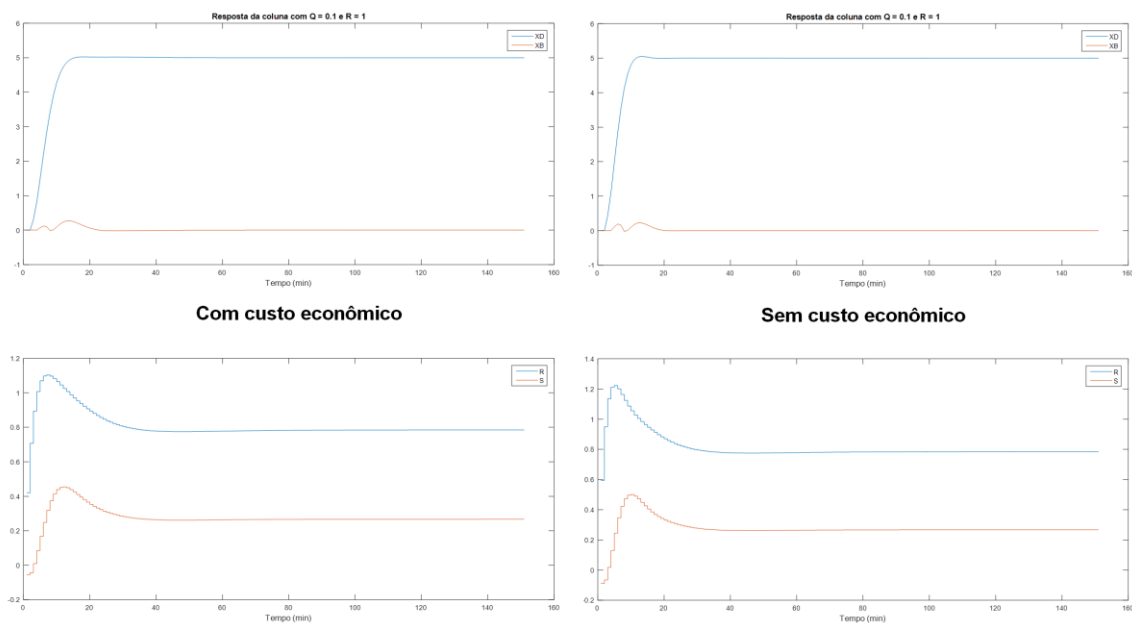


Figura 5.27 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle com e sem custo para mudança no setpoint

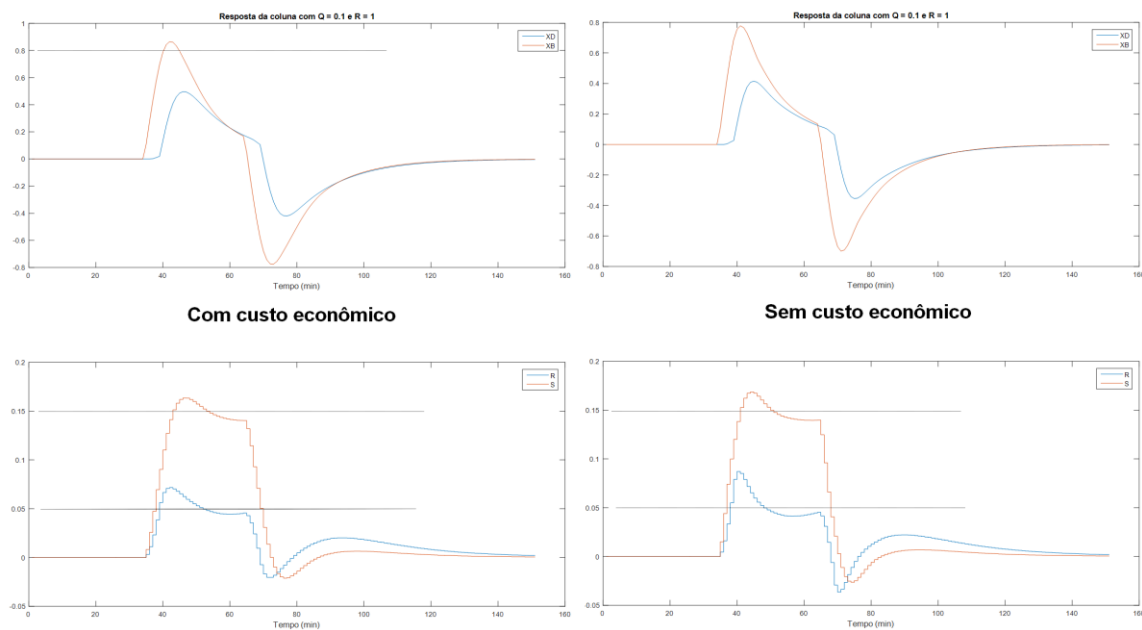


Figura 5.28 – Comparação da resposta do sistema e das ações de controle com e sem custo para pulso na alimentação.

6. CONCLUSÕES E SUGESTÕES

O processo de destilação é um processo de vital importância para a economia mundial, visto que grandes quantidades de energia são gastas na destilação. O objetivo desta tese foi apresentar técnicas avançadas de controle para uma coluna de destilação.

Foi implementada uma técnica de controle preditivo MPC que inclui um custo econômico na função objetivo. Por meio das simulações computacionais em um modelo de coluna de destilação binária proposto por Wood-Berry foram gerados resultados que permitem as seguintes conclusões:

- Dentro das condições em que as simulações foram realizadas, o controlador preditivo funcionou corretamente, estabilizando a coluna de destilação quando esta foi submetida a uma variação no setpoint e também a uma série de distúrbios na alimentação. É importante perceber que o controlador implementado foi sempre eficiente, inclusive quando se aplicou uma variação randômica na alimentação.

- A variação dos parâmetros Q (matriz de pesos das saídas controladas) e R (matriz de pesos dos incrementos nas variáveis manipuladas) mostra o comportamento que é previsto na literatura, ou seja:

- Manter o valor de Q constante e aumentar o valor de R até atingir um valor igual ao valor de Q faz com que a resposta do controlador preditivo seja mais suave.
- Se mantivermos o valor de R constante e diminuirmos o valor de Q a resposta fica ainda mais suave.
- Ou seja, à medida que a relação R/Q aumenta o controlador tende a responder com menos variações nas ações de controle.

- Comparando o desempenho do controlador MPC proposto com o que usa função objetivo padrão, percebe-se que as ações de controle do controlador com custo têm menor amplitude, ou seja, o gasto energético desse controlador é menor que no controlador que usa a função objetivo padrão. Isso significa que a função objetivo proposta no trabalho,

além de permitir o funcionamento correto do controlador MPC, é capaz também de otimizar economicamente o controle.

Neste trabalho foi proposta e implementada uma técnica de controle preditivo MPC aplicada em um modelo conhecido para uma coluna destilação. Como sugestões para trabalhos futuros, propõe-se:

- Implementar um sistema de aquisição de dados baseado no Arduino para identificar uma coluna de destilação didática presente no Departamento de Engenharia Química da UEM. O modelo obtido seria utilizado para implementação do controlador preditivo proposto.

- Implementar outros tipos de função objetivo que tenham custo econômico incorporado em controladores preditivos MPC.

7. BIBLIOGRAFIA

ABU-AYYAD M.; DUBAY, R; “Real-time comparison of a number of predictive controllers”, ISA Transactions, Vol. 46, 2007, pp. 411–418, 2007.

AIRES et al. Optimizing the Petroleum Supply Chain at Petrobras, European Symposium on Computer Aided Process Engineering, Ed. Elsevier, 14: 2004.

BALCHEN, J. G.; MUMMÉ, K. I. Process control: Structures and Applications, Van Nostrand Reinhold Company, New York, 1988.

BARCZA, M. V. Processos Unitários Orgânicos. Technical report. <http://www.dequi.fuenquil.br/barcza/Introducao.pdf>: Setembro 2005

BEQUETTE, b. W. Process Dynamics: Modeling, Analysis and Simulation, Prentice Hall, USA, 1998.

BEMPORAD, Alberto e MORARI Manfred, “Robust Model Predictive Control: A Survey”, Robustness in identification and control., Volume 245, Springer, 1999.

BILLET, R. Distillation Engineering. New York: Chemical Publishing Co, 1979.

BIEGLER, et al. Systematic Methods of Chemical Process Design, New Jersey, Prentice Hall, 1999.

BRAVO, CLAUDIO O. A. Desenvolvimento de um simulador e controle Preditivo de uma coluna de destilação piloto. Dissertação de Mestrado. UFSC. 2005.

CAMACHO, E.; BORDONS, C. Model Predictive Control. London: Springer-Verlag, 2004.

CAMPOS, Mario C. M. M.; GOMES, Marcus V. C. e PEREZ, Jose M. Z. T.; Controle Avançado e Otimização na Indústria de Petróleo. Editora Interciência, 2013.

CLARKE, D.W. e SCATTOLINI, R. “Constrained receding-horizon predictive control”, IEEE proceedings-D, Vol. 138 (Issue 4), July 1991.

CORRIOU, J. –P. Process Control: Theory and Applications. Springer-Verlag, London, 2004.

CUTLER, C.R. RAMAKER, B.L. DMC - A Computer Control Algorithm. Aiche Annual Meeting. Houston, 1979.

DESHPANDE, P. B. Distillation Dynamics and Control. Instrument Society of America, USA, 1985.

EDGAR et al. Optimization of Chemical Processes, 2. edição, McGraw-Hill, Inc, 2001.

FERREIRA, A.; RADLER DE AQUINO NETO, F. A Destilação Simulada na Indústria do Petróleo. Química Nova, 28 (2005)

FRANCHI, C. M. Aplicação de Estratégias de Controle em Coluna de Destilação. Tese de Doutorado UEM 2010.

GARCIA, Carlos E., David M. Prett, Manfred Morari, “Model Predictive Control: Theory and Practice a Survey”, Automatica, Vol. 25, (Issue 3), 1989, pp. 335-348.

GUANG, Li; LENNOX, Barry e DING, Zhengtao; “Infinite Horizon Model Predictive Control for Tracking Problems”, International Conference on Control and Automation, Budapest, Hungary, June 27-29, 2005, pp. 516-521.

GRIMM, Gene; MESSINA, Michael J.; TUNA, Sezai E.; TEE1, Andrew R.; “Examples of zero robustness in constrained model predictive control”, IEEE Proceedings of the 42nd Conference on Decision and Control, Maui, Hawaii USA, December 2003, pp. 3724-3729.

KALLRATH, J. Planning and scheduling in the process industry, OR Spectrum, 24: p.219-250, 2002.

KISTER, H. Z. Distillation Design. New York: McGraw-Hill, 1992.

KISTER, H. Z. Distillation Operation. New York: McGraw-Hill, 1990.

KWONG, W. U., Introdução ao Controle Preditivo com MATLAB. Ed. UFSCar, 2005.

LEE, L. L. (ed.). Nonlinear Process Control: Aplicatiopns of Generic Model Control, Springer-Verlag, 1993.

LEE, Jay H. Model Predictive Control: Review of the Three Decades of Development. International Journal of Control, Automation, and Systems (2011)

LIPORACE et al. Petrobras Experience Implementing Real Time Optimization, 10th International Symposium on Process Systems Engineering – PSE 2009, Ed Elsevier, 2009.

LUYBEN, W. L. Process Modeling, Simulation, and Control for Chemical Engineers, McGraw-Hill, USA, 1990.

MACIEJOWSKI, J. M., Predictive Control with Constraints, Prentice Hall, 2002.

MAGALHÃES, M. V. O. Refinery scheduling. Tese (Doutorado) – Imperial College London, Londres, 273 f., jul 2004.

MARTIN, P. A. Aplicação de Técnicas de Controle Preditivo em uma Coluna de Destilação. Tese de Doutorado. USP. 2011

MORARI, M.; ZAFIRIOU, E. Robust Process Control, Prentice Hall, New Jersey, 1989.

NORMEY RICO, J. E.; Predicción para Control. Escuela Superior de Ingenieros de la Universidad de Sevilla. 1999.

PINTO, J.; JOLY, M.; MORO, L. Planning and scheduling models for refinery operations, Computers and Chemical Engineering, 24: p. 2259-2276, 2000.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. Control Engineering Practice, v. 11, n. 7, p. 733 – 764, 2003. ISSN 0967-0661.

RAMIREZ, W. F. Computational Methods for Process Simulation, 2. e., Butterworth Heinemann, 1997.

RAMIREZ, W. F., Process Control and Identification, Academic Press, 1994.

RAO, S. Engineering Optimization, Theory, and Practice, 3. ed., John Wiley & Sons, Inc, 1996.

RAY, W. H. Advanced Process Control, McGraw-Hill company, 1984.

ROCHA et al. Petroleum allocation at Petrobras: Mathematical model and solution algorithm, Computers and Chemical Engineering, 33: p. 2123-2133, 2009.

ROFFEL, B. e BETLEM, B., Process Dynamics and Control, John Wiley & Sons. 2006.

SANDOZ, David J., DESFORGES, Matthew J., LENNOX, Barry and GOULDING Peter R., "Algorithms for industrial MPC, Computing & Control Engineering Journal", June 2000, pp. 125-134.

SCATTOLINI, R. e BITTANTI, S "On the Choice of the Horizon in Long-range Predictive Control-Some Simple Criteria", Automatica, Vol. 26, (Issue 5), 1990, pp. 915-917.

SEADER, J. D.; HENLEY, E. J. Separation Process Principles, John Wiley & Sons, Inc. 1998.

SEBORG, D. E. Process Dynamics and Control, 2. ed. John Wiley & Sons, Inc, 2004.

SKOGESTAD, S.; POSTLETHWAITE, I. Multivariable Feedback Control: Analysis and Control, John Wiley & Sons, London, 1997.

SHINSKEY, F. g. Process Control Systems: applications, Design, and Tuning, 3. ed. McGraw-Hill Publishing Company, 2001.

SOETERBOEK, R. Predictive Control: A Unified Approach, Prentice Hall, Grain Britain, 1992.

STICHLMAIR, J. G.; FAIR J. R. Distillation: Principles and Practice. New York: Wiley-Vch, 1998

WARREN, Adam L.; MARLIN, Thomas E.; “Constrained MPC under closed loop uncertainty”, proceeding of the 2004 American Control Conference, Boston, Massachusetts, June 30 -July 2, 2004, pp. 4607-4612.

WILSON, I.D., Encyclopedia of separation science, Academic Press Inc. 2000.

WINKLE, M. V. Distillation. New York: McGraw-Hill, 1967.

WOOD, R. K. e BERRY, M.W. Terminal composition Control of a Binary Distillation Column. Chemical Engineering Science, 1972

YUZGEC et al. Refinery scheduling of crude oil unloading, storage and processing using a model predictive control strategy, Computers and Chemical Engineering, 34: p. 1671-1686, 2010.

8. APÊNDICE

8.1 – Detalhamento de funções do Toolbox MPC do MATLAB

poly2tfd Create transfer functions in 3 row representation

```
g = poly2tfd(num,den,delt,delay)
```

poly2tfd creates a MPC toolbox transfer function in following format:

```
g = [  b0  b1  b2  ... ]  (numerator coefficients)
      |  a0  a1  a2  ... |  (denominator coefficients)
      [ delt delay 0  ... ]  (only first 2 elements used in this row)
```

Inputs:

```
num      : Coefficients of the transfer function numerator.
den      : Coefficients of the transfer function denominator.
delt     : Sampling time. Can be 0 (for continuous-time system)
           or > 0 (for discrete-time system). Default is 0.
delay    : Pure time delay (dead time). Can be >= 0.
           If omitted or empty, set to zero.
           For discrete-time systems, enter as PERIODS of pure
           delay (an integer). Otherwise enter in time units.
```