UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA

DANIEL HENRIQUE PARISI ZAMPIERI

**CONTROLADOR IHMPC ROBUSTO COM OTIMIZADOR LINEAR
INTEGRADO**

São Paulo

2019

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA

DANIEL HENRIQUE PARISI ZAMPIERI

**CONTROLADOR IHMPC ROBUSTO COM OTIMIZADOR LINEAR
INTEGRADO**

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do título
de Mestre em Ciências

São Paulo
2019

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA

DANIEL HENRIQUE PARISI ZAMPIERI

**CONTROLADOR IHMPC ROBUSTO COM OTIMIZADOR LINEAR
INTEGRADO**

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do título
de Mestre em Ciências

Área de Concentração:
Engenharia Química

Orientador:
Prof. Dr. Darci Odloak

São Paulo

2019

Este exemplar foi revisado e alterado em relação a versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, de abril de 2019.

Assinatura do autor_____

Assinatura do orientador_____

Catálogo-na-publicação

Zampieri, Daniel Henrique Parisi

Controlador IHMPC robusto com otimizador linear integrado / D. H. P.

Zampieri – versão corr. -- São Paulo, 2019.

106 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Química.

1.Controle de Processo 2.Controle Preditivo 3.Coluna Depropanizadora
4.Controle robusto I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica.
Departamento de Engenharia Química II.t.

“Há duas formas para viver a sua vida. Uma é acreditar que não existe milagre. A outra é acreditar que todas as coisas são um milagre.” (Albert Einstein)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus que em todos os momentos é o maior mestre que alguém pode conhecer.

Ao Prof. Dr. Darci Odloak por todo o conhecimento transmitido, pela orientação e dedicação, tornando possível a realização deste trabalho.

Aos membros da banca de qualificação, pelas críticas construtivas e correções que ajudaram a melhorar esta pesquisa.

A minha namorada e melhor amiga Giovanna, por todo carinho e por sempre me apoiar em minhas decisões.

Aos meus pais Nivaldo e Claudirlei, que com todo amor não mediram esforços para eu chegar até esta etapa da minha vida.

SUMÁRIO

Lista de Figuras	i
Lista de Tabelas	iv
Lista de Símbolos.....	v
Capítulo 1 – Introdução	1
1.1 Problema de controle preditivo em processos químicos	1
1.2 Objetivos	2
1.3 Organização do trabalho	3
1.4 Revisão bibliográfica	4
Capítulo 2 – Modelos do MPC	9
2.1 Introdução	9
2.2 Modelo de espaço de estados.....	9
2.2.1 Modelo de espaço de estados na forma incremental	11
2.3 Modelo de resposta ao degrau.....	12
2.4 Modelo Orientado à Predição de Saída (OPOM)	14
Capítulo 3 – Algoritmos de Controle	18
3.1 Introdução	18
3.2 Dynamic Matrix Control (DMC).....	19
3.3 MPC de horizonte finito convencional	21
3.4 Controlador de horizonte infinito (IH MPC).....	24
3.5 Controlador IH MPC com variáveis de folga.....	28
3.6 Controlador IH MPC por faixas com alvos nas entradas.....	30
Capítulo 4– Integração do Controle Preditivo e Otimização do Processo	34
Estratégias de otimização com controle preditivo	34
Capítulo 5 – IH MPC Robusto com Objetivo Econômico Linear Integrado	38
5.1 Introdução	38
5.2 Representação do sistema.....	38
5.3 IH MPC com controle por faixas e objetivo econômico linear.....	40
5.4 Incertezas no modelo	46
5.5 IH MPC robusto com objetivo econômico linear integrado	46
Capítulo 6 – Estudo de Caso – Coluna Depropanizadora.....	50
6.1 Descrição do Processo.....	50
6.2 Desempenho do sistema.....	50
6.3 Breve descrição do Aspen Plus.....	50
6.4 Simulação estática da Coluna Depropanizadora.....	52
6.4.1 Bases da Simulação.....	52
6.4.2 Caracterização da carga do sistema	53
6.4.3 Operações Unitárias do processo	54

6.4.4 Validação do modelo estático.....	56
6.5 Simulação dinâmica da Coluna Depropanizadora.....	57
Capítulo 7 – Identificação dos Modelos do Sistema	60
7.1 Mecanismo de identificação dos modelos do processo	60
7.2 Modelos do processo identificados	64
Capítulo 8 – Aplicação Do IHMPC Econômico Robusto à Coluna Depropanizadora	77
8.1 Introdução	77
8.2 Condições iniciais das simulações	77
8.3 Resultados das simulações.....	79
8.3.1 Resultados do teste 1	79
8.3.2 Resultados do teste 2.....	84
8.3.3 Resultados do teste 3.....	86
8.3.4 Resultados do teste 4.....	88
8.3.5 Resultados do teste 5.....	92
Capítulo 9 – Conclusões e Sugestões.....	101
9.1 Conclusões.....	101
9.2 Sugestões	102
Referências Bibliográficas	103

LISTA DE FIGURAS

Figura 4.1: Otimização em três camadas	34
Figura 4.2: Otimização em duas camadas com RTO	35
Figura 4.3: Otimização em uma camada (MPC Econômico)	36
Figura 6.1: Fluxograma de processo da Simulação	54
Figura 6.2: Esquema de controle regulatório da coluna depropanizadora	58
Figura 6.3: Teste de sintonia	59
Figura 7.1: Modelo do Simulink com o bloco de interface Aspen Modeler	61
Figura 7.2: Painel de configuração do bloco AMSimulation (entradas)	61
Figura 7.3: Painel de configuração do bloco AMSimulation (saídas)	62
Figura 7.4: Modelo do Simulink durante simulação integrada com Aspen Plus Dynamics	63
Figura 7.5: Modelo do Aspen Plus Dynamics durante simulação integrada com Simulink	63
Figura 7.6.a: - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de propano (y_1) e butano (y_2) (Carga 1, caso Nominal)	67
Figura 7.6.b: Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de propano (y_1) e butano (y_2) (Carga 1, caso Nominal)	68
Figura 7.6.c: Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de propano (y_1) e butano (y_2) (Carga 1, caso Nominal)	68
Figura 7.7.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga)	69
Figura 7.7.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga)	69
Figura 7.7.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga)	70
Figura 7.8.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga)	70
Figura 7.8.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga)	71
Figura 7.8.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga)	71
Figura 7.9.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga)	72
Figura 7.9.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga)	72

Figura 7.9.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga)	73
Figura 7.10 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e vazão de refluxo (u_1)	74
Figura 7.11 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e a carga térmica do reator (u_2).....	74
Figura 7.12 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e a vazão de alimentação (d)	75
Figura 7.13 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e vazão de refluxo (u_1)	75
Figura 7.14 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e a carga térmica do reator (u_2).....	76
Figura 7.15 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e a vazão de alimentação (d)	76
Figura 8.1.a: aplicação de degrau de [+5%] na vazão de carga (saídas).....	80
Figura 8.1.b: aplicação de degrau de [+5%] na vazão de carga (entradas)	80
Figura 8.1.c: aplicação de degrau de [-10%] na vazão de carga (saídas).....	81
Figura 8.1.d: aplicação de degrau de [-10%] na vazão de carga (entradas)	81
Figura 8.1.e: aplicação de degrau de [+10%] na vazão de carga (saídas).....	82
Figura 8.1.f: aplicação de degrau de [+10%] na vazão de carga (entradas)	82
Figura 8.1.g: aplicação de degrau de [-20%] na vazão de carga (saídas)	83
Figura 8.1.h: aplicação de degrau de [-20%] na vazão de carga (entradas)	83
Figura 8.2.a: saídas controladas da simulação de mudança de critério da função econômica	84
Figura 8.2.b: entradas da simulação de mudança de critério da função econômica	85
Figura 8.2.c: saídas controladas da simulação de mudança de critério da função econômica com redução de faixa	85
Figura 8.2.d: entradas da simulação de mudança de critério da função econômica com redução de faixa	86
Figura 8.3.a: saídas para [$W_{eco} = \text{diag}(1,1)$]	87
Figura 8.3.b: entradas para [$W_{eco} = \text{diag}(1,1)$].....	87
Figura 8.3.c: saídas para [$W_{eco} = \text{diag}(10,10)$]	88
Figura 8.3.d: entradas para [$W_{eco} = \text{diag}(10,10)$].....	88
Figura 8.4.a: [saídas] - mudança para o modelo 2 no instante 20 min. e mudança para o modelo 11 no instante 40 min.....	89
Figura 8.4.b: [entradas] - mudança para o modelo 2 no instante 20 min. e mudança para o modelo 11 no instante 40 min.....	90
Figura 8.4.c: [saídas] - mudança para o modelo 4 no instante 20 min. e mudança para o modelo 12 no instante 40 min.....	90
Figura 8.4.d: [entradas] - mudança para o modelo 4 no instante 20 min. e mudança para o modelo 12 no instante 40 min.....	91
Figura 8.4.e: [saídas] - mudança para o modelo 3 no instante 20 min. e mudança para o modelo 8 no instante 40 min.....	91
Figura 8.4.f: [entradas] - mudança para o modelo 3 no instante 20 min. e mudança para o modelo 8 no instante 40 min.....	92
Figura 8.5.a.1 – [Simulação 1] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas	93

Figura 8.5.a.2 – [Simulação 1] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas	94
Figura 8.5.b.1 – [Simulação 2] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) – Saída	95
Figura 8.5.b.2 – [Simulação 2] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas	96
Figura 8.5.c.1 – [Simulação 3] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas	97
Figura 8.5.c.2 – [Simulação 3] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas	98
Figura 8.5.d.1 – [Simulação 4] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas	99
Figura 8.5.d.2 – [Simulação 4] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas	100

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1: Componentes puros considerados	52
Tabela 6.2: Condições da carga.....	53
Tabela 6.3: Composição da carga.....	53
Tabela 6.4: Especificações da simulação	55
Tabela 6.5: Resultados da simulação	56
Tabela 6.6: Variáveis manipuladas	57
Tabela 6.7: Restrições do processo	57
Tabela 6.8: Dados geométricos dos equipamentos	58
Tabela 6.9: Parâmetros de sintonia dos controladores	59
Tabela 8.1: Zonas das variáveis controladas da coluna depropanizadora.....	78
Tabela 8.2: Restrições das variáveis manipuladas da coluna depropanizadora	78

LISTA DE SÍMBOLOS

SÍMBOLOS LATINOS

A	Matriz de estados do modelo em espaço de estados na forma posicional
B	Matriz de distribuição das entradas do modelo em espaço de estados na forma posicional
C	Matriz das saídas do modelo posicional
$\tilde{A}$	Matriz de estados do modelo em espaço de estados na forma incremental
$\tilde{B}$	Matriz de distribuição das entradas do modelo em espaço de estados na forma incremental
$\tilde{C}$	Matriz das saídas do modelo posicional
C_f	Matriz auxiliar da função objetivo dos problemas de programação quadrática
D^0	Matriz dos ganhos de regime permanente
D_m^0	Matriz D^0 estendida ao longo do horizonte de controle
D^d	Matriz dos resíduos dos estados dinâmicos estáveis
d	Coeficientes obtidos pela expansão em frações parciais de $G_{i,j}(z)$
e	Erro entre uma dada saída y e qualquer e e seu valor de referência y^{sp}
F	Matriz de estado do regime transiente do sistema
F_u	Matriz auxiliar em função de D , F e N definida na pág.27, Eq. (3.23)
F_x	Matriz auxiliar em função de F definida na pág.27, Eq. (3.23)
G	Matriz auxiliar em função D^0 , F e N
$G(z)$	Matriz das funções de transferência entre as saídas e as entradas
$G_{i,j}(z)$	Função de transferência entre uma saída i e uma entrada j
H	Matriz hessiana da função objetivo dos problemas de programação quadrática
I	Matriz identidade
I_{ny}	Matriz identidade de dimensão $ny \times ny$

I_{nu}	Matriz identidade de dimensão $nu \times nu$
J	Matriz auxiliar em função de nu e na definida na pág.17
k	Instante qualquer de tempo discreto
K_F	Ganho do observador de estados (Filtro de Kalman)
M	Matriz auxiliar do MPC convencional definida na pág.23
m	Horizonte de controle das variáveis manipuladas
N	Matriz auxiliar usada na resposta ao degrau do sistema definida na pág.20
$na_{i,j}$	Número de polos da função de transferência entra saída y_i e a entrada u_j
nd	Número de estados dinâmicos do modelo OPOM definido na pág.16
np	Horizonte de predição finito das variáveis controladas
nu	Número de entradas (variáveis manipuladas)
ny	Número de saídas (variáveis controladas)
W_{eco}	Peso da função objetivo econômica
$\bar{Q}$	Solução da equação de Lyapunov
Q	Matriz de ponderação das variáveis controladas
Q_u	Matriz de ponderação das entradas manipuladas
R	Matriz de supressão das variáveis manipuladas
r	Pólos de uma função de transferência
S	Respostas ao degrau de um sistema
$S_{i,j}$	Matriz dos coeficientes da resposta ao degrau referente à saída i e entrada j
S_y	Matriz de ponderação das variáveis de folga das saídas
S_u	Matriz de ponderação das variáveis de folga das entradas
t	Tempo
T	Período de amostragem
u	Vetor das variáveis manipuladas
u_{max}	Vetor de valores máximos para as variáveis manipuladas

$u_{\min}$	Vetor de valores mínimos para as variáveis manipuladas
$\mathcal{U}$	Espaço da região viável de solução das variáveis manipuladas
u_{des}	Referencias ou alvos para as entradas manipuladas
V_K	Função objetivo do algoritmo de controle
x	Vetor de estados do modelo, $x = [x^s \quad x^d]^T$
$[x]_{k/k-1}$	Vetor de estados no instante k com informações da planta até o instante anterior
$[x]$	Vetor atualizado dos estados
x^s	Vetor de estados do OPOM do regime permanente
x^d	Vetor de estados do OPOM relacionados aos modos dinâmicos do modelo
y	Variáveis controladas
$y_{\max}$	Limite máximo para as variáveis controladas
$y_{\min}$	Limite mínimo para as variáveis controladas
y^{sp}	Vetor de set-points

SÍMBOLOS GREGOS

Δ	Operador diferença
Δu	Vetor de variações nas variáveis manipuladas
$\Delta u_{\max}$	Vetor de variações máximas nas variáveis manipuladas
$\Delta u_{\min}$	Vetor de variações mínimas nas variáveis manipuladas
Ψ	Matriz da parcela dinâmica associada aos estados transientes, definida na pág.17
Φ	Matriz auxiliar para o cálculo de Ψ , definida na pág.17
λ	Autovalores de uma matriz quadrada
τ	Constante de tempo de um sistema de primeira ordem (domínio de Laplace)
δ	Variáveis de folga num dado instante de tempo k, relacionadas aos estados criados pela forma incremental do modelo

SIGLAS

DMC	Dynamic Matrix Control
IHMPC	Infinite Horizon Model Predictive Control
MIMO	Multi-Input Multi-Output
MPC	Model Predictive Control
OPOM	Output Prediction Oriented Model
QDMC	Quadratic Dynamic Matrix Control
QP	Quadratic Programming
ROSSMPC	Reduced Order State Space MPC
SISO	Single-Input Single-Output

SOBRESCRITOS

T	operação de transposição de uma matriz.
SP	<i>“set-point”</i>

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo estudar as características de uma coluna depropanizadora e propor uma estrutura de controle para esta planta. Essa coluna está localizada na unidade de craqueamento catalítico da Refinaria Presidente Bernardes, em Cubatão. O objetivo de controle é a especificação de um valor máximo de butano e componentes mais pesados (C_4^+) na corrente de topo e um valor máximo de propano e componentes mais leves (C_3^-) na corrente de fundo. Uma simulação da planta foi construída por meio do simulador de processos *AspenOne*® e os modelos referentes a vários pontos de operação e duas composições de carga distintas foram obtidos através da simulação integrada entre o *Aspen*® e o *Simulink*®. O software *Matlab*™ foi utilizado para executar o algoritmo de controle.

O controlador aqui proposto é um *IHMPC (Infinite Horizon Model Predictive Control)* adaptado para sistemas com tempo morto e com faixas nas variáveis controladas. As incertezas na modelagem foram representadas por um conjunto de modelos lineares. Adicionalmente o controlador contém, na mesma camada, um componente de otimização econômica linear com o objetivo de minimizar o gasto energético do sistema ou até mesmo maximizar a pureza do destilado.

As simulações permitiram que as estratégias de controle pudessem ser testadas e seus resultados discutidos. A análise dos testes mostra que o *IHMPC* aqui proposto é capaz de controlar a planta nos possíveis pontos de operação com um bom desempenho.

Palavras-chave: Controle Preditivo; Otimização econômica; Coluna depropanizadora.

ABSTRACT

The objective of this work is to study the characteristics of a depropanizer column and to propose a predictive control structure for this plant. This column is located at the fluid catalytic cracking unit of the Presidente Bernardes Refinery, in Cubatão. The control objective of these columns is the specification of a maximum value of butane and heavier components (C_4^+) in the top stream and the maximum value of propane and lighter components (C_3^-) in the bottom stream. The plant was represented through the process simulator *AspenOne*[®] and the models for several operating points and two different feed compositions were obtained through the integrated simulation of *Aspen*[®] and *Simulink*[®]. The software *Matlab*[™] was used to run the control algorithm.

The controller proposed here is based on the *IHMPC* (*Infinite Horizon Model Predictive Control*) that was extended to time delayed systems and zone control. The model uncertainties are approximated by a set of linear models. In addition, the controller contains, in the same layer, an economic objective, which aims to minimize the energy contents of the operation and to maximize the purity of the distillate.

The simulation allowed that the control strategies could be tested and the results discussed. The analysis of the tests showed that the proposed *IHMPC* is able to control the plant with acceptable performance.

Keywords: Model Predictive control; Economic optimization; Depropanizer column.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Problema de controle preditivo em processos químicos

A aplicação do controle avançado em processos químicos vem sendo cada vez mais utilizada, devido à grande capacidade desta estrutura de controle de lidar com uma série de particularidades desses processos. O *MPC* (Model Predictive Control) pode ser caracterizado como uma classe de algoritmos que calcula uma sequência de movimentos das variáveis manipuladas, com a finalidade de minimizar uma função associada ao erro das previsões da saída da planta.

O controlador preditivo pode ser implementado em sistemas multivariáveis com forte interação entre as variáveis manipuladas e as variáveis controladas. Sua formulação permite a inclusão de restrições, tais como, especificações dos produtos, limitações de equipamentos, segurança do sistema e emissão de poluentes. O *MPC* é capaz de lidar com produções simultâneas, criando uma estratégia de maximização dos produtos de maior valor de mercado. Além disso, pode adotar uma função de otimização, por exemplo, minimizando o consumo energético de uma unidade de destilação.

Pode-se listar uma série de justificativas para a implementação do *MPC* em processos químicos:

- Executa otimização on-line;
- Permite a integração entre os problemas de otimização e controle, uma vez que a otimização procura levar o processo para os limites nas restrições e a qualidade do controle determina quão próximo deste limite o processo pode chegar;
- Otimizações on-line requerem controle de alta performance;
- Atendimento de restrições é amplamente necessário;

O acoplamento entre otimização e controle necessita de alterações ao longo do tempo e deve ser ajustado e atualizado.

Tradicionalmente, o projeto do controlador preditivo consiste em definir inicialmente o problema de controle e as funções do controlador, além da escolha de variáveis manipuladas, controladas e perturbações. Com as definições de controle já realizadas, identifica-se o processo por meio de testes de resposta ao degrau nas variáveis manipuladas e perturbações medidas em um determinado ponto de operação do processo. Após a conclusão desta etapa, constrói-se o controlador configurando a sua programação. Por fim, para este trabalho a seleção dos parâmetros de sintonia é realizada por meio de simulações.

De um modo geral, os *MPCs* utilizam modelos na forma de curvas de resposta ao degrau. Alternativamente, os modelos podem aparecer como funções de transferência. A uniformização dos controladores sob esta forma foi estimulada pelos trabalhos de Clarke, Mohtadi e Tuffs (1987), em que os autores

apresentaram uma abordagem paramétrica dos controladores preditivos, denominada *GPC* ("Generalized Predictive Control"). Um resultado clássico em modelagem de processos é que um único modelo linear usualmente fornece uma representação incompleta dos processos reais em condições de operação diferentes daquelas nas quais o modelo foi identificado. É importante projetar um controlador que leve em consideração mudanças na resposta do processo com relação ao modelo devidas às perturbações, dinâmicas não modeladas e diferentes condições de operação. O controlador que apresenta todas estas características é denominado robusto.

Com o objetivo de estudar melhor os problemas de controle, utilizam-se simuladores estáticos e dinâmicos rigorosos, como por exemplo, o simulador *Aspen Plus*[®]. Com esta ferramenta, é possível efetuar um estudo detalhado do problema de controle, determinando na região de operação das variáveis manipuladas, o ganho e a dinâmica do processo nos diversos pontos de operação. Por meio deste procedimento, pode-se determinar os limites do sistema de controle do processo.

Quando se integra o controle preditivo e a otimização do processo (*RTO+MPC*) em uma única camada tem-se o *MPC* econômico (*EMPC*). Essa integração em uma única camada já passou por testes na indústria para o caso em que o *MPC* tem horizonte de predição finito. Em 2002, Zanin, Gouvêa e Odloak reportaram a aplicação do *EMPC* em uma unidade de FCC em que o controlador incluiu na sua função objetivo a função econômica completa baseada no modelo rigoroso do processo estacionário. Porém, no caso geral, este controlador se mostrou computacionalmente muito pesado. Para solucionar esta questão, De Souza et al.(2010) propuseram uma nova formulação em que apenas o gradiente da função econômica é incluído na função objetivo do controlador. Desse modo o esforço computacional é reduzido drasticamente.

Com a viabilidade da integração *RTO+MPC* via gradiente da função econômica já consolidada, os estudos da literatura se voltam para o caso do *MPC* com horizonte infinito.

1.2 Objetivos

Neste trabalho foi desenvolvido um controlador preditivo com função econômica e garantia de estabilidade. Este novo controlador será testado em modelos de colunas de destilação representados por funções de transferência obtidas por linearização a partir de modelos dinâmicos construídos no simulador *Aspen Plus*[®].

Primeiramente estuda-se o comportamento estático da coluna, sendo que nesta etapa é definida a região de operação do sistema e determinados os ganhos do processo desta região. O próximo passo é a construção do modelo dinâmico rigoroso no simulador *Aspen Plus*[®] e a identificação no *Matlab*[®] do modelo linear a ser usado no controlador preditivo. A vantagem de se ter o

modelo da planta representada de forma rigorosa é que se pode avaliar a estabilidade e performance do sistema de controle.

Este trabalho enfoca a integração da camada de otimização em tempo real (*RTO*) do processo com o controle preditivo multivariável (*MPC*) para o caso em que o objetivo econômico é representado por uma função linear. Um dos objetivos é conseguir um método de integração que seja estável, ou seja, que tenha uma prova matemática da sua estabilidade. Um segundo objetivo é conseguir uma formulação que leve em conta incertezas no modelo e que tenha também a estabilidade garantida.

A forma de incorporação proposta neste trabalho (*IHMPC* Econômico) visa a simplificação da estrutura convencional de integração *RTO/MPC* em várias camadas para uma estrutura mais simples, que envolva um menor esforço computacional e seja mais atraente sob o aspecto da implantação em sistemas reais da indústria. Além desses aspectos práticos, foram incluídos no método, desenvolvimentos teóricos relacionados com a garantia da estabilidade e performance da estratégia de controle na presença de distúrbios e incertezas nos modelos.

1.3 Organização do trabalho

Este trabalho foi dividido em nove capítulos, que abordam os seguintes itens: modelos utilizados nas estruturas de controle preditivo; teoria sobre os algoritmos de controle preditivo; estudo de caso para diferentes situações de operação e sintonia de controle; desenvolvimento e aplicação do *IHMPC* com função econômica; apresentação e discussão dos resultados das simulações; e as conclusões e recomendações do trabalho.

Capítulo 1 – Introdução do assunto, apresentação dos objetivos do trabalho, organização do texto e revisão bibliográfica.

Capítulo 2 – Traz a realização de um estudo sobre a modelagem do *MPC*. Neste capítulo é abordada a modelagem de sistemas de controle baseados em variáveis de estado em tempo discreto na forma posicional e incremental. Apresenta também modelos baseados em resposta ao degrau e a formulação do *MPC* em espaço de estados com modelo orientado à predição da saída (*OPOM*).

Capítulo 3 – Apresenta um estudo sobre algoritmos de controle. São abordados os algoritmos *MPC* baseado em resposta ao degrau (*DMC*); *MPC* convencionais com horizonte finito (*QDMC*) na forma posicional e incremental; *MPC* de horizonte infinito (*IHMPC*) com modelo orientado à predição da saída; *IHMPC*

com variáveis de folga nas restrições e *IHMPC* com controle por faixas e alvos nas estradas.

Capítulo 4 – Este capítulo apresenta um estudo sobre as estratégias do controle preditivo atrelado à otimização do processo. São revisadas três estruturas distintas de controle e otimização.

Capítulo 5 – Propõe um *IHMPC* Robusto com otimizador linear integrado que visa à simplificação da estrutura convencional de integração *RTO/MPC*, para que esta envolva menor esforço computacional e seja mais atraente sob o aspecto da implantação em sistemas reais da indústria.

Capítulo 6 – Apresenta a coluna depropanizadora. Descreve a construção da simulação estática, definindo as características da alimentação e as condições operacionais do sistema. Descreve também as etapas da construção do modelo dinâmico. São instalados e sintonizados os controladores regulatórios de nível e o sistema é integrado ao *Simulink*® para dar início ao levantamento dos modelos.

Capítulo 7 – Apresenta o procedimento de identificação dos modelos do processo usando as facilidades do *Matlab*™. Em seguida apresenta todos os modelos identificados. A precisão dos modelos obtidos é apresentada através de comparação gráfica.

Capítulo 8 – Apresenta a aplicação do controlador proposto à coluna depropanizadora. São realizados testes em que a planta real é representada por modelos obtidos pela simulação dinâmica do *Aspen*® em vários pontos de operação distintos. Avalia-se o desempenho deste controlador frente a mudanças na vazão e composição da alimentação.

Capítulo 9 – Apresenta as conclusões obtidas e sugestões para futuros trabalhos.

1.4 Revisão Bibliográfica

Os controladores preditivos (*MPC's*) podem ser classificados como algoritmos que calculam uma série de ações sobre as variáveis manipuladas com o intuito de se atingir valores desejados das saídas da planta, denominadas variáveis controladas. Os primeiros controladores do tipo *MPC* surgiram em meados de 1970 e em 1978 o *MPC* foi reportado pela primeira vez na literatura, em que os autores Richalet, Raoult, Testud e Papon (1978) apresentaram o

MPHC (Model Predictive Heuristic Control). De maneira independente, em 1979, Cutler e Ramaker apresentaram um outro controlador denominado *DMC* (Dynamic Matrix Control).

Apesar do aparecimento dos controladores preditivos ter sido atribuído a Richalet et al. (1978) e Cutler e Ramaker (1979), sua origem deve ser reportada à década de 1960, quando surgiu o controle ótimo. Neste, o controlador *MPC* é obtido pela solução de um problema de controle ótimo padrão, com a diferença de que nos controladores preditivos o problema de controle ótimo a ser resolvido deve ter horizonte finito, que é oposto ao horizonte infinito utilizado nas representações do controle linear ótimo. Outra diferença considerável é que no controlador *MPC* o problema de controle é resolvido *on-line* usando o estado atual da planta, ao invés da estratégia de cálculo *off-line*.

Em 1980 Prett e Gillete realizaram estudos sobre a aplicação do *DMC*, sugerindo a organização da estrutura de controle em dois níveis, sendo o primeiro nível um problema de otimização em estado estacionário e o segundo nível um receptor dos valores das entradas e *set-points* que resolve o problema através do *DMC* sem restrições.

Os controladores do tipo *MPHC* e *DMC* apresentavam dificuldade em incluir restrições do processo em sua estrutura; pensando em solucionar este problema, uma nova classe de controladores foi desenvolvida, são eles, o *QDMC* (Quadratic Dynamic Matrix Control) e o *LDMC* (Linear Dynamic Matrix Control). Garcia e Morshedi (1986) apresentaram o *QDMC*, que assim como o *LDMC* (Morshedi, Cutler e Skrovanek, 1985) incluía as restrições do processo dentro do problema de otimização. Além disto, também foi desenvolvido o conceito de controle por faixas de operação.

Controladores do tipo *LDMC* e *QDMC* foram desenvolvidos e implementados em diversas unidades da Petrobras. Em 1992 Zanin e Odloak realizaram a aplicação de um controlador *LDMC* em um forno de aquecimento de resíduo atmosférico da unidade de destilação da Refinaria Presidente Bernardes de Cubatão. Em seguida surgiram outras aplicações, como o controle da coluna debutanizadora da REPLAN (Refinaria de Paulínia), da coluna atmosférica da REPLAN (Magalhães e Odloak, 1995) e da coluna de destilação a vácuo da REPLAN e da Refinaria Alberto Pasqualini. Além dessas aplicações, surgiram outras aplicações em unidades de craqueamento catalítico fluido, em que se utilizou o controlador *DMC* em duas camadas. Dentre eles, tem-se o controlador do conversor UFCC da Refinaria do Vale do Paraíba – REVAP (Moro e Odloak, 1995) e do conversor do UFCC da REPLAN (Spandri et al., 1995). Por meio destas aplicações, os controladores foram amplamente difundidos nas unidades da Petrobras.

Com os controladores do tipo *DMC* já consolidados, a atenção dos pesquisadores se voltou para a análise da robustez dos mesmos. Uma série de trabalhos seguiu nessa direção, entre eles pode-se destacar Garcia e Morari (1982;1985) e Morari e Doyle (1986), iniciando abordagens de análise de estabilidade dos controladores preditivos. Em decorrência dos estudos sobre a

robustez dos controladores, tem-se a uniformização dos modelos dos *MPC*'s em variáveis de estado. Utilizando o modelo em variáveis de estado, Odloak (1995) apresentou uma formulação do *DMC* em malha fechada. Com isso, foi possível realizar verificações sem exaustivas simulações, ou seja, definir os parâmetros de sintonia e as configurações do controlador por meio da análise de estabilidade. Nesta mesma linha de pesquisa, Li et al. (1989) apresentaram uma formulação detalhada do *MPC* em variáveis de estado, juntamente com o filtro de Kalman, que modelava as perturbações que não eram medidas.

Morari e Lee em 1999, propuseram uma solução para o problema de controle de sistemas de grande porte, em que utilizaram a representação do sistema em espaço de estados, a inclusão do modelo de perturbação através do filtro de Kalman e a análise de robustez do controlador.

A formulação do *DMC* em variáveis de estado resulta em um estado cuja dimensão corresponde ao número de coeficientes da resposta ao degrau do modelo usado no *DMC*. Assim, o uso dessa estratégia de controle requer um alto esforço computacional, principalmente em processos de grandes dimensões ou de dinâmicas lentas. Para resolver este tipo de problema, surgiram propostas de truncamento do modelo de resposta ao degrau (Hovd et al., 1993), porém essa proposta não obteve boa aceitação por gerar somente resultados aproximados. Em 1994, Lee et al., propuseram a utilização do modelo de função de transferência convertida para variáveis de estado e utilização do filtro de Kalman para estimar o estado. Foi realizada uma conexão desta abordagem com o controlador *DMC*, mas que não rendeu resultados satisfatórios.

Com o intuito de solucionar esta situação, Odloak (1996) apresentou um controlador com modelo em espaço de estados de ordem reduzida, cuja formulação resulta equivalente ao modelo de resposta ao degrau. Esta formulação apresentou bons resultados e ofereceu diversas vantagens, tais como, a possibilidade da utilização de instantes de predição esparsos com períodos de amostragem diferentes para cada variável, além de permitir a análise de estabilidade sem muito esforço computacional, que era o objetivo primário (Gouvêa & Odloak, 1997).

Com os controladores preditivos sendo amplamente aplicados nas petroquímicas, surge a necessidade da resolução de problemas envolvendo sistemas não-lineares. Portanto, pesquisas que descreviam alternativas para se trabalhar com este tipo de sistemas começaram a aparecer. Propostas de modelos baseados em conservação de massa e de energia, modelos experimentais, modelos híbridos e até mesmo por redes neurais são descritos na literatura. Muitas dessas abordagens são introduzidas nos trabalhos de Henson (1998) e Morari e Lee (1999).

Paralelamente, surge a necessidade de se obter uma estratégia de controle apta a resolver problemas com modelos incertos no tempo. Uma alternativa foi a utilização de controladores com multi-modelos, em que o problema de controle é resolvido levando-se em conta simultaneamente todos os possíveis modelos lineares do processo. Esse problema de controle pode ser

resolvido por meio de algoritmos que lidam com *LMI* (Linear Matrix Inequality). Esse enfoque foi motivado por desenvolvimentos na teoria e aplicações em problemas de controle, da otimização através de *LMIs* (Boyd et al., 1994). Em 1996, Kothare et al., apresentaram uma solução do controlador *MPC*, usando *LMI*, porém considerando o caso em que todos os estados do modelo são medidos, cuja ocorrência prática é rara. Seguindo esta mesma linha de pesquisa, pode-se destacar o trabalho de Rodrigues e Odloak (2000), em que o controlador é projetado com garantia de estabilidade. Nessa proposta, o modelo do sistema é dado por uma representação conveniente em espaço de estados, segundo o controlador *ROSSMPC* proposto por Gouvêa & Odloak (1997), que reduz a ordem do modelo.

Almeida, Rodrigues e Odloak (2000) utilizando o algoritmo *LMI* (Linear Matrix Inequality) descreveram a aplicação de um controlador multi-modelos para uma coluna debutanizadora, e em 2002, Porfírio, Almeida e Odloak implementaram um sistema multi-modelos em uma coluna depropanizadora.

O uso de controladores preditivos com horizonte de predição infinito para a obtenção de uma solução com estabilidade garantida foi foco de estudos de diversos trabalhos. Rodrigues e Odloak (2000) propuseram uma nova versão do controlador *MPC* de horizonte de predição infinito (*IHMPC*). Este controlador é adequado para aplicação em sistemas com elevado número de entradas e saídas. A estratégia proposta foi baseada em um modelo em variáveis de estado, em que os novos estados são parâmetros da trajetória predita das saídas. Uma função objetivo modificada é introduzida e integrada analiticamente ao longo de um horizonte de predição finito. O controlador foi desenvolvido para sistemas estáveis e instáveis em malha aberta.

Uma das características do *MPC* é possibilitar a integração entre os problemas de otimização e controle, deste modo várias pesquisas que enfocam esta característica foram realizadas. A integração do controle preditivo e a otimização do processo é referida como o *MPC* econômico (*EMPC*). Esta estratégia visa a junção da camada de otimização em tempo real (*RTO*) do processo com o controle preditivo multivariável em uma única camada.

A integração do *RTO+MPC* em uma única camada já foi testada industrialmente para o caso em que o *MPC* tem horizonte de predição finito. Em 1998, Gouvêa e Odloak apresentaram o estudo de uma unidade FCC em que o controlador implementado inclui na sua função objetivo a função econômica completa que é calculada usando o modelo rigoroso do processo no estado estacionário. Em 2006, Engell propôs a integração do *RTO* com o *MPC* através de um estudo de caso do controle de uma separação cromatográfica, que é um processo amplamente utilizado na química fina, por exemplo, indústrias farmacêuticas. Esse trabalho consolidou o fato do controle de processos ser uma ótima ferramenta de otimização e não apenas um rastreador de *set-points*.

A integração *RTO/MPC* utilizando modelo rigoroso do processo se mostrou computacionalmente muito pesada, principalmente em sistemas de grande porte. Para contornar esse problema, Souza et al. (2010) propuseram

uma formulação simplificada, em que ao invés da função econômica completa, apenas o gradiente dessa função é incluído na função objetivo do controlador. O cálculo do gradiente também pode demandar um esforço computacional significativo, mas é realizado uma única vez no estado estacionário previsto em cada intervalo de amostragem. Assim, o esforço computacional é reduzido drasticamente.

Em 2011, Porfírio e Odloak testaram essa solução em um caso industrial com resultados bastante satisfatórios. Uma vez comprovada a viabilidade prática da integração *RTO+MPC* via gradiente da função econômica, partiu-se para essa integração através do *MPC* de horizonte infinito (*IHMPC*).

Em 2014, Alvarez e Odloak propuseram uma estrutura de controle organizada em uma única camada, em que a função objetivo do controlador foi estendida para se incluir um objetivo econômico. A estratégia foi baseada na inclusão do gradiente da função econômica na função objetivo do controlador. A viabilidade do problema de controle foi estendida para os casos em que o estado estacionário não poderia ser atingido ao término do horizonte de controle. A solução do problema continuaria sendo obtida por meio de uma *QP* (Quadratic Programming), deste modo, o esforço computacional era similar ao despendido para os algoritmos de controle dos *MPCs* convencionais. O controlador por eles proposto considerava horizonte de predição infinito (*IHMPC*) e possuía em sua formulação variáveis de folga, que ampliavam a viabilidade do problema e suas saídas eram controladas por faixas, o que gerava graus de liberdade para a atuação da função econômica. Nesse trabalho os autores demonstraram por meio de simulações que a estrutura proposta possuía performance similar à estratégia de duas camadas, com as vantagens de que no controlador proposto uma única *QP* era resolvida em cada instante de amostragem e por ser um *IHMPC* apresentava garantia de estabilidade.

Em 2017, Hinojosa et al. apresentaram a implementação de um *MPC* econômico para um sistema de destilação de propileno e propano. Nesse trabalho a planta real foi construída e simulada através do software *SimSciDynsim*®. A estrutura de controle proposta incorpora em uma única camada o *MPC* e o *RTO* (Real Time Optimization), para isso foi esquematizada a comunicação entre os programas *Dynsim* (planta industrial), o *ROMeo* (pacote de otimização em tempo real) e o Matlab (*MPC*). Com a finalidade de se estudar as vantagens e desvantagens da estratégia proposta, foram realizados testes comparativos entre o *EMPC* (Economic Model Predictive Control) e a estrutura convencional em duas camadas. Utilizando as simulações apresentadas, os autores demonstraram que para distúrbios na vazão de alimentação da coluna o *EMPC* estabiliza o processo e leva o sistema para um ponto ótimo de operação em menor tempo que a estrutura em duas camadas, tornando possível concluir que a estratégia em uma única camada é competitiva e que sua implementação deve ser sempre considerada como uma opção.

CAPÍTULO 2

MODELOS DO MPC

2.1 Introdução

Para a escolha do tipo de modelo de um controlador deve-se considerar uma série de características do sistema, tais como, se o modelo pode ser linear ou deve ser não-linear, fenomenológico ou experimental, invariante ou variante no tempo. O modelo linear pode ser apresentado na forma de função de transferência, resposta ao degrau ou espaço de estados linear.

Algumas vezes em sistemas incertos, um único modelo não leva à performance desejada em toda região de operação do sistema. Neste caso, deve-se definir se será utilizado um conjunto de modelos pré-estabelecidos ou se será adaptado algum parâmetro do modelo do processo, como seu ganho estático.

A seguir, são apresentadas versões de modelos em espaço de estados que são utilizados no controlador *MPC*. Levando-se em conta estas informações, pode-se escolher a estrutura que será utilizada no controlador preditivo.

2.2 Modelo em espaço de estados

O estado de um sistema dinâmico é um conjunto de variáveis chamadas de variáveis de estado. O conhecimento destas variáveis em um instante inicial bem como o das entradas do processo a partir deste instante é capaz de determinar o comportamento do sistema para qualquer tempo desejado.

Variáveis de estado são aquelas capazes de definir o estado do sistema. Se ao menos n variáveis $x_1(t)$, $x_2(t)$, ..., $x_n(t)$ são necessárias para descrever completamente o comportamento de um sistema dinâmico, então as n variáveis são variáveis de estado.

O vetor de estados é o vetor constituído pelas variáveis de estado.

$$x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_n(t)]^T$$

O espaço de estados é o espaço *n-dimensional* cujas coordenadas são constituídas pelo eixo x_1 , eixo x_2 , ..., eixo x_n .

Por exemplo, considere inicialmente um sistema *SISO* (*Single Input, Single Output*) em que a relação entre a entrada u e a saída y é descrita pela seguinte função de transferência no domínio de Laplace:

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{b_0 s^n + b_1 s^{n-1} + \dots + b_{n-1} s + b_n}{s^n + a_1 s^{n-1} + \dots + a_{n-1} s + a_n} \quad (2.1)$$

Assim, pode-se demonstrar (Ogata, 2002) que o modelo acima é equivalente a:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \dots & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_{n-1} \\ \beta_n \end{bmatrix} [u] \quad (2.2)$$

$$y = [1 \ 0 \ \dots \ 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{bmatrix} + \beta_0 [u]$$

em que $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ são determinadas por:

$$\begin{aligned} \beta_0 &= b_0 \\ \beta_1 &= b_1 - a_1 \beta_0 \\ \beta_2 &= b_2 - a_1 \beta_1 - a_2 \beta_0 \\ \beta_3 &= b_3 - a_1 \beta_2 - a_2 \beta_1 - a_3 \beta_0 \\ &\vdots \\ \beta_n &= b_n - a_1 \beta_{n-1} - \dots - a_{n-1} \beta_1 - a_n \beta_0 \end{aligned} \quad (2.3)$$

Deste modo, a Eq.(2.2) pode ser escrita na forma padrão da representação em espaço de estados:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du \end{aligned} \quad (2.4)$$

Para o modelo em tempo discreto temos que $t=kT$, em que $k=0,1,2,\dots$ e T é o período de amostragem, assim, o modelo em espaço de estados pode ser escrito da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned} \quad (2.5)$$

em que:

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ \vdots \\ x_{n-1}(k+1) \\ x_n(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_{n-1}(k) \\ x_n(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_{n-1} \\ h_n \end{bmatrix} [u(k)] \quad (2.6)$$

$$y = [1 \ 0 \ \cdots \ 0] \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ \vdots \\ x_{n-1}(k) \\ x_n(k) \end{bmatrix} + h_0[u] \quad (2.7)$$

onde $h_0, h_1, \dots, h_n$ são determinados através das relações:

$$\begin{aligned} h_0 &= b_0 \\ h_1 &= b_1 - a_1 h_0 \\ h_2 &= b_2 - a_1 h_1 - a_2 h_0 \\ &\vdots \\ h_n &= b_n - a_1 h_{n-1} - \cdots - a_{n-1} h_1 - a_n h_0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

A relação entre a entrada e a saída pode também ser descrita pela seguinte função de transferência na forma discreta:

$$\frac{y(z)}{u(z)} = \frac{b_0 z^n + b_1 z^{n-1} + \cdots + b_{n-1} z + b_n}{z^n + a_1 z^{n-1} + \cdots + a_{n-1} z + a_n} \quad (2.9)$$

2.2.1 Modelo em espaço de estados na forma incremental

Geralmente, em sistemas controlados por meio de modelos na forma posicional, as saídas podem estabilizar em estados estacionários diferentes do valor desejado (*set-point*), esta diferença é chamada de “*offset*”. O *offset* causado pelas mudanças de *set-point* pode ser eliminado através da implementação de uma estratégia de controle, cujo modelo é incremental nas entradas.

É possível construir o modelo na forma incremental partindo do modelo definido em (2.5). Assim, para se prevenir o *offset*, procura-se um modelo da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \tilde{x}(k+1) &= \tilde{A}\tilde{x}(k) + \tilde{B}\Delta u(k) \\ y(k) &= \tilde{C}\tilde{x}(k) \end{aligned} \quad (2.10)$$

Existem várias formas de se obter o modelo na forma incremental (MACIEJOWSKI 2002).

Por exemplo, considere o modelo descrito na Eq. (2.5) para o instante (k).

$$\begin{aligned} x(k) &= Ax(k-1) + Bu(k-1) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Assim, subtraindo-se a Eq.(2.11) da Eq. (2.5), temos:

$$x(k+1) - (I + A)x(k) + Ax(k-1) = B\Delta u(k) \quad (2.12)$$

A Equação (2.12) é uma equação de diferenças que, com uma mudança de variáveis pode ser convertida no modelo em espaço de estados a seguir:

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_1(k+1) \\ \tilde{x}_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -A & (I + A) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_1(k) \\ \tilde{x}_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ (I + A)B \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (2.13)$$

$$y(k) = [C \quad 0] \tilde{x}(k)$$

Outra maneira de se obter o modelo na forma incremental é começar pelo modelo definido em (2.11), substituindo nele a seguinte equação:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (2.14)$$

Resultando em:

$$x(k+1) = Ax(k) + B[u(k-1) + \Delta u(k)] \quad (2.15)$$

Assim, pode-se definir o sistema:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ u(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & I_{nu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ I \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (2.16)$$

$$y(k) = [C \quad 0] \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix}$$

Neste caso, o vetor de estados possui a dimensão igual a $nx+nu$.

2.3 Modelo de resposta ao degrau

A maioria dos controladores preditivos aplicados em processos industriais utiliza modelos de resposta ao degrau para estabelecer a predição dos valores das saídas. É também usual se utilizar um modelo de espaço de estados correspondente a uma função de transferência discreta obtida através de dados experimentais da planta. Assim, o modelo empregado no MPC é descrito pelas seguintes equações:

$$x(k+1) = Ax(k) + B\Delta u(k) \quad (2.17)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (2.18)$$

onde $x \in \mathbb{R}^{nx}$ é o vetor de estados, $u \in \mathbb{R}^{nu}$ é o vetor de entradas, $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ é o incremento das entradas, k é o instante de tempo atual, $y \in \mathbb{R}^{ny}$ é o vetor de saídas. A é a matriz de estado, B é a matriz de distribuição das entradas e C é a matriz das saídas medidas, todas com dimensões apropriadas.

Para sistemas MIMO (múltiplas entradas e múltiplas saídas) estáveis em malha aberta com nu entradas e ny saídas, considerando a matriz S_j dos coeficientes da resposta ao degrau com $j=1,2,\dots,n$, o modelo em variáveis de estado aparece naturalmente na forma incremental. Deste modo, considerando as equações (2.17) e (2.18), temos que $x(k) = [y(k+1|k)^T y(k+2|k)^T \dots y(k+n|k)^T]^T$ e $y(k+j|k)$ é a predição da saída no tempo $k+j$ computada no instante k e n é o horizonte de estabilização do sistema.

$$A = \begin{bmatrix} 0_{ny} & I_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} \\ 0_{ny} & 0_{ny} & I_{ny} & \ddots & 0_{ny} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} & \ddots & I_{ny} \\ 0_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} & & I_{ny} \end{bmatrix}, A \in \mathbb{R}^{(ny.n)x(ny.n)} \quad B = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_{n+1} \end{bmatrix}, B \in \mathbb{R}^{(ny.n)x(nu)}$$

$$C = [I_{ny} \quad 0], \quad C \in \mathbb{R}^{(ny.n)x(ny)}$$

É importante observar que:

- No modelo apresentado anteriormente, o estado corresponde à trajetória prevista da saída do sistema se nenhuma ação de controle for injetada nele;
- O estado é de ordem não mínima, o que significa dizer que um estado de menores dimensões pode ser obtido, por exemplo, partindo-se de uma função de transferência do sistema.

2.4 Modelo Orientado à Predição da Saída (OPOM)

É apresentado a seguir um modelo cujos estados são parâmetros da trajetória de predição da saída. Esta representação é denominada Modelo Orientado à Predição da Saída, *OPOM* (“Output Prediction Oriented Model”). Pode-se listar algumas das vantagens do referido modelo:

- A estrutura interna dos algoritmos de controle preditivo convencionais, que são baseados em modelos de resposta ao degrau é preservada;
- Por meio dessa representação em espaços de estados, pode-se calcular a predição da saída para qualquer instante futuro sem grande esforço computacional adicional;
- Os parâmetros do modelo em espaço de estados são os mesmos que de um modelo de função de transferência (ganhos, constantes de tempo e tempo morto);
- O erro entre as predições da saída e os valores de referência pode ser integrado analiticamente. Isto significa que o horizonte de predição da saída pode ser estendido ao infinito sem esforço de cálculos adicionais.

A ideia deste modelo surge da necessidade de emular o modelo baseado em resposta ao degrau com um número de parâmetros menor.

Para mostrar o desenvolvimento da formulação em espaço de estados via *OPOM*, vamos considerar inicialmente um sistema *SISO* com a seguinte função de transferência:

$$\frac{Y_s}{U_s} = \frac{b_0 + b_1 s}{1 + a_1 s + a_2 s^2} \quad (2.19)$$

Vamos admitir que esse sistema tenha dois polos distintos r_1 e r_2 , ou seja:

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{b_0 + b_1 s}{a_2 (s - r_1)(s - r_2)} \quad (2.20)$$

Se $u(s)=1/s$ (degrau unitário), a resposta no tempo a este degrau é:

$$y(t) = \mathcal{L}^{-1}\left\{\frac{Y_s}{U_s} = \frac{b_0 + b_1 s}{a_2 (s - r_1)(s - r_2)}\right\} = \mathcal{L}^{-1}\left\{\frac{d_0}{s} + \frac{d_1}{s - r_1} + \frac{d_2}{s - r_2}\right\} \quad (2.21)$$

$s(t) = y(t) = d_0 + d_1 e^{+r_1 t} + d_2 e^{+r_2 t}$ que é a expressão analítica da resposta ao degrau. Sabendo que a predição da saída no instante $k+j$ feita no instante k possa ser representada por uma expressão do tipo:

$$y(k + j|k) = [p_0]_k + [p_1]_k e^{r_1 jT} + [p_2]_k e^{r_2 jT} \quad (2.22)$$

Considerando que no modelo de resposta ao degrau, no instante $k+1$ a predição j passos à frente será dada por:

$$y(k+j|k+1) = [p_0]_k + [p_1]_k e^{r_1(j+1)T} + [p_2]_k e^{r_2(j+1)T} + [d_0 + d_1 e^{+r_1(j+1)T} + d_2 e^{+r_2(j+1)T}] \Delta u(k) \quad (2.23)$$

$$y(k+j|k+1) = [p_0]_k + [d_0] \Delta u(k) + \{[p_1]_k e^{r_1 T} + d_1 e^{+r_1 T}\} \Delta u(k) e^{r_1 j T} + \{[p_2]_k e^{r_2 T} + d_2 e^{+r_2 T}\} \Delta u(k) e^{r_2 j T} \quad (2.24)$$

$$y(k+j|k+1) = [p_0]_{k+1} + [p_1]_{k+1} e^{r_1 j T} + [p_2]_{k+1} e^{r_2 j T} \quad (2.25)$$

em que os coeficientes em (2.25) são:

$$\begin{aligned} [p_0]_{k+1} &= [p_0]_k + [d_0] \Delta u(k) \\ [p_1]_{k+1} &= [p_1]_k e^{r_1 T} + d_1 e^{+r_1 T} \Delta u(k) \\ [p_2]_{k+1} &= [p_2]_k e^{r_2 T} + d_2 e^{+r_2 T} \Delta u(k) \end{aligned} \quad (2.26)$$

As equações representadas em (2.26) podem ser escritas na forma:

$$\begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{r_1 T} & 0 \\ 0 & 0 & e^{r_2 T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} d_0 \\ d_1 e^{r_1 T} \\ d_2 e^{r_2 T} \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (2.27)$$

$$y(k) = [1 \quad 1 \quad 1] \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}_k \quad (2.28)$$

Portanto as equações (2.27) e (2.28) são equivalentes ao modelo de resposta ao degrau com:

$$x(k) = \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}_k \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{r_1 T} & 0 \\ 0 & 0 & e^{r_2 T} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} d_0 \\ d_1 e^{r_1 T} \\ d_2 e^{r_2 T} \end{bmatrix} \quad C = [1 \quad 1 \quad 1]$$

Considerando um sistema MIMO não integrador com nu entradas e ny saídas, em que a função de transferência que relaciona cada entrada u_j com uma saída y_i , é dada por:

$$G_{i,j}(s) = \frac{b_{i,j,0} + b_{i,j,1}s + \dots + b_{i,j,nb}s^{nb}}{1 + a_{i,j,1}s + \dots + a_{i,j,na}s^{na}} \quad (2.29)$$

em que $\{na, nb \in N \mid nb < na\}$. A resposta ao degrau correspondente ao instante k para um período de amostragem T , pode ser calculada através da seguinte expressão:

$$S_{i,j}(k) = d_{i,j}^0 + \sum_{l=1}^{na} [d_{i,j,l}^d] e^{r_{i,j,l}kT} \quad (2.30)$$

em que os coeficientes $d_{i,j}^0, d_{i,j,l}^d, \dots, d_{i,j,na}^d$ são obtidos pela expansão em frações parciais e $r_{i,j,1}, r_{i,j,l}, \dots, r_{i,j,na}$ são os polos, considerados distintos.

Pode-se dividir o vetor de estados em duas partes, x^s que para sistemas estáveis está relacionada ao valor da predição da saída em regime permanente e x^d que está relacionado aos modos dinâmicos do sistema. Na sequência, define-se as matrizes de coeficientes do modelo.

$$D^0 = \begin{bmatrix} d_{1,1}^0 & \dots & d_{1,nu}^0 \\ \vdots & \dots & \vdots \\ d_{ny,1}^0 & \dots & d_{ny,nu}^0 \end{bmatrix}, \quad D^0 \in \mathbb{R}^{ny \times nu}$$

$$D^d = \text{diag}(d_{1,1,1}^d \dots d_{1,1,na}^d \dots d_{1,nu,1}^d \dots d_{1,nu,na}^d \dots d_{ny,1,1}^d \dots d_{ny,1,na}^d \dots d_{ny,nu,1}^d \dots d_{ny,nu,na}^d) \\ D^d \in \mathbb{R}^{nd \times nd}$$

Assim, o modelo em espaço de estados com tempo discreto pode ser escrito do seguinte modo:

$$\begin{bmatrix} x^s(k+1) \\ x^d(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{ny} & 0 \\ 0 & F \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D^0 \\ D^d F N \end{bmatrix} \Delta u(k) \quad (2.31)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} I_{ny} & \Psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^s(k) \\ x^d(k) \end{bmatrix}$$

em que:

$$x^s = [x_1 \dots x_{ny}]^T, \quad x^s \in \mathbb{R}^{ny}, \quad x^d = [x_{ny+1} \ x_{ny+2} \dots x_{ny(nu \ na+1)}]^T, \quad x^d \in \mathbb{C}^{nd}$$

$$nd = nu \ na \ ny$$

$$F = \text{diag}(e^{r1,1,1T} \dots e^{r1,1,naT} \dots e^{r1,nu,1T} \dots e^{r1,nu,naT} \dots e^{rny,1,1T} \dots e^{rny,1,naT} \dots \\ \dots e^{rny,nu,1T} \dots e^{rny,nu,naT}), \quad F \in \mathbb{C}^{nd \times nd}$$

$$N = \begin{bmatrix} J_1 \\ \vdots \\ J_{ny} \end{bmatrix}, N \in \mathbb{R}^{nd \times nu}$$

$$J_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}, J_i \in \mathbb{R}^{nunaxnu}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Phi & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \Phi \end{bmatrix}, \Psi \in \mathbb{R}^{ny \times nd} \quad \Phi = [1 \ \dots \ 1], \quad \Phi \in \mathbb{R}^{nuxna}$$

O modelo representado em (2.31) será usado no desenvolvimento do controlador preditivo proposto neste trabalho.

CAPÍTULO 3

ALGORITMOS DE CONTROLE

3.1 Introdução

Existem vários algoritmos de controle preditivo com diferentes formulações. Os controladores de um modo geral utilizam a mesma estrutura. A estratégia do *MPC* é calcular uma sequência de ações de controle ao longo de um horizonte de controle. Essas ações minimizam uma função objetivo, sujeita a restrições, que podem ser associadas às variáveis manipuladas e/ou às saídas controladas.

A função objetivo é definida de maneira geral como uma função quadrática da diferença entre os valores das previsões das saídas do modelo e os valores de referência desejados. A dinâmica do modelo usado nas previsões pode ser tanto linear como não-linear. A primeira ação de controle é introduzida na planta, no instante seguinte é obtido um novo valor para a saída, os horizontes são deslocados um instante à frente e o problema de otimização é novamente resolvido. Essa estratégia de controle resulta em um horizonte móvel, que na literatura é designado por “*Receding Horizon*”.

Não se deve esperar que o modelo do controlador e o da planta real sejam idênticos, pois um modelo matemático por mais elaborado que seja, é sempre uma aproximação da realidade. Em processos químicos podem haver diversas mudanças nas condições operacionais, por exemplo, variações de carga de alimentação, falha em equipamentos como sensores e bombas, mudanças nas taxas de troca térmica entre equipamentos. Essas variações podem provocar perda de precisão do modelo.

As mudanças de condições operacionais são classificadas como incertezas e distúrbios do processo. A classe de *MPC*'s que garantem a estabilidade independente da presença de mudanças operacionais é denominada robusta. Neste capítulo são apresentados alguns dos principais algoritmos de controle, dando ênfase ao *IHMPC* estendido (infinite horizon MPC com variáveis de folga) baseado no modelo *OPOM*. Este será o algoritmo de controle utilizado posteriormente (Capítulo 4) na elaboração do *MPC* econômico com garantia de estabilidade, que é a principal contribuição deste trabalho.

3.2 Dynamic Matrix Control (DMC)

O DMC foi o primeiro controlador reportado na literatura e sua implementação na indústria ocorreu no final dos anos 1970 (Cutler, C.R. & Ramaker, B.L.). Sua estratégia é baseada no modelo de resposta ao degrau do processo, que para um sistema de ny saídas e nu entradas corresponde ao seguinte modelo:

$$x(k+1) = Ax(k) + B\Delta u(k) \quad (3.1)$$

em que:

$$x(k) = [y(k+1|k)^T \ y(k+2|k)^T \ \dots \ y(k+n|k)^T]^T$$

$y(k+j|k)$ é a predição da saída no tempo $k+j$ computada no instante k e n é o horizonte de estabilização do sistema.

$$A = \begin{bmatrix} 0_{ny} & I_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} \\ 0_{ny} & 0_{ny} & I_{ny} & \ddots & 0_{ny} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} & \ddots & I_{ny} \\ 0_{ny} & 0_{ny} & 0_{ny} & & I_{ny} \end{bmatrix}, A \in \mathbb{R}^{(ny.n) \times (ny.n)} \quad B = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_{n+1} \end{bmatrix}, B \in \mathbb{R}^{(ny.n) \times (nu)}$$

$$\Delta u(k+j|k) = u(k+j|k) - u(k+j-1|k), u \in \mathbb{R}^{nu}$$

Com o modelo definido em (3.1), o vetor de predição das saídas, considerando todas as futuras ações de controle, se torna:

$$\begin{bmatrix} y_c(k+1|k) \\ y_c(k+2|k) \\ \vdots \\ y_c(k+m|k) \\ \vdots \\ y_c(k+p|k) \end{bmatrix} = Nx(k) + \begin{bmatrix} S_1 & 0_{ny.nu} & \cdots & 0_{ny.nu} \\ S_2 & S_1 & \cdots & 0_{ny.nu} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_m & S_{m-1} & \cdots & S_1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ S_p & S_{p-1} & \cdots & S_{p-m-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

A Equação (3.2) pode ser escrita na forma:

$$\bar{y}(k) = Nx(k) + D_M \Delta u_k \quad (3.3)$$

em que D_M é definida como matriz dinâmica do sistema e $N = [I_{ny,p} \ 0_{(ny,p) \times (ny,(n-p))}]^T$. Definindo-se o vetor de *set-points* $\bar{y}^{sp} = [\underbrace{y_{sp}^T \dots y_{sp}^T}_p]^T$ e usando a Eq. (3.3) a função objetivo do DMC que é representada em sua forma original por:

$$V_k = \sum_{j=1}^p \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k)$$

se torna:

$$V_k = (Nx(k) + D_M \Delta u_k - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} (Nx(k) + D_M \Delta u_k - \bar{y}^{sp}) + \Delta u_k^T \bar{R} \Delta u_k$$

$$V_k = \Delta u_k^T (D_M^T \bar{Q} D_M + \bar{R}) \Delta u_k + 2(Nx(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} D_M \Delta u_k + (Nx(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} (Nx(k) - \bar{y}^{sp})$$

Assim, podemos definir:

$$\bar{H} = D_M^T \bar{Q} D_M + \bar{R}$$

$$\bar{c}_f^T = (Nx(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} D_M$$

Com essas definições, a lei de controle pode ser estruturada como a solução do seguinte problema de otimização:

$$\min_{\Delta u_k} \Delta u_k^T \bar{H} \Delta u_k + 2\bar{c}_f^T \Delta u_k \quad (3.4)$$

sujeito a:

$$u_{\min} \leq u(k+j|k) \leq u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j|k) \leq \Delta u_{\max}, \quad j = 0, 1, \dots, m-1$$

A respeito deste controlador podem ser feitas algumas observações:

- O modelo definido em (3.2) é apresentado na forma incremental, consequentemente as variáveis de decisão definidas no problema (3.4) são o vetor de incrementos da entrada Δu_k . A vantagem de se utilizar o modelo neste formato é que o controlador resultante desta formulação tem ação integral, ou seja, capaz de eliminar *offset*.
- Para se incluir os efeitos de possíveis distúrbios, o modelo definido em (3.2) pode ser modificado da seguinte forma:

$$x(k+1) = Ax(k) + B\Delta u(k) + B_d \Delta d(k)$$

em que:

$$B_d = \begin{bmatrix} S_{d,2} \\ S_{d,3} \\ \vdots \\ S_{d,n+1} \end{bmatrix}$$

3.3 MPC de horizonte finito convencional

O algoritmo seguinte é estruturado com modelo na forma de variáveis de estado, sendo que na literatura este modelo aparece em duas formas distintas: posicional e incremental. Pode-se encontrar métodos de conversão do modelo em função de transferência para a forma posicional no livro *Modern Control Engineering, Ogata (2002)* e métodos de conversão do modelo na forma posicional para incremental em *Predictive Control with Constraints, Maciejowski (2002)*.

Utilizando o modelo na forma posicional, vamos considerar um processo descrito pelas seguintes equações:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (3.5)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (3.6)$$

em que, $u \in \mathbb{R}^{nu}$, $y \in \mathbb{R}^{ny}$, nu é o número de variáveis manipuladas e ny o número de variáveis controladas.

Este modelo considera que existe um estado estacionário e deste modo, os valores das entradas e saídas são diferenças entre as variáveis relatadas e o estado estacionário. Considerando que em determinado instante o estado é conhecido e o controlador calcula uma sequência de controle responsável por minimizar a seguinte função objetivo:

$$V_k = \sum_{j=1}^p \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) \quad (3.7)$$

em que p é o horizonte de predição das saídas, m é o horizonte de controle, y^{sp} é o valor desejado para a saída, $\Delta u(k+j|k) = u(k+j|k) - u(k+j-1|k)$, Q e R são matrizes de peso com dimensões apropriadas.

O desenvolvimento da função definida em (3.7) utilizando o modelo definido em (3.5) e (3.6) pode ser apresentado do seguinte modo:

$$y(k+1|k) = Cx(k+1|k) = CAx(k) + CBu(k|k)$$

$$y(k+2|k) = CAx(k+1|k) + CBu(k+1|k)$$

$$\begin{aligned}
&= CA^2 x(k) + CABu(k|k) + CBu(k+1|k) \\
y(k+3|k) &= CA^3 x(k) + CA^2 Bu(k|k) + CABu(k+1|k) + CBu(k+2|k) \\
&\vdots \\
y(k+j|k) &= CA^j x(k) + CA^{j-1} Bu(k|k) + CA^{j-2} Bu(k+1|k) + \dots + CBu(k+j-1|k)
\end{aligned}$$

Supondo que:

$$u(k+m|k) = u(k+m+1|k) = \dots u(k+m-1|k) \quad (3.8)$$

Ou seja, a entrada permanece constante depois do instante $k+m$.

Assumindo o proposto em (3.8), o vetor de predições da saída pode ser escrito da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+m|k) \\ y(k+m+1|k) \\ \vdots \\ y(k+p|k) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^m \\ CA^{m+1} \\ \vdots \\ CA^p \end{bmatrix}}_{\Lambda} x(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CA^{m-1}B & CA^{m-2}B & \dots & CB \\ CA^m B & CA^{m-1}B & \dots & C\tilde{A}_1 B \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CA^{p-1}B & CA^{p-2}B & \dots & C\tilde{A}_{p-m}B \end{bmatrix}}_{\Theta} \begin{bmatrix} u(k|k) \\ u(k+1|k) \\ \vdots \\ u(k+m-1|k) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

em que:

$$\tilde{A}_1 = A + I; \quad \tilde{A}_2 = A^2 + A + I; \quad \dots \quad \tilde{A}_{p-m} = A^{p-m} + A^{p-m+1} + \dots + I$$

Assim, a equação de predição das saídas (3.9) pode ser representada por:

$$\bar{y}(k) = \Lambda x(k) + \Theta u_k \quad (3.10)$$

Definindo-se o vetor de set-points $\bar{y}^{sp} = \underbrace{[y_{sp}^T \dots y_{sp}^T]^T}_p$ e a matriz de pesos

$$\bar{Q} = \text{diag} \left(\underbrace{Q \dots Q}_p \right), \text{ o primeiro termo do segundo membro da equação (3.7)}$$

pode ser escrito como:

$$\sum_{j=1}^p \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) = (\Lambda x(k) + \Theta u_k - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} (\Lambda x(k) + \Theta u_k - \bar{y}^{sp})$$

Para o desenvolvimento do segundo termo do segundo membro da Eq. (3.7) observa-se que:

$$\begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(k|k) - u(k-1) \\ u(k+1|k) - u(k|k) \\ \vdots \\ u(k+m-1|k) - u(k+m-2|k) \end{bmatrix} = u_k - M u_k - \bar{I} u(k-1)$$

em que:

$$M = \begin{bmatrix} 0_{nu} & 0_{nu} & \cdots & 0_{nu} & 0_{nu} \\ I_{nu} & 0_{nu} & \cdots & 0_{nu} & 0_{nu} \\ 0_{nu} & I_{nu} & \cdots & 0_{nu} & 0_{nu} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0_{nu} & 0_{nu} & \cdots & I_{nu} & 0_{nu} \end{bmatrix}, M \in \mathbb{R}^{(m.nu) \times (m.nu)} \text{ e } \bar{I} = \begin{bmatrix} I_{nu} \\ 0_{nu} \\ \vdots \\ 0_{nu} \end{bmatrix}, \bar{I} \in \mathbb{R}^{(m.nu) \times (m.nu)}$$

Assim, pode-se escrever o segundo termo da Eq. (3.7) da seguinte forma:

$$\sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) = [(I_{nu.m} - M) u_k - \bar{I} u(k-1)]^T R [(I_{nu.m} - M) u_k - \bar{I} u(k-1)]$$

Com as duas partes desenvolvidas chega-se na expressão final da função objetivo:

$$V_k = (\Lambda x(k) + \Theta u_k - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} (\Lambda x(k) + \Theta u_k - \bar{y}^{sp}) + [I_M u_k - \bar{I} u(k-1)]^T \bar{R} [I_M u_k - \bar{I} u(k-1)]$$

onde: $I_M = I_{nu.m} - M$ e $\bar{R} = \text{diag}[R \dots R]$
 m

Deste modo, é possível reduzir a função objetivo à seguinte função quadrática:

$$V_k = u_k^T H u_k + 2c_f^T u_k + c \quad (3.11)$$

em que:

$$H = \Theta^T \bar{Q} \Theta + I_M^T \bar{R} I_M$$

$$c_f^T = (\Lambda x(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} \Theta - u(k-1)^T \bar{I}^T \bar{R} I_M$$

$$c = (\Lambda x(k) - \bar{y}^{sp})^T \bar{Q} (\Lambda x(k) - \bar{y}^{sp}) + u(k-1)^T \bar{I}^T \bar{R} \bar{I} u(k-1)$$

Finalmente, tem-se um problema de otimização cuja solução é a lei de controle do *MPC*:

$$\min_{u_k} u_k^T H u_k + 2c_f^T u_k$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} u_{\min} &\leq u(k+j|k) \leq u_{\max}, & j = 0, 1, \dots, m-1 \\ -\Delta u_{\max} &\leq \Delta u(k+j|k) \leq \Delta u_{\max}, & j = 0, 1, \dots, m-1 \end{aligned}$$

3.4 Controlador de horizonte infinito (*IHMPC*)

O controlador de horizonte infinito possui uma lei de controle que consiste na solução de um problema de otimização, que minimiza a diferença entre as saídas preditas pelo modelo e as futuras saídas almejadas para cada variável ao longo de um horizonte de predição infinito.

Essa estratégia foi inicialmente apresentada por Rawlings e Muske (1993). Os autores demonstraram que se as variáveis forem controladas ao longo de um horizonte de predição infinito é possível garantir a estabilidade do sistema sem se preocupar com a sintonia utilizada.

Para demonstrar o algoritmo do *IHMPC*, inicialmente considera-se a função objetivo já representada anteriormente pela Equação (3.7), porém considerando que p tende ao infinito.

$$V_k = \sum_{j=1}^{\infty} \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) \quad (3.12)$$

Separando o primeiro termo da função objetivo em duas partes, uma que considera os erros ao longo do horizonte de controle e outra que considera as diferenças até o infinito, têm-se:

$$\begin{aligned} V_k &= \sum_{j=1}^m \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) + \\ &+ \sum_{j=m+1}^{\infty} \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) \end{aligned} \quad (3.13)$$

Considerando esta formulação e o modelo apresentado em (2.31), o termo que vai até o infinito pode ser desenvolvido da seguinte forma:

$$\sum_{j=m+1}^{\infty} \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right) =$$

$$= \sum_{j=1}^{\infty} \left(x^s(k+m|k) - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k) \right)^T Q \left(x^s(k+m|k) - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k) \right) \quad (3.14)$$

Observe que o termo $x^s(k+m|k) - y^{sp} = 0$ não depende de j , desta forma deve ser igualado a zero para impedir que a função objetivo cresça indefinidamente. Assim, deve-se incluir a seguinte restrição ao problema de controle:

$$x^s(k+m|k) - y^{sp} = 0 \quad (3.15)$$

Com a inclusão desta restrição, a Eq. (3.15) pode ser simplificada para:

$$\begin{aligned} & \sum_{j=m+1}^{\infty} \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(Cx(k+j|k) - y^{sp} \right) = \\ & = \sum_{j=1}^{\infty} x^d(k+m|k)^T (F^j)^T \Psi^T Q \Psi F^j x^d(k+m|k) \end{aligned} \quad (3.16)$$

Para sistemas estáveis, $\lim_{j \rightarrow \infty} F^j = 0$ e o termo que é uma soma infinita pode ser reduzido a um único termo:

$$\sum_{j=1}^{\infty} x^d(k+m|k)^T (F^j)^T \Psi^T Q \Psi F^j x^d(k+m|k) = x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k)$$

onde $\bar{Q} \in \Re^{nd.nd}$ é solução da seguinte equação de Lyapunov:

$$\bar{Q} - F^T \bar{Q} F = F^T \Psi^T Q \Psi F \quad (3.17)$$

Assim, a função objetivo definida em (3.13) se torna:

$$\begin{aligned} V_k &= \sum_{j=1}^m \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y^{sp} \right) + x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k) + \\ &+ \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) \end{aligned} \quad (3.18)$$

Para se obter a expressão mais simples da função objetivo definida acima, as expressões desenvolvidas para o modelo OPOM Eq. (2.31), podem ser utilizadas para estimar o estado e a saída nos instantes de amostragem futuros, deste modo temos:

$$y(k+j|k) = x^s(k+j|k) + \Psi x^d(k+j|k) \quad (3.19)$$

$$x^s(k+j|k) = x^s(k) + D^0 \Delta u(k|k) + \dots + D^0 \Delta u(k+j-1|k) \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} x^d(k+j|k) &= F^j x^d(k) + F^{j-1} D^d F N \Delta u(k|k) + F^{j-2} D^d F N \Delta u(k+1|k) + \dots + \\ &\dots + D^d F N \Delta u(k+m-1|k) \end{aligned} \quad (3.21)$$

Aplicando a expressão definida em (3.20) para os instantes dentro do horizonte de controle, resulta na seguinte expressão:

$$\bar{x}^s = \bar{I} x^s(k) + D_m^0 \Delta u_k \quad (3.22)$$

em que:

$$\bar{x}^s = \begin{bmatrix} x^s(k+1|k) \\ \vdots \\ x^s(k+m|k) \end{bmatrix}, \quad \bar{x}^s \in \Re^{m.ny} \quad \bar{I} = \begin{bmatrix} I_{ny} \\ \vdots \\ I_{ny} \end{bmatrix}, \quad \bar{I} \in \Re^{m.ny \times ny}$$

$$D_m^0 = \begin{bmatrix} D^0 & 0 \\ \vdots & \ddots \\ D^0 & \dots & D^0 \end{bmatrix}, \quad D_m^0 \in \Re^{m.ny \times m.ny} \quad \Delta u_k = \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1|k) \end{bmatrix}, \quad \Delta u_k \in \Re^{m.mu}$$

Para os mesmos instantes, a Eq. (3.21) produz:

$$\begin{bmatrix} x^d(k+1|k) \\ x^d(k+2|k) \\ \vdots \\ x^d(k+m|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ F_2 \\ \vdots \\ F_m \end{bmatrix} x^d(k) + \begin{bmatrix} I & 0 & \dots & 0 \\ F & I & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F^{m-1} & F^{m-2} & \dots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D^d F N & 0 & \dots & 0 \\ 0 & D^d F N & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & D^d F N \end{bmatrix} \Delta u_k$$

$$\bar{x}^d = F_x x^d(k) + F_u \Delta u_k \quad (3.23)$$

Com as expressões desenvolvidas acima, a função objetivo pode ser escrita da seguinte maneira:

$$V_k = \Delta u_k^T H \Delta u_k + 2c_f^T \Delta u_k + c \quad (3.24)$$

em que:

$$H = (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (D_m^0 + \Psi_1 F_u) + F_u^T Q_2 F_u + R_1 \quad (3.25)$$

$$c_f = (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (\bar{I}e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k) + F_u^T Q_2 F_x x^d(k)) \quad (3.26)$$

$$c = e(k)^T Q e(k) + (\bar{I}e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k))^T Q_1 (\bar{I}e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k)) + (F_x x^d(k))^T Q_2 F_x x^d(k) \quad (3.27)$$

$$Q_1 = \text{diag}[Q \dots Q]_m; \quad Q_2 = \text{diag}[0 \dots 0 \quad \bar{Q}]_m; \quad R_1 = \text{diag}[R \dots R]_m;$$

$$\Psi_1 = \text{diag}[\Psi \dots \Psi]_m; \quad e^s(k) = x^s(k) - y^{sp}$$

Usando a Eq. (3.20) a restrição apresentada em (3.15) pode ser escrita como:

$$e^s(k) + \tilde{D}^0 \Delta u_k = 0 \quad (3.28)$$

em que:

$$\tilde{D}^0 = [D^0 \dots D^0]$$

Finalmente, o problema de otimização do controlador IHMPC pode ser formulado do seguinte modo:

$$\min_{\Delta u_k} V_k, \quad V_k = \Delta u_k^T H \Delta u_k + 2c_f^T \Delta u_k \quad (3.29)$$

Sujeito às seguintes restrições:

$$x^s(k) - y^{sp} + \tilde{D}^0 \Delta u_k = 0 \quad (3.30)$$

$$\Delta u(k+j|k) \in \mathcal{U}, \quad j \geq 0 \quad (3.31)$$

$$\mathcal{U} = \left\{ \Delta u(k+j|k) \left| \begin{array}{l} -\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \\ \Delta u(k+j) = 0; \quad j \geq m \\ u_{\min} \leq u(k-1) + \sum_{i=0}^j \Delta u(k+i) \leq u_{\max}; \quad j = 0, 1, \dots, m-1 \end{array} \right. \right\}$$

Este problema de otimização é muitas vezes inviável quando se trata de sua implementação na prática. Isto ocorre pois quando o processo apresenta distúrbios de grande amplitude ou até mesmo quando o controlador é submetido a grandes mudanças de ponto de operação ocorre conflito entre as restrições definidas em (3.30) e (3.31).

3.5 Controlador IHMPC com variáveis de folga

Para tornar o controlador *IHMPC* viável, Rodrigues e Odloak (2000) apresentaram uma formulação acrescida de uma variável de folga na função objetivo do controlador. Esse algoritmo ficou conhecido com *IHMPC* estendido e foi provado que para um sistema estável, se na função custo for inserida a variável de folga penalizada por uma matriz positiva definida, a lei de controle produzida leva as saídas do sistema para o valor desejado, desde que este seja um estado estacionário atingível. Se o *set-point* não for atingível, o controlador levará o sistema para um estado estacionário tal que a distância entre a saída correspondente a esse estado e o *set-point* seja mínima.

Deste modo, para se produzir um *IHMPC* implementável na prática, a função objetivo é redefinida da seguinte forma:

$$V_k = \sum_{j=1}^{\infty} (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q (e(k+j|k) - \delta_k) + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_k^T S \delta_k \quad (3.32)$$

em que $\delta_k \in \mathbb{R}^{ny}$ é o vetor de variáveis de folga e $S \in \mathbb{R}^{ny,ny}$ é assumida como sendo positiva definida. Observe que cada variável de folga se refere a uma dada saída controlada. A matriz S deve ser selecionada de tal forma que o controlador tenha tendência a zerar as variáveis de folga ou pelo menos minimizar a dependência delas sobre as entradas, que não são restritas.

Seguindo o mesmo procedimento adotado na função objetivo definida em (3.13), pode-se escrever a Eq. (3.32) do seguinte modo:

$$\begin{aligned} V_k = & \sum_{j=1}^m (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q (e(k+j|k) - \delta_k) + \\ & + \sum_{j=m+1}^{\infty} \left(Cx(k+j|k) - \delta_k - y^{sp} \right)^T Q \left(Cx(k+j|k) - \delta_k - y^{sp} \right) + \\ & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_k^T S \delta_k \end{aligned} \quad (3.33)$$

Analogamente ao caso anterior, o termo de horizonte infinito da Eq. (3.32) pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} & \sum_{j=m+1}^{\infty} \left(Cx(k+j|k) - \delta_k - y^{sp} \right)^T Q \left(Cx(k+j|k) - \delta_k - y^{sp} \right) = \\ & = \sum_{j=1}^{\infty} \left(x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k) \right)^T Q \left(x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} + \Psi F^j x^d(k+m|k) \right) \end{aligned}$$

No controlador de horizonte infinito $x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp}$ deve ser igualado a zero para que a função objetivo seja limitada. Assim, deve-se incluir a seguinte restrição no problema:

$$x^s(k+m|k) - \delta_k - y^{sp} = 0 \quad (3.34)$$

Com esta restrição, a função objetivo definida em (3.32), se torna:

$$\begin{aligned} V_k &= \sum_{j=1}^m (e(k+j|k) - \delta_k)^T Q e(k+j|k - \delta_k) + x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k) + \\ &+ \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_k^T S \delta_k \end{aligned} \quad (3.35)$$

As Equações (3.22) e (3.23) podem ser usadas para escrever a função objetivo de uma maneira mais compacta e que resulta na seguinte função objetivo quadrática:

$$V_k = [\Delta u_k^T \quad \delta_k^T] H \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + 2c_f^T \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + c \quad (3.36)$$

em que:

$$H = \begin{bmatrix} (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (D_m^0 + \Psi_1 F_u) + F_u^T Q_2 F_u + R_1 & -(D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 \bar{I} \\ -\bar{I}^T Q_1 (D_m^0 + \Psi_1 F_u) & S + \bar{I}^T Q_1 + Q \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

$$c_f = \begin{bmatrix} (D_m^0 + \Psi_1 F_u)^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k) + F_u^T Q_2 F_x x^d(k)) \\ -\bar{I}^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k) - Q e(k)) \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

$$\begin{aligned} c &= e(k)^T Q e(k) + (\bar{I} e^s(k) + \Psi_1 F_x x^d(k))^T Q_1 (\bar{I} e^s(k) + \\ &+ \Psi_1 F_x x^d(k)) + (F_x x^d(k))^T Q_2 F_x x^d(k) \end{aligned} \quad (3.39)$$

A restrição definida em (3.34) deve ser modificada, adicionando a variável de folga, deste modo temos:

$$x^s(k) - y^{sp} + \tilde{D}^0 \Delta u_k - \delta_k = 0 \quad (3.40)$$

Finalmente o problema de otimização que define o IHMPC estendido pode ser apresentado como:

$$\min_{\Delta u_k, \delta_k} V_k = [\Delta u_k^T \quad \delta_k^T] H \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + 2c_f^T \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \delta_k \end{bmatrix} + c \quad (3.41)$$

sujeito às seguintes restrições:

$$x^s(k) - y^{sp} + \tilde{D}^0 \Delta u_k - \delta_k = 0 \quad (3.42)$$

$$\Delta u(k+j|k) \in \mathcal{U}, j \geq 0 \quad (3.43)$$

$$\mathcal{U} = \left\{ \Delta u(k+j|k) \left| \begin{array}{l} -\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{\max} \\ \Delta u(k+j) = 0; \quad j \geq m \\ u_{\min} \leq u(k-1) + \sum_{i=0}^j \Delta u(k+i) \leq u_{\max}; \quad j = 0, 1, \dots, m-1 \end{array} \right. \right\}$$

3.6 Controlador IHMPC por faixas com alvos nas entradas

Em 2009, Gonzalez e Odloak apresentaram uma formulação para o IHMPC receber valores ótimos para as entradas calculados previamente por um nível de otimização econômica (RTO). Nessa estrutura, a cada instante k , o otimizador em tempo real, que é baseado em um modelo estacionário rigoroso, calcula os alvos ótimos para as entradas. Outra estratégia que também pode ser considerada no método é o caso em que a camada econômica também determina os valores ótimos de algumas saídas.

Nessa estratégia de controle, o MPC possui a função de guiar as entradas para os alvos desejados, enquanto mantém as saídas nas suas faixas de operação. Geralmente o alvo irá variar sempre que algum distúrbio entrar no processo, ou ocorrer uma mudança de operação. O controle por faixas é aplicável quando as saídas não precisam ser controladas em valores exatos, desde que permaneçam em uma zona cujos limites são previamente estabelecidos.

No controle por faixas o número de saídas que são efetivamente controladas (estão sobre os limites das faixas) pode mudar, dependendo das previsões da saída. Isso significa que ao longo de um processo contínuo, a estrutura de controle pode mudar. Consequentemente, de um modo geral, o controle por faixas não apresenta garantia de estabilidade. Para alcançar a estabilidade nominal devemos fazer algumas alterações na formulação do *IHMPC* estendido, sendo assim, definimos a seguinte função objetivo para o controlador:

$$\begin{aligned}
 V_{k,u} = & \sum_{j=0}^{\infty} (y(k+j|k) - y_k^{sp} - \delta_{y,k})^T Q_y (y(k+j|k) - y_k^{sp} - \delta_{y,k}) + \\
 & + \sum_{j=0}^{\infty} (u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k})^T Q_u (u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k}) \\
 & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \delta_{y,k}^T S_y \delta_{y,k} + \delta_{u,k}^T S_u \delta_{u,k}
 \end{aligned} \tag{3.44}$$

em que $u_{des,k}$ é o vetor dos valores ótimos das variáveis manipuladas (u) no instante k , $\delta_{y,k}$ é o vetor de variáveis de folga referentes às variáveis controladas no instante k , $\delta_{u,k}$ é o vetor de variáveis de folga referentes às variáveis manipuladas no instante k , Q_y é a matriz de pesos dos desvios da predição das variáveis controladas em relação aos *set-points*, Q_u é a matriz de pesos dos desvios dos valores calculados das variáveis manipuladas em relação a $(u_{des,k})$, R é a matriz de pesos das variações das variáveis manipuladas Δu , S_y é a matriz de pesos das variáveis de folga referentes às variáveis controladas $\delta_{y,k}$ e S_u é a matriz de pesos das variáveis de folga referentes às variáveis manipuladas $\delta_{u,k}$.

Para garantir que a função objetivo tenha sempre um valor limitado, são necessárias as seguintes restrições:

$$x^s(k) + \tilde{D}^0 \Delta u_k - y_k^{sp} - \delta_{y,k} = 0 \tag{3.45}$$

$$u(k-1) + \tilde{D}^u \Delta u_k - u_{des,k} - \delta_{u,k} = 0 \tag{3.46}$$

em que:

$$\tilde{D}^0 = [\underbrace{D^0 \quad \dots \quad D^0}_m]; \quad \tilde{D}^u = [\underbrace{I_{nu} \quad \dots \quad I_{nu}}_m]$$

Assim, podemos definir o problema que implementa a estratégia de controle por faixas e alvos para as entradas:

$$\min_{\Delta u_k, y_k^{sp}, \delta_{y,k}, \delta_{u,k}} V_{k,u}$$

sujeita às seguintes restrições:

$$\Delta u(k+j|k) \in \bigcup, j=0,1,\dots,m-1$$

$$\Delta u(k+j|k) = 0, j \geq m$$

$$y_{\min} \leq y_k^{sp} \leq y_{\max} \quad (3.47)$$

$$x^s(k) + \tilde{D}^0 \Delta u_k - y_k^{sp} - \delta_{y,k} = 0 \quad (3.48)$$

$$u(k-1) + \tilde{D}^u \Delta u_k - u_{des,k} - \delta_{u,k} = 0 \quad (3.49)$$

Neste caso, o *set-point* y_k^{sp} é um vetor adicional de variáveis de decisão que são calculadas por meio da solução do problema definido acima. Pode-se notar que para minimizar a função custo, y_k^{sp} pode adotar qualquer valor dentro da faixa. Se a faixa de controle for especificada de tal forma que o limite superior seja igual ao inferior, então têm-se um problema convencional de rastreamento de *set-point*. De um modo geral a variável de folga $\delta_{y,k}$ pode ser igualada a zero se e somente se os valores previstos das saídas estão contidos dentro da faixa.

Assim, as restrições (3.48) e (3.49) são sempre satisfeitas uma vez que as variáveis de folga são irrestritas. A forma final da função objetivo do problema fica sendo:

$$\begin{aligned} V_{k,u} = & \sum_{j=0}^m \{ (y(k+j|k) - y_k^{sp} - \delta_{y,k})^T Q_y (y(k+j|k) - y_k^{sp} - \delta_{y,k}) + \\ & + (u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k})^T Q_u (u(k+j|k) - u_{des,k} - \delta_{u,k}) \} \\ & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + \\ & + x^d(k+m|k)^T \bar{Q} x^d(k+m|k) + \delta_{y,k}^T S_y \delta_{y,k} + \delta_{u,k}^T S_u \delta_{u,k} \end{aligned}$$

em que a matriz $\bar{Q}$ é calculada como a solução da seguinte equação de Lyapunov:

$$\bar{Q} = \Psi^T Q_y \Psi + F^T \bar{Q} F \quad (3.50)$$

É importante observar que, mesmo se o estado estacionário desejado não for atingível, o controlador permanecerá estável. Esta é uma consequência da propriedade da função custo ser positiva e decrescente e da inclusão de variáveis de folga no problema de otimização, pois o sistema em malha aberta é assumido como estável. Neste caso, o sistema caminhará para um ponto em que as variáveis de folga serão minimizadas, mas não iguais a zero. Esta é uma importante vantagem deste controlador, pois em termos práticos um distúrbio pode levar o sistema para um ponto onde não é possível se atingir o *set-point*. Quando isso ocorrer, o controlador fará o seu melhor para compensar o distúrbio mantendo o sistema dentro das faixas de controle especificadas.

Este trabalho irá contemplar a implementação de uma estrutura de controle que inclui a otimização econômica em uma única camada, deste modo não será necessária a utilização da formulação que leva em conta os alvos para as entradas.

CAPÍTULO 4

INTEGRAÇÃO DO CONTROLE PREDITIVO E OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO

Estratégias de otimização com controle preditivo

A junção do controle preditivo com a otimização em tempo real pode ser feita de três maneiras distintas (Rotava e Zanin, 2005). Na usual, a integração é feita em três camadas. A primeira camada é composta por um otimizador não-linear que envia valores ótimos para a segunda camada. A segunda camada, que consiste em um otimizador linear ou quadrático resolve um problema de programação linear ou quadrático, e obtém novos valores ótimos de operação que sejam alcançáveis. Esses valores são enviados para a terceira camada, que é composta por um controlador preditivo responsável por manter a planta trabalhando no ponto ótimo de operação.

Nesta estrutura (Figura 4.1), o primeiro nível é baseado em um modelo complexo do processo e que possui baixa frequência de execução, o intervalo de tempo entre uma execução e outra pode chegar a horas. A segunda e a terceira camada trabalham com frequência de execução similares, da ordem de minutos.

Figura 4.1 - otimização em três camadas

Fonte: Rotava e Zanin, 2005

O segundo modo de se estruturar o controle de maneira conjunta à otimização é a organização em dois níveis (Figura 4.2). Nesta, o primeiro nível consiste no otimizador não-linear que recebe os parâmetros econômicos do sistema e envia os valores desejados para a segunda camada. A segunda camada possui o controlador baseado em um modelo linear que recebe os valores do otimizador e os considera como *set-points* das variáveis manipuladas e controladas. Dentro de um determinado período de tempo os valores desejados são recalculados e enviados para a camada de controle.

Geralmente, o otimizador é baseado em um modelo estático e complexo do processo, deste modo nas estratégias de duas ou três camadas os valores ótimos são enviados à camada de controle somente quando o sistema se encontra no estado estacionário. Se a planta estiver sob a ação de distúrbios, certamente ações de controle não serão determinadas e se neste processo novos valores ótimos de operação forem enviados, há uma grande chance de ocorrer instabilidade no sistema. Assim, faz-se necessária uma boa sintonia do controlador com zonas de operação suficientemente grandes.

Figura 4.2 - otimização em duas camadas com RTO

Fonte: Rotava e Zanin, 2005

Em 1999, Ying e Joseph apresentaram uma pesquisa que estabelecia comparações entre as estruturas de duas e três camadas. O trabalho conclui que a estratégia de três camadas não é necessária quando o otimizador não-linear tem frequência de execução próxima à do controle avançado, porém em casos em que o processo apresenta um modelo com alto grau de complexidade, a estrutura de três níveis tem as seguintes vantagens:

- Melhor desempenho econômico, uma vez que há retroalimentação do processo atualizando o efeito dos distúrbios nas variáveis controladas e as duas camadas inferiores possuem frequência de execução de mesma ordem de grandeza;
- Remoção de *offsets*. Na estrutura de três níveis, a camada intermediária de otimização linear consegue perceber as perturbações e estabelecer uma nova solução, eliminando os desvios permanentes nas variáveis controladas;
- Melhor desempenho dinâmico, pois o otimizador linear detecta perturbações e realiza ajustes, gerando novos valores ótimos que são enviados para o controle avançado.

A terceira forma de se integrar a *RTO* com o *MPC* apresenta uma estrutura em que o problema de otimização não-linear é resolvido simultaneamente ao problema de controle. Nessa formulação, tanto as equações de lucratividade como o modelo estacionário do sistema estão incluídos no problema de controle.

Em 1998, Gouvêa e Odloak propuseram um otimizador não-linear inserido no controlador preditivo, cujo objetivo era a maximização da produção de GLP em uma unidade de craqueamento catalítico. Nesse trabalho, a estratégia em uma camada é comparada à de duas camadas e é demonstrado que a primeira possui a capacidade de responder mais rapidamente a mudanças do objetivo econômico, além de apresentar respostas mais suaves, que favorecem a estabilização do sistema.

Souza (2007) apresentou uma estrutura em uma camada em que a função econômica é inserida no controlador na forma diferencial por meio de seu gradiente, como mostra a Figura 4.3. Esta pesquisa obteve bons resultados, motivando novos trabalhos, como o caso de Porfírio (2011), que implementou o controlador com otimização econômica em uma única camada em uma coluna de destilação da Refinaria Presidente Bernardes, Cubatão-SP. Esse controlador apresentou bons resultados, consolidando sua aplicabilidade. Os controladores de Souza e Porfírio eram baseados em algoritmos de horizonte finito.

Figura 4.3 - otimização em uma camada (MPC econômico)

Fonte: Souza, 2007

Em 2010, Alvarez e Odloak aplicaram o *MPC* econômico com um controlador de horizonte infinito e com faixas de operação nas variáveis controladas. O trabalho concluiu que tal estratégia era capaz de apresentar desempenho satisfatório, mesmo quando distúrbios tornam o ponto ótimo inalcançável. Nesse caso, o controlador leva o sistema para a melhor situação econômica atingível.

Esturílio (2012) desenvolveu um controlador econômico para um reator de amônia. As simulações apresentadas mostram a qualidade do método, obtendo-se otimização das ações de controle em função do objetivo econômico calculado através de um modelo estacionário e rigoroso do reator. Nesse trabalho o autor mostra que a utilização do *IHMPC* já é suficiente para evitar que o componente da otimização econômica force as variáveis controladas para fora de suas faixas de operação, não sendo necessária a consideração do gradiente reduzido.

CAPÍTULO 5

IHMPC ROBUSTO PARA SISTEMAS ESTÁVEIS COM OBJETIVO ECONÔMICO LINEAR INTEGRADO

5.1 Introdução

O controle preditivo é frequentemente implementado como um dos estágios da estrutura de controle. Na camada superior têm-se o *RTO* (Real Time Optimization) que é responsável por definir os pontos ótimos de operação do processo. Geralmente essa camada é baseada em um modelo complexo do processo e que possui baixa frequência de execução.

Na segunda camada há um otimizador linear que possui a função de estabelecer a comunicação entre o *RTO* e o *MPC*. Esta camada recebe os valores do *RTO* e a cada instante de amostragem resolve um problema de otimização e manda os valores ajustados das entradas para a camada de controle.

O *MPC* ocupa a terceira camada e é responsável por levar e manter as variáveis de saída do processo dentro de suas faixas de operação.

Neste trabalho utiliza-se um controlador da classe *MPC* do tipo horizonte infinito com faixas nas variáveis controladas ao qual está atrelado um componente de otimização baseado nos cálculos efetuados pela segunda camada de controle tradicional (otimizador linear), já apresentada no capítulo 4. Deste modo, têm-se uma estrutura de controle simplificada em uma única camada, não sendo necessária a utilização da formulação que leva em consideração os alvos para as entradas (Cap. 3, item 3.6). Este controlador também leva em conta incertezas no modelo, onde cada um dos vários modelos considerados corresponde a um ponto de operação diferente do processo. Mesmo na presença das incertezas dos modelos o controlador é capaz de manter todas as saídas dentro de suas respectivas faixas, enquanto busca o ótimo da função objetivo econômico linear considerado.

5.2 Representação do sistema

O modelo utilizado no controlador é baseado numa formulação cujos estados são parâmetros da trajetória de predição da saída. Esta representação é denominada *OPOM* (Output Prediction Oriented Method), originalmente apresentada por (Odloak, 2004) e adaptada para o caso em que o sistema apresenta tempo morto.

Considerando $\theta_{i,j}$ o tempo morto entre uma entrada u_j e uma saída y_i e definir $p > \max_{i,j} \theta_{i,j}$. O modelo em espaço de estados é da seguinte forma:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + B\Delta u(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Esta formulação é adequada para sistemas estáveis em malha aberta, em que

$$x(k) = \begin{bmatrix} y(k)^T & y(k+1)^T & \cdots & y(k+p)^T & x^s(k)^T & x^d(k)^T \end{bmatrix}^T$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I_{ny} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{ny} & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & I_{ny} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} & \Psi((p+1)T) \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{ny} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & F \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_p \\ S_{p+1} \\ B^s \\ B^d \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$C = \begin{bmatrix} I_{ny} & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

$$x^s \in \mathbb{R}^{ny}, \quad x^d \in \mathbb{C}^{nd}, \quad F \in \mathbb{C}^{nd \times nd}, \quad \Psi \in \mathbb{R}^{ny \times nd},$$

$$I_{ny} = \text{diag}([1 \quad \cdots \quad 1]) \in \mathbb{R}^{ny \times ny}.$$

Podemos separar o vetor de estados em duas partes, x^s que para sistemas estáveis está relacionado ao valor da predição da saída em regime permanente e x^d que está relacionado aos modos dinâmicos do sistema. F é uma matriz diagonal com componentes na forma $e^{r_i T}$ onde r_i é um polo do sistema e T é o tempo de amostragem.

O sistema apresenta nd polos estáveis com a matriz de ganhos sendo representada por B^s . O bloco superior esquerdo da matriz A leva em conta o tempo morto do sistema. $S_1, \dots, S_{p+1}$ são os coeficientes de resposta ao degrau e a matriz Ψ é definida por:

$$\Psi(t) = \begin{bmatrix} \phi_1(t) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \phi_2(t) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \phi_{ny}(t) \end{bmatrix}$$

em que

$$\phi_i(t) = \begin{bmatrix} e^{r_{i,1,1}(t-\theta_{i,1})} & \dots & e^{r_{i,1,na}(t-\theta_{i,1})} & \dots & e^{r_{i,nu,1}(t-\theta_{i,nu})} & \dots & e^{r_{i,nu,na}(t-\theta_{i,nu})} \end{bmatrix}$$

$r_{i,j,k}$, com $k=1, \dots, na$ são os polos da função de transferência que relaciona a entrada u_j com a saída y_i e na é a ordem da função de transferência. O tempo morto gera modificações na matriz de estado, no parâmetro p e nos componentes da matriz Ψ . Os coeficientes da resposta ao degrau serão nulos para qualquer valor menor que o tempo morto, assim a matriz de entradas, também sofre alterações.

5.3 IHMPC com controle por faixas e objetivo econômico linear

Para sistemas estáveis, em que as saídas são controladas por faixas e o objetivo econômico representa a maximização ou minimização das entradas, a função objetivo pode ser escrita na seguinte forma:

$$\begin{aligned} V_k = & \sum_{j=0}^{\infty} \left(y(k+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)^T Q_y \left(y(k+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right) + \\ & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + (u(k+m-1|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u(k+m-1|k) - u_{lim}) \\ & + \delta_k^T S_y \delta_k \end{aligned} \quad (5.3)$$

em que $u_{lim,i} = u_{max,i}$ caso o objetivo seja a maximização de u_i e $u_{lim,i} = u_{min,i}$ caso o objetivo seja minimizar u . W_{eco} é uma matriz diagonal positiva que atribui pesos para as entradas. Considerando o OPOM para sistemas com tempo-morto, a função objetivo definida em (5.3) pode ser desenvolvida da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} V_k = & \underbrace{\sum_{j=0}^{p+m} \left(y(k+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)^T Q \left(y(k+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)}_{V_{k,1}} + \\ & + \underbrace{\sum_{j=1}^{\infty} \left(y(k+p+m+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)^T Q \left(y(k+p+m+j|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)}_{V_{k,2}} \\ & + \underbrace{\sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k)}_{V_{k,3}} + \underbrace{(u(k-1) + \tilde{I}_u^T \Delta u_k - u_{lim})^T W_{eco} (u(k-1) + \tilde{I}_u^T \Delta u_k - u_{lim})}_{V_{k,4}} \\ & + \delta_k^T S_y \delta_k \end{aligned}$$

em que

$$V_{k,1} = \left[N_x x(k) + \tilde{S} \Delta u_k - \tilde{I}_y y_{sp,k} - \tilde{I}_y \delta_k \right]^T \tilde{Q} \left[N_x x(k) + \tilde{S} \Delta u_k - \tilde{I}_y y_{sp,k} - \tilde{I}_y \delta_k \right] \quad (5.4)$$

$$N_x = \begin{bmatrix} I_{(p+1)ny} & 0 \end{bmatrix} \in \Re^{(p+1)ny \times nx}$$

$$\tilde{S} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ S_1 & 0 & \cdots & 0 \\ S_2 & S_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ S_p & S_{p-1} & \cdots & S_{p-m+1} \end{bmatrix}; \quad \tilde{I}_y = \begin{bmatrix} I_{ny} & \cdots & I_{ny} \end{bmatrix}^T; \quad \tilde{I}_u^T = \begin{bmatrix} \underbrace{I_{nu} \cdots I_{nu}}_m \end{bmatrix}$$

$$\tilde{Q}_y = \text{diag} \left(\underbrace{Q_y \cdots Q_y}_{p+1} \right), \quad nx = (p+1)ny + ny + nd$$

$$V_{k,2} = \sum_{j=1}^{\infty} \left(x^s(k+m|k) + \Psi(p+m+j)x^d(k+m|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right)^T Q \left(x^s(k+m|k) + \Psi(p+m+j)x^d(k+m|k) - y_{sp,k} - \delta_k \right) \quad (5.5)$$

$$\text{em que } x^s(k+m|k) = x^s(k) + \tilde{B}^s \Delta u_k; \quad \tilde{B}^s = \begin{bmatrix} B^s & \cdots & B^s \\ \underbrace{\hspace{1cm}}_m \end{bmatrix}$$

$$x^d(k+m|k) = F^m x^d(k) + \tilde{B}^d \Delta u_k, \quad \tilde{B}^d = \begin{bmatrix} F^{m-1} B^d & F^{m-2} B^d & \cdots & B^d \end{bmatrix}$$

$$\Psi(p+m+j) = \Psi(p+m) F^j$$

Com a finalidade de forçar $V_{k,2}$ a ser limitada deve-se incluir a seguinte restrição:

$$x^s(k) + \tilde{B}^s \Delta u_k - y_{sp,k} - \delta_k = 0 \quad (5.6)$$

Utilizando a Equação (5.6), a Eq. (5.5) fica:

$$V_{k,2} = \left(F^m x^d(k) + \tilde{B}^d \Delta u_k \right)^T Q_d \left(F^m x^d(k) + \tilde{B}^d \Delta u_k \right) \quad (5.7)$$

$$\text{em que: } Q_d = \sum_{j=1}^{\infty} \left(\Psi(p-m) F^j \right)^T Q_y \left(\Psi(p-m) F^j \right)$$

$$V_{k,3} = \Delta u_k^T \tilde{R} \Delta u_k, \text{ em que } \tilde{R} = \underset{m}{diag}(R \dots R) \quad (5.8)$$

$$V_{k,4} = (\tilde{I}_u^T \Delta u_k + u(k-1) - u_{\lim})^T W_{eco} (\tilde{I}_u^T \Delta u_k + u(k-1) - u_{\lim}) \quad (5.9)$$

Assim, substituindo as Equações (5.4 até 5.9) na Eq. (5.3), temos:

$$\begin{aligned} V_k = & \Delta u_k^T (\tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{S} + (\tilde{B}^d)^T Q_d \tilde{B}^d + \tilde{R} + \tilde{I}_u W_{eco} \tilde{I}_u^T) \Delta u_k + y_{sp,k}^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y y_{sp,k} + \delta_k^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \delta_k - \\ & - \Delta u_k^T \tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{I}_y y_{sp,k} - y_{sp,k}^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{S} \Delta u_k + y_{sp,k}^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \delta_k + \delta_k^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y y_{sp,k} + \delta_k^T S_y \delta_k - \\ & - \Delta u_k^T \tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \delta_k - \delta_k^T \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{S} \Delta u_k + 2[x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{S} \Delta u_k + x^d(k)^T F^{mT} Q_d \tilde{B}^d \Delta u_k + \\ & + (u(k-1) - u_{\lim})^T W_{eco} \tilde{I}_u^T \Delta u_k - x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y y_{sp,k} - x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \delta_k + \\ & + x(k)^T N_x^T \tilde{Q} N_x x(k) + x^d(k)^T F^{mT} Q_d F^m x^d(k) + (u(k-1) - u_{\lim})^T W_{eco} (u(k-1) - u_{\lim}) \end{aligned}$$

Que também pode ser representada da seguinte forma:

$$V_k = \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & y_{sp,k}^T & \delta_{y,k}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k} \\ \delta_{y,k} \end{bmatrix} + 2 \begin{bmatrix} c_{f,1} & c_{f,2} & c_{f,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k} \\ \delta_{y,k} \end{bmatrix} + c \quad (5.10)$$

em que:

$$\begin{aligned} H_{11} &= \tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{S} + (\tilde{B}^d)^T Q_d \tilde{B}^d + \tilde{R} + \tilde{I}_u W_{eco} \tilde{I}_u^T \\ H_{12} &= H_{21}^T = -\tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\ H_{13} &= H_{31}^T = -\tilde{S}^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\ H_{22} &= \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\ H_{33} &= \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y + \delta_k^T S_y \delta_k \\ c_{f,1} &= x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{S} + x^d(k)^T (F^m)^T Q_d \tilde{B}^d + (u(k-1) - u_{\lim})^T W_{eco} \tilde{I}_u^T \\ c_{f,2} &= -x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\ c_{f,3} &= -x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\ c &= x(k)^T N_x^T \tilde{Q} N_x x(k) + x^d(k)^T (F^m)^T Q_d F^m x^d(k) + (u(k-1) - u_{\lim})^T W_{eco} (u(k-1) - u_{\lim}) \end{aligned}$$

Deste modo, o IHMPC com controle por faixas e objetivo econômico linear é obtido através da solução do seguinte problema de otimização:

$$\min_{\Delta u_k, y_{sp,k}, \delta_k} V_k \quad (5.11)$$

em que V_k é dada pela Eq. (5.10) e está sujeita às seguintes restrições:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j|k) \leq \Delta u_{\max} \quad (5.11.a)$$

$$u_{\min} \leq u(k+j|k) \leq u_{\max} \quad (5.11.b)$$

$$y_{\min} \leq y_{sp,k} \leq y_{\max} \quad (5.11.c)$$

$$x^s(k) + \tilde{B}^s \Delta u_k - y_{sp,k} - \delta_k = 0 \quad (5.11.d)$$

Quando o estado é medido, o controlador definido em (5.11) leva o sistema para um estado estacionário onde o objetivo econômico atinge um mínimo.

Teorema-1: Se os pesos da função objetivo definida em (5.3) forem adequados, a sequência de ações de controle que resulta da solução do problema definido em (5.11) leva o sistema para um estado estacionário onde o objetivo econômico linear é mínimo considerando os limites das entradas e saídas.

Prova: O problema (5.11) é sempre viável devido à inclusão da variável de folga δ_k em (5.11.d), assim, assume-se que no instante de tempo (k) , o problema (5.11) é solucionado e apresenta o seguinte resultado:

$$\left\{ \Delta u_k^* = \begin{bmatrix} \Delta u^*(k|k)^T & \cdots & \Delta u^*(k+m-1|k)^T \end{bmatrix}^T, y_{sp,k}^*, \delta_k^* \right\}, \quad (5.12)$$

que corresponde a:

$$\begin{aligned} V_k^* &= \sum_{j=0}^{\infty} \left(y^*(k+j|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right)^T Q \left(y^*(k+j|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right) + \\ &+ \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^*(k+j|k)^T R \Delta u^*(k+j|k) + (u^*(k+m-1|k) - u_{\lim})^T W_{eco} (u^*(k+m-1|k) - u_{\lim}) + \left(\delta_k^* \right)^T S_y \delta_k^* \end{aligned} \quad (5.13)$$

Observe que a solução definida em (5.12) assume que:

$$u^*(k+m|k) = u^*(k+m-1|k)$$

Então, podemos demonstrar que para sistemas que não apresentam perturbações, a solução

$$\left\{ \Delta \tilde{u}_{k+1} = \begin{bmatrix} \Delta u^*(k+1|k)^T & \cdots & \Delta u^*(k+m-1|k)^T & 0 \end{bmatrix}^T, \tilde{y}_{sp,k+1} = y_{sp,k}^*, \tilde{\delta}_{k+1} = \delta_k^* \right\} \quad (5.14)$$

satisfaz às restrições (5.11.a) – (5.11.d), e deste modo, esta é uma solução viável para o problema (5.11). A solução definida em (5.14) corresponde ao seguinte valor para a função objetivo:

$$\begin{aligned} \tilde{V}_{k+1} = & \sum_{j=0}^{\infty} \left(y^*(k+j+1|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right)^T Q \left(y^*(k+j+1|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right) + \\ & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^*(k+j+1|k)^T R \Delta u^*(k+j+1|k) + (u^*(k+m|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u^*(k+m|k) - u_{lim}) + \\ & + \left(\delta_k^T \right)^* S_y \delta_k^* \end{aligned} \quad (5.15)$$

Subtraindo-se a Eq.(5.15) da (5.13), têm-se:

$$V_k^* - \tilde{V}_{k+1} = \left[y^*(k|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right]^T Q \left[y^*(k|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right] + \Delta u^*(k|k)^T R \Delta u^*(k|k)$$

Consequentemente, a solução ótima do problema (5.11) no instante $k+1$ resulta em um valor V_{k+1}^* da função objetivo, em que:

$$V_k^* - V_{k+1}^* \leq \left[y^*(k|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right]^T Q \left[y^*(k|k) - y_{sp,k}^* - \delta_k^* \right] + \Delta u^*(k|k)^T R \Delta u^*(k|k)$$

Sendo assim, o valor ótimo da função objetivo V_k é monótona, e desde que este valor seja limitado, a função irá convergir para um valor mínimo que pode ou não ser zero, dependendo do valor de u_{lim} e das faixas das variáveis de saída. Entretanto, como (5.11) é um problema convexo, temos apenas uma solução ótima.

Suponha que $u_{ss} = u_{lim}$ é atingível, o que significa que existe um estado estacionário (u_{ss}, y_{ss}) em que $y_{min} \leq y_{ss} \leq y_{max}$. Neste caso, podemos assumir que em um instante $k = \bar{k}$ o sistema tenha alcançado um estado estacionário $(u(\bar{k}), y(\bar{k}))$ em que $u(\bar{k}) \neq u_{lim}$. Assim, se atingimos um estado estacionário, a solução de (5.11) irá produzir o seguinte resultado:

$$\Delta u_{\bar{k}} = 0, \quad y_{sp,\bar{k}} = y(k), \quad \delta_{\bar{k}} = 0 \quad (5.16)$$

e a função objetivo correspondente será igual a:

$$V_{\bar{k}} = (u(\bar{k}) - u_{lim})^T W_{eco} (u(\bar{k}) - u_{lim}) \quad (5.17)$$

Observe que na formulação do OPOM, temos $y(\bar{k}) = x^s(\bar{k})$.

Pode-se perceber que a função definida em (5.17) poderá atingir um outro mínimo com a ação de controle $\Delta u_{\bar{k}}$ tal que $u(\bar{k} + m - 1) = u_{\text{lim}}$ que irá corresponder a outro estado estacionário em que $V_{\bar{k}+\infty} = 0$.

Se u_{lim} for inatingível, também haverá possibilidade do sistema convergir para um estado estacionário em que $u(\bar{k}) = u_{\text{lim}}$, porém com $y(\bar{k})$ fora da faixa de controle. Nesse caso, a restrição (5.11.d) pode ser escrita na seguinte forma:

$$y(\bar{k}) - y_{sp,\bar{k}} - \delta_{\bar{k}} = 0 \quad \text{em que} \quad y_{sp,\bar{k}} = y_{\text{max}} \quad (\text{ou} = y_{\text{min}}), \quad y_{sp,\bar{k}} \neq y(\bar{k}) \quad \text{e}$$

$$\delta_{\bar{k}} = y(\bar{k}) - y_{sp,\bar{k}} \neq 0. \quad \text{Neste estado estacionário, a função objetivo será:}$$

$$V_{\bar{k}} = \delta_{\bar{k}}^T S_y \delta_{\bar{k}} \quad (5.18)$$

Suponha a implementação de uma sequência de ações de controle que produza um novo estado estacionário em que $y(\bar{k} + \infty) = y_{sp,\bar{k}+\infty}$ e correspondentemente $\delta_{\bar{k}+\infty} = 0$. Estas ações devem ser de tal modo que:

$$y(\bar{k}) - y_{sp,\bar{k}} = B^s (u(\bar{k} + \infty) - u_{\text{lim}}) \quad (5.19)$$

A correspondente função objetivo será

$$V_{\bar{k}+\infty} = (u(\bar{k} + \infty) - u_{\text{lim}})^T W_{eco} (u(\bar{k} + \infty) - u_{\text{lim}}) \quad (5.20)$$

Das Equações (5.19) e (5.20), temos:

$$V_{\bar{k}} = (u(\bar{k} + \infty) - u_{\text{lim}})^T (B^s)^T S_y B^s (u(\bar{k} + \infty) - u_{\text{lim}})$$

Para que este novo estado estacionário seja ótimo, ele deve satisfazer à seguinte condição:

$$V_{\bar{k}+\infty} < V_{\bar{k}} \quad \text{ou} \quad W_{eco} < (B^s)^T S_y B^s \quad (5.21)$$

Isso significa que os parâmetros da função objetivo do controlador devem ser sintonizados de tal forma que a Eq. (5.21) seja satisfeita. $\square$

5.4 Incertezas no modelo

Há várias maneiras de se representar as incertezas no modelo do processo controlado por um MPC. Neste trabalho utilizamos o método de (Badgwell, 1997), onde temos um conjunto Ω de plantas, e a planta real é desconhecida, porém assume-se que ela está contida no conjunto Ω . Desta maneira, pode-se definir um conjunto de possíveis plantas $\Omega = \{\Theta_1, \dots, \Theta_L\}$ onde cada Θ_n corresponde a um ponto de operação particular da planta: $\Theta_n = (F, B^s, B^d, \theta)_n$, $n = 1, \dots, L$.

É assumido também que o modelo da planta contido em Ω será representado por θ_T e que o modelo mais provável também contido em Ω será representado por θ_N . Também será considerado que o estado estimado atual corresponde ao da planta real.

5.5 IHMPC robusto com objetivo econômico linear integrado

Para apresentar a formulação do controlador toma-se como ponto de partida o IHMPC nominal com controle por faixas e objetivo econômico linear integrado apresentado no item 5.3 deste mesmo capítulo. Considera-se que os multi-modelos representam as incertezas do sistema e que cada modelo pode ser definido pelo conjunto de parâmetros $\Theta_n = \{B_n^s, B_n^d, F_n, \theta_n\}$, $n = 1, \dots, L$, e que neste caso $p > \max_{i,j,n} \theta_n(i, j) + m$. Isso garante que todos os vetores de estado de todos os modelos tenham as mesmas dimensões (Gonzalez e Odloak, 2011). Desta forma, pode-se definir a seguinte função objetivo:

$$\begin{aligned} V_k(\Theta_n) = & \sum_{j=0}^{\infty} \left(y_n(k+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_k(\Theta_n) \right)^T Q \left(y_n(k+j|k) - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_k(\Theta_n) \right) \\ & + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u(k+j|k)^T R \Delta u(k+j|k) + (u(k+m-1|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u(k+m-1|k) - u_{lim}) + \\ & + \delta_k^T(\Theta_n) S_y \delta_k(\Theta_n) \end{aligned} \quad (5.22)$$

Seguindo os mesmos passos utilizados para o caso nominal, a função objetivo definida acima pode ser escrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
V_k(\Theta_n) = & \begin{bmatrix} \Delta u_k^T & y_{sp,k}^T(\Theta_n) & \delta_{y,k}^T(\Theta_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{11}(\Theta_n) & H_{12}(\Theta_n) & H_{13}(\Theta_n) \\ H_{21}(\Theta_n) & H_{22} & H_{23} \\ H_{31}(\Theta_n) & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k}(\Theta_n) \\ \delta_{y,k}(\Theta_n) \end{bmatrix} \\
& + 2 \begin{bmatrix} c_{f,1}(\Theta_n) & c_{f,2} & c_{f,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ y_{sp,k}(\Theta_n) \\ \delta_{y,k}(\Theta_n) \end{bmatrix} + c(\Theta_n)
\end{aligned} \tag{5.23}$$

em que

$$\begin{aligned}
H_{11}(\Theta_n) &= \tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q}_y \tilde{S}(\Theta_n) + (\tilde{B}^d(\Theta_n))^T Q_d(\Theta_n) \tilde{B}^d(\Theta_n) + \tilde{R} + \tilde{I}_u W_{eco} \tilde{I}_u^T \\
H_{12}(\Theta_n) &= H_{21}^T(\Theta_n) = -\tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
H_{13}(\Theta_n) &= H_{31}^T(\Theta_n) = -\tilde{S}(\Theta_n)^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
H_{22} &= \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
H_{23} &= H_{32}^T = \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
H_{33} &= \tilde{I}_y^T \tilde{Q} \tilde{I}_y + S_y \\
c_{f,1}(\Theta_n) &= x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{S}(\Theta_n) + x^d(k)^T (F(\Theta_n)^m)^T Q_d(\Theta_n) \tilde{B}^d(\Theta_n) + (u(k-1) - u_{lim})^T W_{eco} \tilde{I}_u^T \\
c_{f,2} &= -x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
c_{f,3} &= -x(k)^T N_x^T \tilde{Q} \tilde{I}_y \\
c(\Theta_n) &= x(k)^T N_x^T \tilde{Q} N_x x(k) + x^d(k)^T (F(\Theta_n)^m)^T Q_d(\Theta_n) F(\Theta_n)^m x^d(k) + (u(k-1) - u_{lim})^T W_{eco} (u(k-1) - u_{lim})
\end{aligned}$$

Assim, o *IHMPC* robusto com objetivo econômico é obtido a partir da solução do seguinte problema:

$$\min_{\substack{\Delta u_k, y_{sp,k}(\Theta_n), \delta_k(\Theta_n) \\ n=1, \dots, L}} V_k(\Theta_N) \tag{5.24}$$

sujeita a:

$$-\Delta u_{\max} \leq \Delta u(k+j|k) \leq \Delta u_{\max} \quad j=0, 1, \dots, m-1 \tag{5.24.a}$$

$$u_{\min} \leq u(k+j|k) \leq u_{\max} \quad j=0, 1, \dots, m-1 \tag{5.24.b}$$

$$y_{\min} \leq y_{sp,k}(\Theta_n) \leq y_{\max}; \quad n=1, \dots, L \tag{5.24.c}$$

$$x^s(k) + \tilde{B}^s(\Theta_n) \Delta u_k - y_{sp,k}(\Theta_n) - \delta_{y,k}(\Theta_n) = 0; \quad n=1, \dots, L \tag{5.24.d}$$

$$V_k(\Delta u_k, \delta_{y,k}(\Theta_n), \delta_{u,k}, y_{sp,k}(\Theta_n), \Theta_n) \leq \tilde{V}_k(\Delta \tilde{u}_k, \tilde{\delta}_{y,k}(\Theta_n), \tilde{\delta}_{u,k}, y_{sp,k}(\Theta_n), \Theta_n), \quad n=1, \dots, L \quad (5.24.e)$$

em que

Θ_N corresponde ao modelo nominal ou o modelo mais provável do sistema.

$$\Delta \tilde{u}_k = \begin{bmatrix} \Delta u^*(k | k-1)^T & \dots & \Delta u^*(k+m-2 | k-1)^T & 0 \end{bmatrix}^T \quad (5.25)$$

$$\tilde{y}_{sp,k}(\Theta_n) = y_{sp,k-1}^*(\Theta_n); \quad n=1, \dots, L \quad (5.26)$$

$\tilde{\delta}_{y,k}(\Theta_n)$ é calculado de tal modo que

$$x^s(k) + \tilde{B}^s(\Theta_n) \Delta \tilde{u}_k - \tilde{y}_{sp,k}(\Theta_n) - \tilde{\delta}_{y,k}(\Theta_n) = 0 \quad n=1, \dots, L \quad (5.27)$$

Pode-se demonstrar que a lei de controle obtida pela solução do problema definido em (5.24) possui viabilidade recursiva, o que significa dizer que se a ação de controle é viável em um instante de tempo k , ela se manterá viável para qualquer instante de tempo subsequente.

A convergência do sistema com incertezas no modelo e o controlador definido em (5.24) pode ser demonstrada do seguinte modo:

Teorema-2: Suponha que o estado do sistema real sem distúrbios seja medido e a condição (5.24.e) é satisfeita para todos os modelos pertencentes ao conjunto Ω , o que significa:

$$W_{eco} < \left(B^s(\Theta_n) \right)^T S_y B^s(\Theta_n) \quad n=1, \dots, L \quad (5.28)$$

Assim, a função objetivo do sistema real em malha fechada com o controlador definido em (5.24) irá convergir para um valor mínimo.

Podemos dizer também que este mínimo será zero somente se u_{lim} puder ser atingido enquanto as saídas permanecerem dentro de suas faixas de controle.

Prova:

Suponha que no instante k o problema (5.24) é solucionado e produz o seguinte resultado:

$$\Delta u_k^* = \begin{bmatrix} \Delta u^*(k | k)^T & \dots & \Delta u^*(k+m-1 | k)^T \end{bmatrix}^T, y_{sp,k}^*(\Theta_1), \dots, y_{sp,k}^*(\Theta_L), \delta_{y,k}^*(\Theta_1), \dots, \delta_{y,k}^*(\Theta_L)$$

que corresponde à seguinte função objetivo para a planta real:

$$\begin{aligned}
V_k^*(\Theta_T) = & \sum_{j=0}^{\infty} \left\{ \left(y_T^*(k+j|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_{y,k}^*(\Theta_T) \right)^T Q \left(y_T^*(k+j|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_{y,k}^*(\Theta_T) \right) \right. \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^*(k+j|k)^T R \Delta u^*(k+j|k) + (u^*(k+m|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u^*(k+m|k) - u_{lim}) + \\
& \left. + \delta_k^{*T}(\Theta_T) S_y \delta_k^*(\Theta_T) \right\}
\end{aligned}$$

No instante $k+1$, a função objetivo do sistema real correspondente à solução do problema definido em (5.24) – (5.24.e) é dada por:

$$\begin{aligned}
\tilde{V}_{k+1}(\Theta_T) = & \sum_{j=0}^{\infty} \left\{ \left(y_T^*(k+j+1|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_k^*(\Theta_T) \right)^T Q \left(y_T^*(k+j+1|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_k^*(\Theta_T) \right) \right. \\
& + \sum_{j=0}^{m-1} \Delta u^*(k+j+1|k)^T R \Delta u^*(k+j+1|k) + (u^*(k+m|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u^*(k+m|k) - u_{lim}) + \\
& \left. + \delta_k^{*T}(\Theta_T) S_y \delta_k^*(\Theta_T) \right\}
\end{aligned}$$

Desde que $u^*(k+m|k) = u^*(k+m-1|k)$, então:

$$\begin{aligned}
V_k^*(\Theta_T) - \tilde{V}_{k+1}(\Theta_T) = & \left(y_T^*(k|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_k^*(\Theta_T) \right)^T Q \left(y_T^*(k|k) - y_{sp,k}^*(\Theta_T) - \delta_k^*(\Theta_T) \right) \\
& + \Delta u^*(k)^T R \Delta u^*(k)
\end{aligned}$$

Consequentemente, o valor ótimo da função objetivo para o sistema real é decrescente e desde que seja limitada a valores maiores que zero, irá convergir para um valor mínimo.

Este mínimo será zero se u_{lim} for atingível. Caso u_{lim} não for alcançável a condição (5.28) garante que no estado estacionário ótimo as saídas não vão permanecer fora de suas zonas de controle. $\square$

CAPÍTULO 6

ESTUDO DE CASO – COLUNA DEPROPANIZADORA

As colunas depropanizadoras são utilizadas nas refinarias para se fazer a separação das correntes de propano e butano. Essas correntes possuem especificações que devem ser seguidas precisamente.

6.1 Descrição do Processo

A coluna estudada neste trabalho pertence à Refinaria Presidente Bernardes, com sua carga sendo recebida da seção de tratamento da Unidade de Craqueamento Catalítico (UFCC).

A carga (GLP) após a seção de tratamentos é enviada através de bombeamento para a coluna depropanizadora. Antes de entrar na coluna o GLP é pré-aquecido. Com sua temperatura mantida constante, a carga é inserida na coluna no estágio 16 (a coluna apresenta 31 estágios). O GLP é destilado e os vapores de topo são totalmente condensados e sub-resfriados. A corrente líquida é dividida em duas partes, sendo uma o refluxo de topo e a outra parte retirada como destilado para o *pool* de GLP.

No fundo da coluna têm-se uma parte do refluxo interno sendo vaporizada no refeedor e outra parte é o produto de fundo que após resfriamento é enviado para a unidade de gasolina de aviação.

6.2 Desempenho do sistema

Com a finalidade de se otimizar a coluna depropanizadora deve-se manipular a vazão de refluxo de topo e a carga térmica do refeedor. Os aspectos econômicos indicam a utilização do mínimo de energia no refeedor e o mínimo de refluxo interno da coluna.

As principais restrições do processo são as especificações dos produtos que devem ser inseridas no sistema de controle.

6.3 Breve descrição do Aspen Plus

Atualmente o rigor para com a qualidade dos produtos é fator principal nas unidades industriais, isso faz com que as indústrias procurem operar seus processos o mais próximo possível de suas restrições. Para que isso ocorra, é necessário utilizar modelos que representam a realidade da planta com fidelidade. Estes modelos permitem a realização de estudos de estabilidade e performance dos sistemas de controle dos processos químicos. Deste modo, um bom software de simulação de processos se torna um item indispensável.

O *Aspen Plus*® é uma ferramenta de modelagem de processos usada para monitoramento, otimização e projetos industriais. No ambiente do Aspen é possível configurar um diagrama de operações que envolvem:

- Definição das Operações Unitárias do processo bem como sua sequência;
- Definição das correntes que fluem entre as operações unitárias;
- Especificação dos componentes químicos através do extenso banco de dados do simulador;
- Determinação do modelo termodinâmico ideal;
- Especificação das correntes e suas condições físico-químicas.

O simulador possui um ótimo grau de precisão na previsão do comportamento de um processo, através das relações de balanços de massa e energia, equilíbrio de fases, equilíbrio químico e cinética das reações. É possível também simular o comportamento de uma instalação, projetar uma nova instalação e aumentar a rentabilidade de instalações já existentes.

Dentro do Aspen as operações unitárias são representadas por blocos e utilizam modelos rigorosos. Estes blocos possuem algoritmos de solução aptos a propagar informações e resultados de cálculos em ambas as direções, possibilitando o cálculo de correntes de saída através de dados das condições de entrada.

Além da modelagem estática, o simulador também conta com um ambiente dinâmico onde é possível verificar o comportamento do processo fora do estado estacionário, bem como adicionar uma grande variedade de controladores PID's. Neste cenário é possível realizar estudos dos casos de controle servo e regulatório em tempo real com uma interface que permite modificações durante a simulação, tais como distúrbios e mudanças de *set-point*. O simulador também oferece uma ferramenta de sintonia dos controladores que é feita através de testes de resposta ao degrau, com amplitudes definidas pelo usuário.

O programa permite o levantamento dos modelos da planta em diversas condições de operação, com isso um controlador preditivo pode ser utilizado juntamente com os modelos obtidos através do simulador.

Neste trabalho utilizou-se o *aspenONE*® versão 8.8 de 4 de Maio de 2015.

6.4 Simulação estática da Coluna Depropanizadora

Neste capítulo são apresentadas as etapas da simulação estática do processo que posteriormente será alvo de estudo de controle. A simulação estática pode ser dividida nos seguintes itens:

- Definição das bases de simulação;
- Caracterização da carga do sistema;
- Definição das operações unitárias do processo;
- Validação do modelo estático.

6.4.1 Bases da Simulação

Nesta parte é definido o conjunto de equações para os cálculos de equilíbrio, propriedades termodinâmicas e físico-químicas e são também informados todos os componentes químicos que irão fazer parte da simulação. Por se tratar de uma mistura de hidrocarbonetos foi selecionada como equação de estado o modelo de Peng e Robinson (1976) que possui boa precisão para as propriedades dessa classe de produtos. Os componentes utilizados na simulação foram obtidos por cromatografia e estão organizados da tabela 6.1.

Tabela 6.1 – Componentes puros considerados, (Porfírio,2002)

Componente	Símbolo	Fórmula	Ponto de ebulição (°C)	Massa molecular
Metano	C1	CH ₄	-161,52	16,04
Etileno	C2=	C ₂ H ₄	-103,75	28,05
Etano	C2	C ₂ H ₆	-88,60	30,07
Propeno	C3=	C ₃ H ₆	-47,75	42,08
Propano	C3	C ₃ H ₈	-42,10	44,10
Iso-butano	i-C4	C ₄ H ₁₀	-11,73	58,12
Iso-buteno	i-C4=	C ₄ H ₈	-6,85	56,11
1,3-butadieno	13C4==	C ₄ H ₆	-4,45	54,09
n-butano	n-C4	C ₄ H ₁₀	-0,50	58,12
Trans-buteno	tr2-C4=	C ₄ H ₈	0,88	56,11
Iso-pentano	i-C5	C ₅ H ₁₂	27,88	72,15
n-pentano	n-C5	C ₅ H ₁₂	36,06	72,15
n-hexano	n-C6	C ₆ H ₁₄	68,73	86,18

6.4.2 Caracterização da carga do sistema

A caracterização da carga foi feita por meio dos produtos da coluna, que foram analisados separadamente anotando-se suas respectivas vazões volumétricas e composições. Utilizando esses dados pode-se montar o perfil de composição da carga.

As condições da carga são apresentadas na Tabela 6.2.

Tabela 6.2- Condições da carga, (Porfírio,2002)

Corrente	Vazão	Temperatura	Pressão (man)
Carga	2500 m ³ /d	75°C	19,00 kgf/cm ²

Foram utilizadas duas composições diferentes de cargas (Porfírio, Almeida e Odloak, 2002) com a finalidade de retratar perfis de conversão diferentes. As composições das duas cargas são apresentadas na Tabela 6.3 a seguir:

Tabela 6.3 – Composição da carga, (Porfírio,2002)

Componente	% Vol. Carga 1	% Vol. Carga 2
Metano	0,8921	0,9357
Etileno	0,4956	0,4678
Etano	0,4956	0,4678
Propeno	24,1975	28,4370
Propano	14,8409	15,5408
Iso-butano	16,2137	13,4214
Iso-butenos	18,5411	19,6506
1,3-butadieno	0,4654	0,8243
n-butano	9,7452	7,0021
Trans-butenos	13,7693	13,1535
Iso-pentano	0,2861	0,0210
n-pentano	0,0286	0,0781
n-hexano	0,0289	0,0000

Figura 6.1- Fluxograma de processo da Simulação

Fonte: Autoria própria

6.4.3 Operações Unitárias do processo

Com a base da simulação e carga especificadas, pode-se iniciar a simulação das operações unitárias e das correntes do sistema, como é mostrado no fluxograma representado na Figura 6.1. A corrente de carga é pré-aquecida no trocador E-01 e em seguida introduzida na coluna a 75°C e 19 kgf/cm². O trocador é do tipo casco e tubo em contra corrente. As temperaturas de entrada e saída do lado do casco e do tubo são conhecidas. A carga aquecida é introduzida no estágio 16 da coluna T-01.

A coluna tem 31 estágios de equilíbrio, com 80% de eficiência de Murphree, possui perda de carga de 0,63 Kgf/cm², e pressão de 18,70 kgf/cm² (man) no topo. A temperatura de topo é 46°C e a de fundo 105°C. O condensador é total, não apresentando corrente gasosa de topo. A vazão de refluxo de topo é de 4000 m³/d. No fundo da coluna temos um refeedor. O líquido do último estágio é introduzido por completo no refeedor. Este mesmo líquido é vaporizado através do calor cedido pelo refeedor de 6,8 MMkcal/h.

Para a coluna foi utilizado o bloco do simulador RadFrac. Este bloco contém um método de simulação rigorosa para todos os tipos de fracionamento em multi-unidades de equilíbrio líquido-vapor. Através da RadFrac pode-se calcular:

- Temperaturas;
- Correntes de topo e fundo;
- Perfis de frações molares.

Este bloco de simulação aceita um grande número de informações de entradas, dentre os quais pode-se destacar:

- Razão de refluxo;
- Número teórico de pratos;
- Temperaturas;
- Correntes;
- Purezas;
- Recuperações de componentes;
- Eficiências, incluindo de Murphree;
- Propriedades das correntes, como fluxo volumétrico e viscosidade, em qualquer ponto da coluna.

A Tabela 6.4 mostra as especificações para o caso base.

Tabela 6.4 – Especificações da simulação, (Porfírio,2002)

Operação unitária ou corrente	Especificação	Valor
E-01	Perda de calor (MMcal/h)	0,00
	Temp. entrada casco (°C)	42
	Temp. saída casco (°C)	75
	Temp. saída tubos (°C)	103
	Δp no casco (kgf/cm ²)	0,1
	Δp nos tubos (kgf/cm ²)	0,14
T-01	Subresfriam.Cond.(°C)	32
	Carga térmica Reb. (MMcal/h)	6,80
	Vazão refluxo topo (m ³ /d)	4000
	Δp no condensador (kgf/cm ²)	0,07
	Pressão topo (kgf/cm ² man)	18,70
	Pressão fundo (kgf/cm ² man)	19,33
	Δp reervedor (kgf/cm ²)	0,0

6.4.4 Validação do modelo estático

Para concluir a validação do modelo estático deve-se analisar os seguintes itens:

- Balanço material;
- Perfil de temperaturas;
- Qualidade dos produtos;
- Cargas térmicas do refeedor e do condensador.

Nesta etapa todas as temperaturas, concentrações volumétricas bem como as correntes de topo e fundo foram calculadas. A vazão de carga, vazão de refluxo e carga térmica são parâmetros de entrada da simulação.

A Tabela 6.5 apresenta os resultados da simulação estática.

Tabela 6.5 – Resultados da simulação

Variável	Valor real	Valor simulado	Desvio (%)
Vazão de carga	2500 m ³ /d	2500 m ³ /d	0,00
Vazão de propano	1012,5 m ³ /d	1041 m ³ /d	2,81
Vazão de butano	1487,5 m ³ /d	1459 m ³ /d	1,92
Temperatura carga aquecida	75 °C	75 °C	0,00
Temperatura de topo	46 °C	46,8 °C	1,74
Temperatura de fundo	105 °C	104,9 °C	0,10
Temperatura de refluxo	30 °C	29,9 °C	0,30
C4+ no propano	2,51%vol.	2,44%vol.	2,80
C3- no butano	0,50%vol	0,45%vol	10,00
Vazão de refluxo	4000 m ³ /d	4000 m ³ /d	0,00
Carga térmica do refeedor	6,8 MMkcal/h	6,8 MMkcal/h	0,00

As pequenas diferenças nas vazões de propano e butano podem ser consideradas aceitáveis e os perfis de temperatura e composição seguem muito bem as características da planta.

Em termos de qualidade tanto o C4+ (quantidade de componentes de 4 átomos de carbono, ou mais, no propano) quanto o C3- (quantidade de componentes de 3 átomos de carbono, ou menos, no butano) estão de acordo com os valores da planta industrial.

Com a simulação estática concluída ficam definidas as variáveis manipuladas que são a vazão de refluxo e a carga térmica do refeedor e as restrições do processo que são o teor de C4+ no propano, teor de C3- no butano e as temperaturas máximas e mínimas do topo e fundo da coluna. Estes valores são mostrados nas Tabelas 6.6 e 6.7.

Tabela 6.6 – Variáveis manipuladas

Variável independente	Limite mínimo	Limite máximo
Vazão refluxo	10 kg/h	80 kg/h
C. term. refeedor	10 GJ/h	50 GJ/h

Tabela 6.7- Restrições do processo

Restrição	Limite mínimo	Limite máximo
Teor de C4+	0	5 %vol.
Teor de C3-	0	5 %vol.
Temperatura topo	30 °C	50 °C
Temperatura fundo	100°C	120 °C
C. term. condensador	-----	10,95 MMkcal/h
C. term. refeedor	-----	8,32 MMkcal/h

6.5 Simulação dinâmica da Coluna Depropanizadora

A construção do modelo dinâmico no *Aspen Plus®* é realizada após a conclusão da simulação estática. Para efetuar a migração para a interface dinâmica é necessária a realização de novas etapas, tais como:

- Obtenção da solução do modelo estático;
- Dados geométricos das operações unitárias do processo;

- Definição das válvulas de controle do sistema;
- Checagem do balanço de pressão de todo o sistema (Pressure Checker);
- Chaveamento da simulação do modo estático para o dinâmico.

Para a simulação estudada neste trabalho têm-se as características dos equipamentos representadas na Tabela 6.8.

Tabela 6.8 – Dados geométricos dos equipamentos, (Porfírio, 2002)

Equipamento	Característica	Valor
Coluna	Diâmetro da coluna	3,050 m
	Comprimento do vertedor	2,52 m
	Altura do vertedor	0,08 m
	Volume mínimo	0,58 m ³
Condensador	Volume do condensador	18,44 m ³
Refervedor	Volume de fundo da torre e refervedor	8,66 m ³

Com todas as etapas concluídas pode-se ativar a criação do modelo dinâmico, deste modo um novo arquivo é criado e todas as informações são exportadas. Já no ambiente dinâmico deve-se estabelecer a estrutura de controle e as características dos controladores, isto é, definir as variáveis manipuladas e controladas de cada malha de controle e seus parâmetros de sintonia.

A Figura 6.2 representa a estrutura de controle regulatório da coluna depropanizadora.

Figura 6.2 – Esquema de controle regulatório da coluna depropanizadora

Fonte: Autoria própria

Para os ajustes da sintonia foi utilizada a ferramenta do *Aspen (Tune)* que aplica automaticamente testes de resposta ao degrau para obter bons valores para os ganhos, tempo integral e tempo derivativo dos *PID*'s utilizados. A Figura 6.3 ilustra um teste de sintonia em andamento e a Tabela 6.9 mostra os parâmetros de sintonia dos controladores obtidos por meio do teste realizado no *Aspen Plus Dynamics®*.

Figura 6.3 – Teste de sintonia

Fonte: Autoria própria

Tabela 6.9 – Parâmetros de sintonia dos controladores

Malha	Parâmetros de sintonia	
	K_c %/%	τ_i (min/rep)
PC-01	20	12
LC-01	10	60
LC-02	10	60

Os resultados do modelo dinâmico completo são exportados para o *Simulink®* onde pode-se aplicar os pacotes de identificação para obtenção dos modelos do processo.

CAPÍTULO 7

IDENTIFICAÇÃO DOS MODELOS DO SISTEMA

Nesta seção foi realizada a identificação do processo que é uma das etapas mais importantes no projeto e análise de um controlador. Para tal deve-se observar uma série de considerações sobre os modelos desejados. O modelo pode ser linear ou deve ser não-linear, variante ou invariante no tempo, empírico ou fenomenológico? Outra questão importante é a forma de apresentação do modelo. Um modelo em função de transferência pode estar no domínio do tempo contínuo ou discreto, caso o modelo esteja em função de resposta ao degrau, ele pode ser apresentado na forma de série temporal ou na forma analítica.

Muitas vezes, um único modelo não leva o controlador ao desempenho desejado em toda a região de operação do sistema. Quando o processo apresenta alterações consideráveis nas características da matéria-prima, desgastes de equipamentos envolvidos, ou até mesmo quando se realiza grandes mudanças nas variáveis operacionais pode-se utilizar um conjunto de modelos previamente estabelecidos ou também estabelecer adaptações em parâmetros do modelo do processo.

Na coluna depropanizadora têm-se regiões de não-linearidade nos ganhos o que acarreta em alterações consideráveis em sua resposta.

7.1 Mecanismo de identificação dos modelos do processo

O processo de identificação dos modelos desta pesquisa foi realizado por meio da conexão entre a planta simulada dinamicamente no *Aspen Plus Dynamics®* e o *Simulink®*.

O primeiro passo foi criar um modelo no *Simulink®* e adicionar o bloco de interface do *Aspen*. Este bloco é fornecido pelo *Aspen Plus Dynamics* em sua biblioteca *AMSimulink*. É através deste bloco que todas as informações do *Aspen* são importadas. Com a migração dos dados concluída devemos especificar as entradas e saídas do sistema. As Figuras 7.1, 7.2 e 7.3 ilustram a configuração do bloco de interface do *Aspen*.

Figura 7.1 – Modelo do Simulink com o bloco de interface Aspen Modeler
Fonte: Autoria própria

Figura 7.2 – Pannel de configuração do bloco AMSimulation (entradas)
Fonte: Autoria própria

Figura 7.3 – Painel de configuração do bloco AMSimulation (saídas)

Fonte: Autoria própria

O estudo foi realizado com um total de 12 modelos. Tem-se duas composições de carga diferentes e cada uma delas teve um modelo obtido para 6 situações distintas:

- Nominal;
- Valor da vazão de carga de alimentação acrescida de 5%;
- Valor da vazão de carga de alimentação acrescida de 10%;
- Valor da vazão de carga de alimentação decrescida em 10%;
- Valor da vazão de carga de alimentação decrescida em 20%;
- Valor da vazão de carga de alimentação decrescida em 30%;

Os degraus foram introduzidos através do bloco “Step” e os gráficos das saídas dispostos no bloco “Scope”.

O período de amostragem foi de 3 minutos e as simulações foram de 10 horas. As Figuras 7.4 e 7.5 mostram o Simulink e os Aspen Plus Dynamics conectados durante uma simulação.

Figura 7.4 – Modelo do Simulink durante simulação integrada com Aspen Plus Dynamics mostrando a evolução da simulação
Fonte: Autoria própria

Figura 7.5 – Modelo do Aspen Plus Dynamics durante simulação integrada com Simulink
Fonte: Autoria própria

Todos os dados de entrada e saída foram exportados como variáveis para o *Matlab®*. Por meio desses dados e utilizando o pacote de identificação de modelos do Matlab foram criadas as funções de transferência em tempo contínuo para cada modelo em todas as variações de vazões de carga já citadas.

Partindo-se das funções de transferência foram obtidos os modelos na forma de resposta ao degrau unitário analítica (*OPOM*), apresentado anteriormente no capítulo 2.

7.2 Modelos do processo identificados

A seguir apresenta-se os modelos na forma de função de transferência e suas análise do ajuste (“fitting”). Nessa etapa, optou-se por utilizar $na=3$ e $nb=2$. Nas funções de transferência a primeira linha corresponde a y_1 e a segunda a y_2 . As colunas correspondem a u_1 , u_2 , e d respectivamente.

Composição de carga 1 – modelo nominal Modelo 1

$$G_1 = \begin{bmatrix} \frac{-5.548 \cdot 10^{-5} s - 6.263 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.0344 s + 0.0003702} & \frac{0.1093 s + 0.008969}{s^2 + 0.05719 s + 0.001661} & \frac{-0.01884 s - 0.0003652}{s^2 + 0.03486 s + 0.0005561} \\ \frac{-4.257 \cdot 10^{-6} s - 7.834 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.8634 s + 0.01886} & \frac{0.03951 s + 0.0009295}{s^2 + 0.06704 s + 0.001101} & \frac{-0.003746 s - 7.729 \cdot 10^{-5}}{s^2 + 0.03866 s + 0.0004979} \end{bmatrix}$$

Composição de carga 1 – carga de alimentação acrescida de 5% Modelo 2

$$G_2 = \begin{bmatrix} \frac{-5.19 \cdot 10^{-5} s - 4.938 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.1505 s + 0.002436} & \frac{0.1203 s + 0.0009133}{s^2 + 0.03139 s + 0.0001858} & \frac{-0.01278 s - 0.001268}{s^2 + 0.115 s + 0.001874} \\ \frac{-1.419 \cdot 10^{-5} s - 1.164 \cdot 10^{-5}}{s^2 + 0.1872 s + 0.003629} & \frac{0.1685 s + 0.001034}{s^2 + 0.02407 s + 0.0001123} & \frac{-0.02469 s - 0.01143}{s^2 + 0.5119 s + 0.01022} \end{bmatrix}$$

Composição de carga 1 – carga de alimentação acrescida de 10% Modelo 3

$$G_3 = \begin{bmatrix} \frac{-5.27 \cdot 10^{-5} s - 1.898 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.0573 s + 0.000425} & \frac{0.1048 s + 0.00254}{s^2 + 0.03537 s + 0.000319} & \frac{-0.01458 s - 0.00121}{s^2 + 0.1033 s + 0.001027} \\ \frac{-7.308 \cdot 10^{-5} s - 1.142 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.04263 s + 0.0002796} & \frac{0.1868 s + 0.008371}{s^2 + 0.06954 s + 0.0008711} & \frac{-0.02234 s - 0.0007422}{s^2 + 0.06865 s + 0.0006403} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 1 – carga de alimentação decrescida em 10%
Modelo 4**

$$G_4 = \begin{bmatrix} \frac{-8.274 \cdot 10^{-5} - 5.552 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.09474 s + 0.002369} & \frac{0.1735 s + 0.03391}{s^2 + 0.1515 s + 0.004786} & \frac{-0.01797 s - 0.005147}{s^2 + 0.1564 s + 0.005073} \\ \frac{-5.5 \cdot 10^{-6} s - 2.405 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.06684 s + 0.001232} & \frac{-0.001211 s + 0.0001857}{s^2 + 0.03377 s + 0.0002529} & \frac{-0.00241 s - 0.0004691}{s^2 + 0.1731 s + 0.00473} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 1 – carga de alimentação decrescida em 20%
Modelo 5**

$$G_5 = \begin{bmatrix} \frac{-8.84 \cdot 10^{-5} - 1.031 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.05061 s + 0.0004617} & \frac{0.2111 s + 0.02578}{s^2 + 0.1274 s + 0.003908} & \frac{-0.02364 s - 0.00705}{s^2 + 0.2042 s + 0.00689} \\ \frac{-5.856 \cdot 10^{-6} s - 3.464 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.06496 s + 0.001087} & \frac{-0.001172 s + 0.0007779}{s^2 + 0.04606 s + 0.0006124} & \frac{-0.003594 s - 0.0001063}{s^2 + 0.0475 s + 0.000617} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 1 – carga de alimentação decrescida em 30%
Modelo 6**

$$G_6 = \begin{bmatrix} \frac{-7.984 \cdot 10^{-5} - 1.228 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.06417 s + 0.0008148} & \frac{0.2235 s + 0.005275}{s^2 + 0.06926 s + 0.001154} & \frac{-0.04511 s - 0.001154}{s^2 + 0.06734 s + 0.001224} \\ \frac{-7.675 \cdot 10^{-6} s - 9.237 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.08437 s + 0.0009895} & \frac{0.03874 s + 0.0002374}{s^2 + 0.01615 s + 5.036 \cdot 10^{-5}} & \frac{-0.003915 s - 0.0006222}{s^2 + 0.0855 s + 0.0009912} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 2 – modelo nominal
Modelo 7**

$$G_7 = \begin{bmatrix} \frac{-4.977 \cdot 10^{-5} - 8.529 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.04202 s + 0.0005815} & \frac{0.09349 s + 0.008916}{s^2 + 0.06265 s + 0.00191} & \frac{-0.01575 s - 0.0004677}{s^2 + 0.04222 s + 0.0008012} \\ \frac{-8.187 \cdot 10^{-6} s - 3.653 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.05621 s + 0.00103} & \frac{0.04293 s + 0.0008664}{s^2 + 0.06878 s + 0.00102} & \frac{-0.003835 s - 0.0001178}{s^2 + 0.0438 s + 0.0007183} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 2 – carga de alimentação acrescida de 5%
Modelo 8**

$$G_8 = \begin{bmatrix} \frac{-3.679 \cdot 10^{-5} - 3.791 \cdot 10^{-5}}{s^2 + 1.055 s + 0.02946} & \frac{0.1078 s + 0.00105}{s^2 + 0.04 s + 0.0003037} & \frac{-0.0111 s - 0.000145}{s^2 + 0.03878 s + 0.0003163} \\ \frac{-2.126 \cdot 10^{-5} s - 6.404 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.1048 s + 0.002232} & \frac{0.162 s + 0.00358}{s^2 + 0.03953 s + 0.0004123} & \frac{-0.01792 s - 0.001529}{s^2 + 0.07891 s + 0.001444} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 2 – carga de alimentação acrescida de 10%
Modelo 9**

$$G_9 = \begin{bmatrix} \frac{-8.317 \cdot 10^{-5} s - 2.17 \cdot 10^{-5}}{s^2 + 0.6068 s + 0.01208} & \frac{0.1104 s + 0.01579}{s^2 + 0.1659 s + 0.003586} & \frac{-0.01198 s - 0.002341}{s^2 + 0.214 s + 0.004104} \\ \frac{-7.177 \cdot 10^{-5} s - 2.474 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.02997 s + 8.897 \cdot 10^{-5}} & \frac{0.2351 s + 0.04202}{s^2 + 0.2241 s + 0.005229} & \frac{-0.02508 s - 0.001037}{s^2 + 0.07458 s + 0.001134} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 2 – carga de alimentação decrescida de 10%
Modelo 10**

$$G_{10} = \begin{bmatrix} \frac{-7.594 \cdot 10^{-5} s - 5.801 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.1041 s + 0.003011} & \frac{0.1605 s + 0.03104}{s^2 + 0.1482 s + 0.005279} & \frac{-0.01668 s - 0.004707}{s^2 + 0.1509 s + 0.005525} \\ \frac{-4.801 \cdot 10^{-6} s - 2.193 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.06795 s + 0.001286} & \frac{0.2197 s^2 + 0.02671 s + 0.001059}{s^2 + 0.07697 s + 0.001589} & \frac{-0.002962 s - 0.0002877}{s^2 + 0.1256 s + 0.003223} \end{bmatrix}$$

**Composição de carga 2 – carga de alimentação decrescida de 20%
Modelo 11**

$$G_{11} = \begin{bmatrix} \frac{-8.698 \cdot 10^{-5} s - 1.655 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.06259 s + 0.0008507} & \frac{0.2034 s + 0.02721}{s^2 + 0.1366 s + 0.004672} & \frac{-0.02496 s - 0.007624}{s^2 + 0.2017 s + 0.007605} \\ \frac{-4.944 \cdot 10^{-6} s - 3.045 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.0655 s + 0.001073} & \frac{-0.003591 s + 0.0006383}{s^2 + 0.04416 s + 0.000556} & \frac{-0.003125 s - 0.0001326}{s^2 + 0.05343 s + 0.0007609} \end{bmatrix}$$

Composição de carga 2 – carga de alimentação decrescida de 30% Modelo 12

$$G_{12} = \begin{bmatrix} \frac{-8.208 \cdot 10^{-5} s - 1.207 \cdot 10^{-6}}{s^2 + 0.0665 s + 0.0008274} & \frac{0.2316 s + 0.004682}{s^2 + 0.06979 s + 0.00106} & \frac{-0.0457 s - 0.001093}{s^2 + 0.06842 s + 0.001219} \\ \frac{-5.254 \cdot 10^{-6} s - 6.853 \cdot 10^{-7}}{s^2 + 0.08579 s + 0.000967} & \frac{0.02299 s + 0.0001455}{s^2 + 0.01565 s + 4.567 \cdot 10^{-5}} & \frac{-0.00261 s - 0.0004492}{s^2 + 0.08531 s + 0.0009517} \end{bmatrix}$$

Para demonstrar a precisão de ajuste dos modelos obtidos, foram escolhidas duas funções referentes à composição de carga 1 (G_1 e G_4) e duas funções referentes à composição de carga 2 (G_9 e G_{10}). Todas as outras funções tiveram desempenho similar não apresentando “fitting” menor que 87%.

O pacote de identificação do *Matlab*TM permite realizar um teste que mostra o quão bem ajustadas as funções estão em relação aos dados experimentais coletados através da simulação dinâmica conjunta do *Aspen*[®] e *Simulink*[®]. É importante ressaltar que este teste é baseado em uma resposta ao degrau, que é um sinal padrão fornecido pelo próprio pacote de identificação e possui a finalidade de somente demonstrar a qualidade do ajuste das funções de transferência geradas. Os resultados podem ser observados nas Figuras 7.6 a 7.9.

Composição de carga 1 – modelo nominal (G_1)

Figura 7.6.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso Nominal).

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.6.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de propano (y_1) e butano (y_2) (Carga 1, caso Nominal).

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.6.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso Nominal).

Composição de carga 1 – carga de alimentação decrescida em 10% (G₄)

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.7.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga).

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.7.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga).

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.7.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 1, caso -10% na carga).

Composição de carga 2 – carga de alimentação acrescida de 10% (G_9)

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.8.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga).

Figura 7.8.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga).

Figura 7.8.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso +10% na carga).

Composição de carga 2 – carga de alimentação decrescida de 10% (G_{10})

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.9.a - Ajuste dos modelos entre a vazão de refluxo (u_1) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga).

(Topo)

(Fundo)

Figura 7.9.b - Ajuste dos modelos entre a carga térmica do refeedor (u_2) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga).

Figura 7.9.c - Ajuste dos modelos entre a vazão de alimentação (d) e as temperaturas das correntes de topo (y_1) e fundo (y_2) (Carga 2, caso -10% na carga).

Para demonstrar as diferenças encontradas entre os modelos foram realizados testes de resposta ao degrau relacionando as duas saídas (temperaturas de topo e fundo) com as duas entradas (vazão de refluxo de topo e carga térmica do refeedor) e o distúrbio medido (vazão da alimentação). Nestes testes foram escolhidas duas funções referentes à primeira composição de carga (G_3 e G_6) e duas funções referentes à segunda composição de carga (G_8 e G_{10}). Os resultados podem ser observados nos gráficos das figuras 7.10 a 7.15.

Observando as Figuras 7.10 a 7.15, nota-se que existem diferenças significativas entre os vários modelos. Por exemplo, os ganhos do processo para cada um dos modelos variam bastante, como mostrado na Figura 7.13. Essa figura mostra que o ganho da saída y_2 em relação à entrada u_1 fornecido pelo modelo G_3 é cerca de 20 vezes maior que o mesmo ganho quando calculado com o modelo G_{10} . Isso significa que um MPC baseado no modelo G_{10} terá grande dificuldade para estabilizar o processo quando o modelo real for G_3 . O tempo de estabilização do processo também varia muito dependendo do modelo considerado. A Figura 7.10 mostra que o tempo de estabilização da saída y_1 em relação à entrada u_1 calculado com o modelo G_3 é várias vezes maior que quando calculado com qualquer um dos outros modelos indicados na figura. Mesmo para o distúrbio medido (vazão de carga) que é incluído nas previsões do controlador, os modelos variam muito, conforme mostrado na Figura 7.15. Portanto, as respostas mostradas nessas figuras justificam a necessidade da aplicação de um controlador robusto para o controle da coluna depropanizadora estudada neste trabalho.

Figura 7.10 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e vazão de refluxo (u_1)

Figura 7.11 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e a carga térmica do refeedor (u_2)

Figura 7.12 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de topo (y_1) e a vazão de alimentação (d)

Figura 7.13 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e vazão de refluxo (u_1)

Figura 7.14 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e a carga térmica do refervedor (u_2)

Figura 7.15 – Teste de resposta ao degrau entre a temperatura de fundo (y_2) e a vazão de alimentação (d)

CAPÍTULO 8

APLICAÇÃO DO IHMPC ECONÔMICO ROBUSTO À COLUNA DEPROPANIZADORA

8.1 Introdução

Neste capítulo são apresentadas diversas simulações em malha fechada em que a planta real é representada por um dos modelos lineares obtidos por meio da simulação conjunta entre o *Simulink* e o *Aspen*. Por outro lado, nessas simulações, o controlador não sabe qual é o modelo real, mas sabe que o modelo real é um dos modelos identificados anteriormente. O sistema adotado para testar o desempenho do controlador é a coluna depropanizadora construída no *Aspen* que foi previamente apresentada no Capítulo 6. Este é um típico exemplo da indústria química em que as saídas são controladas por faixas. Apesar da incerteza sobre o modelo, o objetivo do controlador é levar as variáveis manipuladas para valores que otimizam a função econômica linear e manter as saídas dentro de suas faixas de operação. Como visto anteriormente, o sistema possui três entradas (sendo duas manipuladas) e duas saídas. Doze modelos constituem o conjunto de multi-modelos em que o controlador é baseado. Esses modelos lineares foram escolhidos para representar a coluna depropanizadora onde temos regiões de não-linearidade nos ganhos e constantes de tempo, o que acarreta em alterações consideráveis em sua resposta dinâmica, além da presença de regiões em que os modelos são incompatíveis sob o aspecto da estabilidade do controle preditivo convencional. O modelo 1 e modelo 7 correspondem às situações nominais para os dois perfis de composição da carga, os demais representam diversas alterações que a planta pode sofrer em razão de mudanças dos valores da vazão de alimentação de carga da coluna, que é nossa variável perturbadora.

8.2 Condições iniciais das simulações

Como já foi visto, a coluna depropanizadora tem a seguinte configuração na sua estrutura de controle:

Variáveis manipuladas e distúrbio:

- u_1 = vazão de refluxo do topo;
- u_2 = carga térmica do refeedor;
- d = vazão de alimentação de carga da coluna (distúrbio).

Variáveis controladas:

- y_1 = temperatura da corrente de topo;
- y_2 = temperatura da corrente de fundo.

As condições iniciais para as simulações são as seguintes:

- $u_1 = 68,7$ kg/h e $u_2 = 37,19$ GJ/h;
- $y_1 = 40^\circ\text{C}$ e $y_2 = 110^\circ\text{C}$ (para as simulações que iniciam com as variáveis controladas dentro de suas respectivas faixas);
- $y_1 = 25^\circ\text{C}$ e $y_2 = 95^\circ\text{C}$ (para as simulações que iniciam com as variáveis controladas fora de suas respectivas faixas);
- $d = 104,16$ m³/h , que é a vazão de carga correspondente ao modelo real da planta;
- A planta real é representada pelo modelo 1 (Cap.7);
- A função econômica $f_{eco} = (u(k+m-1|k) - u_{lim})^T W_{eco} (u(k+m-1|k) - u_{lim})$ será plotada como uma terceira saída;
- Em todos os gráficos das variáveis controladas temos a presença de uma linha pontilhada que indica o *set-point*.

Os parâmetros de sintonia inicialmente utilizados para o controlador são: $m = 3$, $T = 3$, $Q_y = \text{diag}([1 \ 1])$, $R = \text{diag}([1 \ 1 \ 1] * 1e-2)$, $S_y = \text{diag}([1e5 \ 1e5])$, $W_{eco} = \text{diag}([0.1, 0.1])$.

As restrições das variáveis manipuladas e controladas bem como o passo máximo para as entradas são apresentadas nas Tabelas 8.1 e 8.2.

Tabela 8.1 – Zonas das variáveis controladas da coluna depropanizadora

Output	y_{min}	y_{max}
y_1 (°C)	30	50
y_2 (°C)	100	120

Tabela 8.2 – Restrições das variáveis manipuladas da coluna depropanizadora

Input	Δu_{max}	u_{min}	u_{max}
u_1 (kg/h)	1,0	10	80
u_2 (GJ/h)	1,0	10	50
d (m ³ /h)	-----	-----	-----

8.3 Resultados das simulações

A análise da performance do controlador robusto foi estruturada a partir dos seguintes testes:

Teste 1 – considerar a otimização da planta partindo da condição inicial onde as saídas estão fora da faixa de controle e posterior introdução de um degrau na vazão de carga para a coluna, que é uma variável perturbadora do processo. Neste teste pretende-se analisar o desempenho do sistema de controle frente a diversas perturbações na vazão de carga, dentre elas, temos a variação positiva de 10% que é muito próximo ao limite máximo da região de operação da planta.

Teste 2 – considerar a otimização da coluna partindo de uma condição inicial em que todas as variáveis estão dentro de suas faixas de operação normal e posterior mudança na função objetivo econômico. Neste teste mostramos como o controlador lida com alterações bruscas na função objetivo, como por exemplo, alterando a minimização da energia para a maximização da pureza dos produtos.

Teste 3 – nesse teste pretende-se verificar o efeito da variação do peso do termo econômico da função objetivo. Assim, compara-se o desempenho do controlador entre situações em que a função econômica possui pesos distintos, o que caracteriza maior ou menor nível de importância.

Teste 4 – nesse teste analisa-se a performance do controlador frente a alterações no modelo utilizado para representar a planta real. Na prática isso ocorre quando a coluna muda de ponto de operação.

Teste 5 – justificativa da utilização do controlador robusto. Neste teste têm-se um comparativo entre os desempenhos do controlador para o caso em que somente o modelo nominal é informado ao controlador e o caso em que os doze modelos são considerados pelo controlador.

8.3.1 Resultados do teste 1

As Figuras 8.1.a até 8.1.h apresentam as respostas das entradas, saídas e função econômica quando o sistema parte de um estado inicial onde y_1 e y_2 estão abaixo dos limites inferiores das zonas de controle. Após o sistema estabilizar, no instante 15 min, temos a introdução de um distúrbio na vazão de alimentação. Têm-se 4 casos, distúrbios de +5%, -10%, +10% e -20%.

Em todos os casos simulados pode-se perceber que o controlador prioriza o controle das saídas em relação à otimização (Figs. 8.1a,c,e,g), pois as saídas são levadas para dentro das faixas enquanto a função econômica aumenta em relação à otimização, pois inicialmente a função econômica aumenta até que as

duas saídas entrem em suas faixas atingindo os seus valores mínimos. Em seguida, para possibilitar uma leve redução da função econômica, o controlador leva y_1 para o seu valor máximo enquanto y_2 é mantida no valor mínimo. Entre os instantes 5 e 15 min as duas saídas permanecem sobre os limites das faixas e não há mais graus de liberdade para uma maior redução de f_{eco} . Nas Figuras 8.1b,d,f,h percebe-se que no instante 15min, o distúrbio d é perturbado em degrau. A consequência é que as saídas tendem a sair de suas faixas mas o controlador é eficiente em trazê-las de volta para dentro das faixas. Apenas nos casos em que o distúrbio é muito grande ($> \pm 10\%$) esse desvio se torna significativo.

Figura 8.1.a – aplicação de degrau de [+5%] na vazão de carga (saídas)

Figura 8.1.b – aplicação de degrau de [+5%] na vazão de carga (entradas)

Figura 8.1.c – aplicação de degrau de [-10%] na vazão de carga (saídas)

Figura 8.1.d – aplicação de degrau de [-10%] na vazão de carga (entradas)

Figura 8.1.e – aplicação de degrau de [+10%] na vazão de carga (saídas)

Figura 8.1.f – aplicação de degrau de [+10%] na vazão de carga (entradas)

Figura 8.1.g – aplicação de degrau de [-20%] na vazão de carga (saídas)

Figura 8.1.h – aplicação de degrau de [-20%] na vazão de carga (entradas)

8.3.2 Resultados do teste 2

Com a finalidade de se avaliar o desempenho da otimização econômica na situação em que o controlador tem dois graus de liberdade disponíveis, foram realizadas duas simulações nas quais o ponto de partida corresponde às condições normais de operação.

Na primeira simulação o teste começa com o objetivo de se minimizar a energia despendida, ou seja, minimizar a carga térmica do refeedor (u_2) e por consequência a vazão de refluxo (u_1). No instante 30 minutos da simulação têm-se uma inversão do objetivo, tendo como prioridade a maximização da pureza dos produtos, o que significa maximizar o refluxo e consequentemente a carga térmica do refeedor. Nas Figuras 8.2a e 8.2b, nota-se que o controlador reduz continuamente f_{eco} mesmo após y_1 atingir o seu limite mínimo porque ainda resta um grau de liberdade disponível. No instante 30 min quando a função objetivo econômico é chaveada, f_{eco} sofre um pequeno salto e o controlador altera a direção de variação das manipuladas para reduzir a função econômica.

Na segunda simulação, representada nas Figuras 8.2c e d, têm-se a mudança de objetivo econômico no instante 40 min e no instante 50 min é inserida uma mudança na zona de controle das saídas. Até o chaveamento do objetivo econômico, o resultado é semelhante ao caso anterior. A partir do instante 50 min, percebe-se que o controlador dá prioridade ao controle das saídas que ficam fora das novas faixas e y_1 é trazida rapidamente para o valor máximo permitido enquanto y_2 fica longe das restrições. Em seguida, o controlador aumenta u_1 para reduzir f_{eco} até que o valor máximo seja atingido e não há mais graus de liberdade para reduzir a função econômica.

Figura 8.2.a – saídas controladas da simulação de mudança de critério da função econômica

Figura 8.2.b – entradas da simulação de mudança de critério da função econômica

Figura 8.2.c – saídas controladas da simulação de mudança de critério da função econômica com redução de faixa

Figura 8.2.d – entradas da simulação de mudança de critério da função econômica com redução de faixa

8.3.3 Resultados do teste 3

Neste teste têm-se um comparativo entre as performances de otimização econômica e controle para diferentes pesos para a função econômica. Nas Figuras 8.3.a e 8.3.b obteve-se o resultado de uma simulação com peso econômico unitário [$W_{eco} = \text{diag}(1,1)$] com $u_{lim} = u_{min}$. Nesta simulação nota-se a presença de duas variações em degrau na vazão de carga, um aumento de 10% no instante 20 min para o perfil de composição de carga 1 e outra de -20% para o perfil de composição da carga 2. (Variações em relação ao valor da vazão da carga nominal). Nas figuras 8.3.c e 8.3.d têm-se o resultado de uma simulação com as mesmas características, porém com a alteração de que nesta simulação a função econômica tem um peso 10 vezes maior [$W_{eco} = \text{diag}(10,10)$].

Comparando os resultados apresentados nas Figuras 8.3a-d, percebe-se que o aumento do peso da função econômica na função objetivo do controlador torna a resposta da função econômica ligeiramente mais rápida. Entretanto, nota-se um comportamento pior das resposta das saídas do processo. Particularmente, comparando as respostas de y_2 nas Figuras 8.3a e 8.3c observamos que o aumento de W_{eco} leva a uma respostas menos estável com oscilações bruscas entre os instantes 20 e 40min. Isso significa que a implementação do controlador proposto exige um certo cuidado na sua sintonia. Além dos parâmetros usuais que correspondem às matrizes Q , R e S , cuja escolha já foi estudada em trabalhos anteriores, temos também que pesquisar qual o valor de W_{eco} que melhor se adapta às condições dominantes. Embora o controlador proposto seja

estável para todos os modelos possíveis e para qualquer conjunto de parâmetros, a eficiência do controlador depende da sintonia escolhida.

Figura 8.3.a – saídas para $[W_{eco}=\text{diag}(1,1)]$

Figura 8.3.b – entradas para $[W_{eco}=\text{diag}(1,1)]$

Figura 8.3.c – saídas para $[W_{eco}=\text{diag}(10,10)]$

Figura 8.3.d – entradas para $[W_{eco}=\text{diag}(10,10)]$

8.3.4 Resultados do teste 4

Neste teste as avaliações consistiram em testar o controlador para mudanças nas condições de operação que resultam no chaveamento do modelo que melhor representa a coluna. Inicialmente, temos como modelo da planta o próprio modelo nominal para o perfil de composição de carga 1 (modelo 1,

Cap.7). Nas Figuras 8.4a e 8.4b, têm-se o caso em que nos instantes 20 min e 40 min o modelo da coluna foi chaveado para os modelos 2 e 11 respectivamente correspondentes aos valores de d mostrados na Figura 8.4 b. Analogamente ao teste 1, a coluna parte de um estado em que as saídas estão fora das respectivas zonas de controle. A condição inicial era $y_1 = 25^\circ\text{C}$ e $y_2 = 95^\circ\text{C}$ e testes em que inicia-se a simulação com as variáveis de saída dentro da faixa de controle ($y_1 = 40^\circ\text{C}$ e $y_2 = 110^\circ\text{C}$). Nas Figuras 8.4c e d obteve-se um caso semelhante porém, onde os chaveamentos foram feitos para os modelos 4 e 12 nos instantes 20 min e 40 min respectivamente. Nas figuras 8.4e e 8.4d, têm-se os resultados correspondentes ao caso em que as saídas da coluna partem de valores dentro das zonas e os chaveamentos do modelo são feitos para os modelos 3 e 8 nos mesmos instantes dos casos anteriores.

Observando-se as Figuras 8.4a-f, conclui-se que em todos os casos o controlador apresenta um alto grau de eficiência, não apresentando nenhuma dificuldade para se adaptar ao novo modelo. O controlador explora os graus de liberdade disponíveis buscando a minimização da função objetivo econômico de forma estável e eficiente.

Figura 8.4.a – [saídas] - mudança para o modelo 2 no instante 20 min. e mudança para o modelo 11 no instante 40 min.

Figura 8.4.b – [entradas] - mudança para o modelo 2 no instante 20 min. e mudança para o modelo 11 no instante 40 min.

Figura 8.4.c – [saídas] - mudança para o modelo 4 no instante 20 min. e mudança para o modelo 12 no instante 40 min.

Figura 8.4.d – [entradas] - mudança para o modelo 4 no instante 20 min. e mudança para o modelo 12 no instante 40 min.

Figura 8.4.e – [saídas] - mudança para o modelo 3 no instante 20 min. e mudança para o modelo 8 no instante 40 min.

Figura 8.4.f – [entradas] - mudança para o modelo 3 no instante 20 min. e mudança para o modelo 8 no instante 40 min.

8.3.5 Resultados do teste 5

Por meio desse teste podemos justificar a implementação do controlador robusto para o controle e otimização da coluna depropanizadora. Aqui são apresentadas 4 simulações em duas situações diferentes. No primeiro cenário o controlador conhece apenas o modelo nominal e o modelo real da planta que pode ser qualquer um dos 12 modelos identificados para a coluna depropanizadora. No segundo cenário, todos os 12 modelos são considerados pelo controlador. As simulações foram organizadas da seguinte maneira:

Simulação 1 – controlador com modelo 7 como modelo nominal controlando a planta com modelo 2;

Simulação 2 – controlador com modelo 7 como modelo nominal controlando a planta com modelo 3;

Simulação 3 – controlador com modelo 10 como modelo nominal controlando a planta com modelo 3;

Simulação 4 – controlador com o modelo 11 como modelo nominal controlando a planta com modelo 2;

Pode-se perceber que em todas as simulações, quando somente o modelo nominal é informado ao controlador (cenário 1), o mesmo não consegue manter as saídas controladas dentro das zonas, mesmo quando não existe nenhuma perturbação na vazão de carga para a coluna. Nas simulações 1 e 3, o sistema em malha fechada é claramente instável apresentando oscilações não amortecidas para o cenário 1. Nas simulações 2 e 4 o sistema não oscila mas também é instável pois as saídas se afastam continuamente das zonas de controle. Por outro lado, com o controlador proposto neste trabalho (cenário 2), o sistema em malha fechada é estável, as variáveis controladas se mantêm dentro das zonas e a função econômica converge para um valor mínimo. Deste modo, fica claro que a coluna considerada neste estudo pode operar eficientemente se um controle robusto for implementado.

Figura 8.5.a.1 – [Simulação 1] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas

Figura 8.5.a.2 – [Simulação 1] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas

Figura 8.5.b.1 – [Simulação 2] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas

Figura 8.5.b.2 – [Simulação 2] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas

Figura 8.5.c.1 – [Simulação 3] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas

Figura 8.5.c.2 – [Simulação 3] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas

Figura 8.5.d.1 – [Simulação 4] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Saídas

Figura 8.5.d.2 – [Simulação 4] - performance de controle para cenário 1 (gráfico superior) e cenário 2 (gráfico inferior) - Entradas

CAPÍTULO 9

9.1 Conclusões

Este trabalho visou desenvolver uma proposta de controle avançado para uma coluna depropanizadora da unidade de craqueamento catalítico fluido da Refinaria Presidente Bernardes Cubatão. O controlador aqui proposto foi baseado em um *IHMPC* com faixas nas variáveis de saída e com um modelo estendido capaz de incorporar a presença de tempo morto. Além disso, o controlador apresenta uma estrutura em que a incerteza do modelo foi representada por um conjunto de modelos obtidos em diversos pontos de operação da planta. Por fim, a função objetivo foi acrescida de um termo capaz de atribuir características de otimização econômica ao controlador. Essa extensão foi utilizada com a finalidade de utilizar uma estrutura de controle simplificada em uma única camada. A estabilidade foi alcançada através da utilização de restrições de contração da função objetivo.

Outro aspecto importante deste trabalho foi a utilização integrada do simulador de processos *aspenONE*[®] com o *Simulink*[®], para o levantamento do conjunto de modelos. Inicialmente, foi construído o modelo estático no Aspen[®], ajustando a simulação para as condições reais da planta. Com esta etapa concluída, obteve-se o modelo dinâmico do processo, em que foi estabelecida a estrutura de controle regulatório e as características dos controladores. A utilização conjunta desses softwares permitiu o levantamento de doze funções de transferência, que posteriormente foram utilizadas para construção dos modelos em espaço de estados via Modelo Orientado à Predição da Saída (*OPOM*). A utilização do simulador é de grande importância, uma vez que por meio dele têm-se a redução da necessidade da realização de testes na planta industrial, além de se poder mapear uma região mais ampla do processo, o que seria bastante complexo de se realizar na planta real.

A performance do controlador e a justificativa de sua implementação foram testadas por meio de várias simulações. Os resultados foram apresentados no Capítulo 8, e pode-se perceber que o controlador atendeu a todas as expectativas, principalmente nos casos em que os modelos têm características bem diferentes. Os resultados mostram que o desempenho, em termos de velocidade de resposta e de estabilização é compatível com a prática, portanto pode-se concluir que conseguimos um controlador adequado para um típico sistema industrial.

9.2 Sugestões

Como recomendações para futuros trabalhos, pode-se sugerir os seguintes pontos:

- Finalizar a integração do Simulador *Aspen*® com o *Matlab*™ e o *Simulink*®, fazendo com que o controlador proposto controle a planta diretamente;
- Melhoria da estabilidade numérica do controlador, por meio de critérios de normalização das variáveis manipuladas, perturbações, variáveis controladas e modelo;
- Alterar as configurações de controle, isto é, propor outras variáveis manipuladas para controlar o processo;
- Considerar um número maior de variáveis perturbadoras do processo, e avaliar o desempenho do controlador perante essas oscilações;
- Aplicar as propostas desta pesquisa em uma unidade industrial;
- Extensão para sistemas instáveis;
- Testar casos com tempo morto.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almeida, E.; Rodrigues, M. A.; Odloak, D.; Robust Predictive control of a gasoline debutanizer column. *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, 17(04-07), 967-977, 2000.
- Alvarez, L. A. and Odloak, D., Robust integration of real time optimization with linear model predictive control, *Computers and Chemical Engineering* 12(9), 1937-1944, 2010.
- Alvarez, L. A.; Odloak, D.; A simplified RTO-MPC algorithm with infinite horizon for industrial process operation. *Proceedings of 19th International Congress of Chemical and Process Engineering CHISA, Praga*, 2010.
- Badgwell T. A.; Robust model predictive control of stable linear systems. *International Journal of Control*, 68, 797-818, 1997.
- Boyd, S.; Ghaoui, L. E.; Feron, E. & Balakrishnan, V. *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*. SIAM, Philadelphia, 1994.
- Camacho, E.F.; Bordons, C.; *Model Predictive Control in the Process Industry*. New York: Springer, 1995.
- Clarke, D. W.; Mohtadi, C. & Tufts, P.S. Generalized Predictive control-Part I: the basic algorithm. *Automatica*, 23, 2, 137-148, 1987.
- Clarke, D. W.; Mohtadi, C. & Tufts, P.S. Generalized Predictive control-Part II: extensions and interpretations. *Automatica*, 23, 2, 149-160, 1987.
- Cutler, C. R.; Ramaker, B. L. Dynamic matrix control – a computer control algorithm. *AIChE 86th National Meeting*, Houston, TX, 1979.
- De Souza, G.; Odloak, D.; Zanin, A. C.; Real Time Optimization (RTO) with Model Predictive Control (MPC). *Computers and Chemical Engng*, 34(12), 1999-2006, 2010.
- Engell, S. Feedback control for optimal process operation. *Proc IFAC Symposium ADCHEM*, Gramado, 13-16, 2006.
- Esturilio, G. G.; Modelagem e controle preditivo econômico de um reator de amônia. *Dissertação de mestrado*, 88 p. Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.
- Garcia, C. E.; Morari, M.; Internal model control – Part 1: A unifying review and some new results. *Ind. Eng. Chem. Proc. Des. Dev.*, 21, 308-323, 1982.
- Garcia, C. E.; Morari, M.; Internal model control – Part 2: Design procedure for multivariable systems. *Ind. Eng. Chem. Proc. Des. Dev.*, 24, 472-484, 1985.
- Garcia, C. E.; Morshedi, A. M.; Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC). *Chem. Engng Commun.*, 46, 73-87, 1986.
- González, A.; Odloak, D.; A Stable Model Predictive Control With Zone Control, *Journal of Process Control*, 19, 110-122, 2009.
- González, A. H.; Odloak, D.; Robust Model Predictive Control for Time Delayed Systems with Optimizing Targets and Zone Control. In: Andrzej

Bartoszewicz (Org.) Robust Control, Theory and Application, Viena: INTECHopen, v.1, p.339-370, 2011.

González, A.H.; Marchetti, J. L.; Odloak, D., Extended robust model predictive control of integrating systems. *AIChE Journal*, 53, 1758-1769, 2007.

González, A.H.; Marchetti, J. L.; Odloak, D., Robust model predictive control with zone control. *IET Control Theory and Applications*, 3, 121-135, 2009.

González, A.H.; Odloak, D.; A stable MPC with zone control. *Journal of Process Control*, 19, 110-122, 2009.

Gouvêa, M. T.; Odloak, D.; One-layer real time optimization of LPG production in the FCC unit: procedure, advantages and disadvantages. *Computers and Chemical Engineering*, 22, 191, 1998.

Gouvêa, M. T.; Odloak, D.; ROSSMPC: A new way of representing and analysing the Predictive controllers. *Trans. Inst. Chem E*, 75, Part A, 693-708, 1997.

Gouvêa, M. T.; Uso de um algoritmo SQP na otimização de processos químicos contínuos em tempo real. Tese de Doutorado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 1997.

Henson, M. A.; Non-linear model Predictive control: Current status and future directions. *Computers Chem. Engng*, 23(2), 67-73, 1998.

Hinojosa, A. I.; Ferramosca, A.; Gonzalez, A. H.; Odloak, D. One-layer gradient based MPC+RTO of a propylene/propane splitter. *Computers and Chemical Engineering*, 106, p. 160-170, 2017.

Hovd, M. & Lee, J. H.; Morari, M. Truncated step response model Predictive control. *Journal of Process Control*, 3, 2, 67-73, 1993.

Kothare, K. V.; Balakrishnan, V. & Morari, M. Robust constrained model Predictive control using linear matrix inequalities. *Automatica*, 30, 10, 1361-1379, 1996.

Lee, J. H.; Morari, M. & Garcia, C. E. State space interpretation of model Predictive Control. *Automatica*, 30, 4, 707-717, 1994.

Li, S.; Lim, K. Y.; Fisher, D. G.; A state space formulation for model Predictive control, *AIChE Journal*, 35(2), 241-249, 1989.

Luz, A.; Odloak, D. Reduction of the QP-MPC cascade structure to a single layer MPC. *Journal of Process Control* 24(10), pp. 1627-1638, 2014.

Maciejowski, J.M.; Predictive Control with Constraints. New Jersey: Prentice Hall, 2002.

Magalhães, M. V. O. & Odloak, D. Multivariable quality control of a crude oil fractionator. DYDORD'95, IFAC Conference, Dynamics and Control of Chemical Reactors, Distillation Columns and Batch Processes, 583-488, Copenhagen, 1995.

Morari, M.; Doyle, J.; A unifying frameworks for control system design under uncertainty and its implications for chemical process control. *Proceedings of Chemical Process Control – CPC III*, 5-52, 1986.

- Morari, M.; Lee, J. H.; Model predictive control: Past, presente and future. *Comput. Chem. Eng.*, 23(4-5), 667-682, 1999.
- Moro, L. F. L.; Odloak, D.; Constrained Multivariable Control of Fluid Catalytic Cracking Converters. *Journal of Process Control*. 5(1), 29-39, 1995.
- Muske, K. R.; Rawlings, J. B. Model Predictive control with linear models. *American Institute of Chemical Engineering Journal*, v.39, n. 2, p. 262-287, 1993.
- Odloak D. Extended robust model predictive control. *AIChE Journal*, 50 (8) 1824-1836, 2004.
- Odloak, D.; A new state-space approach to model Predictive control, *Brazil Journal Chem. Engng*, 13(3), 152-167, 1996.
- Odloak, D.; Stability analysis of the dynamic matrix controller, *Brazil Journal Chem. Engng*, 12(1), 50-64. 1995.
- Ogata, K. *Modern Control Engineering*. Prentice Hall, 4th Edition, 2002.
- Porfirio, C. R.; Almeida E.; Odloak, D.; Multi-model Predictive control of an industrial C3/C4 splitter. *Control Engineering Practice*, 11, 765-779, 2002.
- Porfírio, C. R.; Implantação de otimizador online acoplado ao controle preditivo (MPC) de uma coluna de Tolueno. Tese de doutorado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2011.
- Peng, D.Y.; Robinson, D.B. A new two constant equation os state. *Ind. Eng. Chem. Fundamen.*, v.15, p.59-64, 1976.
- Porfirio, C. R.; Odloak, D., Optimizing model predictive control of an industrial distillation column, *Control Engineering Practice*, 19(10), 1137-1146, 2011.
- Prett, D. M.; Gillette, R. D. Optimization and constrained multivariable control of a catalytic cracking unit, *Proc. Automatic Control Conf.*, San Francisco, CA, Paper WP5-C, 1980.
- Rawlings, J. B. Muske, K. R. The Stability of constrained receding horizon control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 38, n. 10, p. 1512-1516, 1993.
- Richalet, J.; Rault, A.; Testud, J. L.; Papon, J.; Model Predictive Heuristic control: application to industrial processes. *Automatica*, 14(5),413-428, 1978.
- Rodrigues, M. A. & Odloak, D. MPC for stable linear systems with model uncertainty. *Automatica*, 2003.
- Rodrigues, M. A. & Odloak, D. Output feedback MPC with guaranteed robust stability. *Journal of Process Control*, 10, 557-572, 2000.
- Rotava, O.; Zanin, A. C.; Multivariate Control and real time optimization – An Industrial Practical View, *Hydrocarbon Processing*, 84(6), 61-71, 2005.
- Souza, G. F.; Integração da Otimização em Tempo Real com Controle Preditivo. Dissertação de mestrado – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2007.

Spandri, R.; Moro, L. F. L. & Odloak, D. Constrained multivariable control of fluid catalytic cracking converters, a practical application. AIChE, Spring National Meeting, Paper 84b, Houston, TX, 1995.

Ying, C. M.; Joseph, B. Performance and Stability Analysis of LP-MPC and QPMPC Cascade Control Systems, AIChE Journal, v. 45, p. 1521-1534, 1999.

Zanin, A. C.; Gouvêa, M. T.; Odloak, D.; Integrating real time optimization into the model predictive controller of the FCC system, *Control Engineering Practice*, 10, 819-831, 2002.

Zanin, A. C.; Odloak, D. Advanced control of an atmospheric resid heater. Proceedings of the First International Instrumentation, Systems and Industrial Automation Meeting, p.33-42, Salvador, BA, 1992.