



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIDADE ACADÊMICA DE ENGENHARIA QUÍMICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA**

TESE DE DOUTORADO

**CONTROLE MULTIVARIÁVEL APLICADO A UMA COLUNA DE
ALTA PUREZA COM RECOMPRESSÃO DE VAPOR**

MARIÂNGELA DA SILVA ARAÚJO EMERENCIANO

Campina Grande – PB
Dezembro de 2014

MARIÂNGELA DA SILVA ARAÚJO EMERENCIANO

**CONTROLE MULTIVARIÁVEL APLICADO A UMA COLUNA DE
ALTA PUREZA COM RECOMPRESSÃO DE VAPOR**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química da Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Doutora em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Luis Gonzaga Sales Vasconcelos

Campina Grande – PB

Dezembro de 2014

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

E53c

Emerenciano, Mariângela da Silva Araújo.

Controle multivariável aplicado a uma coluna de alta pureza com recompensação de vapor / Mariângela da Silva Araújo Emerenciano. – Campina Grande, 2014.

126 f. : il. color.

Tese (Doutorado em Engenharia Química) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciências e Tecnologia, 2014.

"Orientação: Prof. Dr. Luis Gonzaga Sales Vasconcelos."

Referências.

1. Controle de Processos. 2. Destilação. 3. Recompressão de Vapor. 4. Identificação de Sistemas. I. Vasconcelos, Luis Gonzaga Sales. II. Título.

CDU 66.012(043)

**CONTROLE MULTIVARIÁVEL APLICADO A UMA COLUNA DE
ALTA PUREZA COM RECOMPRESSÃO DE VAPOR**

MARIÂNGELA DA SILVA ARAÚJO EMERENCIANO

Tese apresentada em 17 / dezembro / 2014

Banca Examinadora:



Prof. Dr. Luís Gonzaga Sales Vasconcelos (Orientador)



Prof. Dr. Romildo Pereira Brito (Examinador)



Prof. Dr. José Nilton Silva (Examinador)



Prof. Dr. Michel François Fossey (Examinador)



Prof. Dr. Heleno Bispo da Silva Júnior (Examinador)

Ao meu filho, Igor.

Eu te amo.

***"Começar já é metade de toda a ação."
Provérbio Grego***

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, por todo o amor, dedicação e incentivo em todos os momentos.

Ao meu pai (*in memoriam*), por todo amor e ensinamentos, nunca esquecidos.

A Fábio, meu marido, por todo apoio e amor.

À minha família; cada um, a sua maneira, contribuiu para que eu chegasse até aqui.

Ao professor Luís, pela orientação e experiência compartilhada.

À banca examinadora, pelas valorosas contribuições.

Aos meus amigos e colegas do LARCA-GSQ, pelo incentivo, apoio, experiências compartilhadas e companheirismo ao longo desses anos.

Ao LARCA-GSQ.

A CAPES, pelo apoio financeiro.

RESUMO

Os processos industriais são sistemas multivariáveis (MIMO) que consistem de múltiplas variáveis de entrada e múltiplas variáveis de saída, onde a interação entre essas variáveis é uma característica inerente desses processos. A identificação do modelo nesse tipo de processo é uma etapa importante na implementação do sistema de controle, principalmente quando se trata de controladores MPC, os quais incorporam um modelo explícito do processo. O procedimento de identificação realizado neste trabalho propõe uma abordagem diferente da que se tem visto na literatura. Enquanto o mais comum é estimular as variáveis manipuladas, a nova abordagem proposta visa estimular o processo a partir de perturbações nos *setpoints* das variáveis controladas, em malha fechada, com o intuito de se obter uma melhor avaliação dos efeitos das variáveis controladas e manipuladas. A proposta deste trabalho é comparar duas estratégias de controle: uma estratégia de controle clássico e uma estratégia de controle multivariável baseado em modelo (MPC). O estudo de caso é uma coluna de separação propeno/propano de alta pureza com recompressão de vapor. Quando comparado o controle descentralizado com o controle MPC, observa-se que o MPC apresenta melhores resultados, afirmação esta, baseada nos valores do índice de desempenho IAE (*Integral Absolute Error*) para as duas propostas analisadas.

Palavras-Chave: Controle de processos, MPC, Destilação com recompressão de vapor, Identificação de sistemas.

ABSTRACT

Industrial processes are multivariable systems (MIMO) consisting of multiple input variables and multiple output variables, where the interaction between these variables is an inherent characteristic of these processes. The model identification in this type of process is an important step in the implementation of the control system, especially when it comes to MPC controllers, which incorporate an explicit process model. The identification procedure performed in this research proposes a different approach to what has been seen in the literature. While the most common is to stimulate the manipulated variables, the proposed new approach aims to stimulate the process from disturbances in the setpoints of the controlled variables, closed loop, in order to obtain a better assessment of the effects of controlled and manipulated variables. The purpose of this study is to compare two control strategies: A classic control strategy and a multivariable control strategy based on model (MPC). The case study is a column separation of propylene / propane with high purity vapor recompression. When compared with the decentralized control the MPC control, it is observed that the MPC performs better, this statement, based on the values of IAE performance index (Integral Absolute Error) for the two proposals analyzed.

Keywords: process control, MPC, vapor recompression distillation, system identification.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Sistema de destilação com bomba de calor.....	20
Figura 3.1 – Diagrama esquemático básico de um sistema de controle <i>override</i>	47
Figura 3.2 – Sistema de Controle MIMO (2x2) com Desacoplador Simplificado.....	48
Figura 3.3 – Estratégia do Controlador Preditivo baseado em Modelo.....	53
Figura 3.4 - Estrutura básica de um MPC	53
Figura 3.5 – Diagrama de Blocos do Processo	57
Figura 3.6 – Fluxograma do Processo de Separação Propeno/Propano implementado em Aspen Plus.....	61
Figura 3.7 - Fluxograma do processo no Aspen Plus Dynamics com malha de controle regulatório	65
Figura 3.8 – Comportamento da temperatura na coluna mediante distúrbio na corrente da vazão de alimentação.	66
Figura 3.9 – Bloco de comunicação entre os softwares Aspen e Simulink.....	67
Figura 3.10 - Bloco de configuração do <i>AMSimulation</i>	68
Figura 3.11 – Janela principal da interface gráfica do <i>ident</i>	69
Figura 3.12 – Janela para a importação de dados no <i>ident</i>	69
Figura 3.13 – Janela principal do <i>ident</i> com os dados importados para a identificação	70
Figura 3.14 – Janela para escolha dos parâmetros das funções de transferências.....	71
Figura 3.15 – Janela principal do <i>ident</i> com os modelos propostos	71
Figura 3.16 – Gráfico da saída do modelo, medida e simulada, para a variável y_1	72
Figura 3.17 – Janela principal da ferramenta <i>mpctool</i>	74
Figura 3.18 – Importando o modelo da planta	74
Figura 3.19 – Janela principal da ferramenta <i>mpctool</i> após a importação da planta.....	75
Figura 3.20 – Janela de configuração do controlador do <i>mpctool</i>	76
Figura 3.21 – Diagrama de blocos do MPC gerado no Simulink.....	77
Figura 4.1 – Fluxograma da simulação dinâmica com os blocos de perturbação para a estimulação da planta	81
Figura 4.2 – Modelos obtidos utilizando a ferramenta <i>ident</i>	83
Figura 4.3 – Gráfico das saídas medidas e simuladas dos modelos	84
Figura 4.5 – Mapa de Polos e Zeros das funções de transferências do modelo “tf4”	86
Figura 4.6 – Gráfico de resposta ao degrau para as variáveis do processo	87
Figura 4.7 – Fluxograma do processo com estrutura de controle convencional	91

Figura 4.8 – Estrutura da comunicação Aspen-Simulink para o controle descentralizado	92
Figura 4.9 – Comportamento da vazão de alimentação (FC_CC) após o distúrbio	93
Figura 4.10 – Comportamento das MV's mediante distúrbio na vazão de alimentação do processo	93
Figura 4.11 – Comportamento das CV's mediante distúrbio na vazão de alimentação do processo	95
Figura 4.12 – Gráfico das saídas medidas e simuladas do modelo 2X4	99
Figura 4.13 – Visão geral da estrutura MPC	99
Figura 4.14 – Entradas (u) e saídas (y) simuladas pelo controlador MPC	101
Figura 4.15 – Visão geral da estrutura de comunicação aspen-simulink para o controle online do processo a partir de uma perturbação do tipo ruído branco	103
Figura 4.16 – Comparação do comportamento da variável distúrbio das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.	104
Figura 4.17 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.	104
Figura 4.18 – Comparação do comportamento das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.	106
Figura 4.19 – Comparação do valor de IAE das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.	107
Figura 4.20 – Comparação do comportamento da variável distúrbio das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.	108
Figura 4.21 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.	108
Figura 4.22 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.	111
Figura 4.23 – Comparação do valor de IAE das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 - Componentes da corrente de alimentação da coluna depropenizadora	21
Tabela 1.2 – Percentual molar dos componentes nos produtos de base e de destilado	21
Tabela 3.1 – Especificações para a simulação do processo no Aspen Plus	63
Tabela 3.2 – Controladores implementados para o controle regulatório	64
Tabela 4.1 – Variáveis de entrada e saída do processo	79
Tabela 4.2 – Amplitude de desvio e intervalos definidos para a geração de dados	82
Tabela 4.3 – Funções de transferência do modelo 6X5	83
Tabela 4.4 – Percentual de variação das saídas reproduzidas pelos modelos	85
Tabela 4.5 – Matriz dos ganhos	88
Tabela 4.6 - Matriz ortogonal U da SVD	88
Tabela 4.7 - Matriz diagonal S	88
Tabela 4.8 – Matriz ortogonal V	89
Tabela 4.9 – Matriz dos ganhos relativos	89
Tabela 4.10 – Classificação das variáveis do processo em controladas e manipuladas	90
Tabela 4.11 – Parâmetros dos controladores PI da estrutura de controle descentralizado	92
Tabela 4.12 – Classificação das variáveis do processo em MV's e CV's para o MPC	98
Tabela 4.13 – Matriz diagonal S para o modelo 2X4	98
Tabela 4.14 – Valores dos parâmetros dos horizontes do controlador MPC	100
Tabela 4.15 – Valores das restrições nas variáveis manipuladas do MPC	100
Tabela 4.16 – Pesos das variáveis de entrada e de saída do controlador MPC	100

NOMENCLATURA E SIMBOLOGIA

B – Vazão do produto de base

B/F – Razão entre a vazão do produto de Base e a vazão de alimentação

C3 – Propeno

CV – Variável Controlada

D – Vazão de Destilado / Produto de Topo

D/F – Razão entre a vazão de Destilado e a vazão de alimentação

D/L - Razão entre a vazão de Destilado e a vazão de Refluxo

DB – Estrutura de controle em que D é a variável manipulada do topo e B é a variável manipulada da base

DMC - *Dynamic Matrix Control*

DV – Estrutura de controle em que D é a variável manipulada do topo e V é a variável manipulada da base

EHAC – *Extended Horizon Adaptive Control*

EPSAC – *Extended Prediction Self-Adaptive Control*

F – Vazão de Alimentação

GLP – Gás Liquefeito de Petróleo

GPC - *Generalized Predictive Control*

HIDiC - *Internally Heat Integrated Distillation Column* (Coluna de Destilação com Calor Integrado Internamente)

HMPC – *Heuristic Model Predictive Control*

IAE – *Integral Absolute Error* (Integral do Erro Absoluto)

IMC - *Internal Model Control*

ISE – *Integral Squared Error* (Integral do Erro Quadrático)

ITAE - *Integral Time-weighted Absolute Error*

L – Vazão de Refluxo

L/D – Razão de Refluxo

LB - Estrutura de controle em que L é a variável manipulada do topo e B é a variável manipulada da base

LV - Estrutura de controle em que L é a variável manipulada do topo e V é a variável manipulada da base

MAC - *Model Algorithmic Control*

MBC - *Model Based Control*

MIMO – Multi-Entrada Multi-Saída (Multi-Input Multi-Output)
MPC – *Model Predictive Control* (Controle Preditivo Multivariável)
MSPC - *Multivariate Statistical Process Control*
MV – Variável Manipulada
NC – Número de Condicionamento
OPOM - *Output Prediction Oriented Model*
PFC – *Predictive Functional Control*
PID – Controlador Proporcional Integral e Derivativo
PRBS - *Pseudo Random Binary Signal*
QDMC - *Quadratic Dynamic Matrix Control*
Q_r – Carga Térmica
RGA – *Relative Gain Array* (Matriz de ganho relativo)
RTO – *Real Time Optimization*
SISO – *Single-Input Single-Output*
SMPC - *Simplified Model Predictive Control*
SVD – *Singular Values Decomposition* (Decomposição em valores singulares)
V – Vazão de vaporização (*boilup*)
V/B – Razão entre a vazão de Vaporização e a vazão do produto de Base
VRD – Vapor Recompression Distillation (Destilação com Recompressão de Vapor)
VRRD – Vapor Recompression Rective Distillation (Destilação Reativa com
Recompressão de Vapor)

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	16
INTRODUÇÃO	16
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO	17
1.2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO	19
1.3. OBJETIVOS	22
1.4. ORGANIZAÇÃO DA TESE	22
1.5. CONTRIBUIÇÕES	22
CAPÍTULO 2	24
REVISÃO DA LITERATURA	24
2.1 INTRODUÇÃO	25
2.2 CONTROLE DE PROCESSOS EM DESTILAÇÃO COM RECOMPRESSÃO DE VAPOR	26
2.3 CONTROLE <i>VERRIDE</i>	29
2.4 CONTROLE DESCENTRALIZADO COM DESACOPLADOR	31
2.5 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO (MPC)	34
CAPÍTULO 3	40
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E METODOLOGIA	40
3.1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	41
3.1.1 CONTROLE DE PROCESSOS EM DESTILAÇÃO	41
3.1.1.1 MÉTODOS PARA ANÁLISE DE ESTRUTURAS DE CONTROLE	44
3.1.2 CONTROLE <i>VERRIDE</i>	46
3.1.3 CONTROLE DESCENTRALIZADO COM DESACOPLADOR	48
3.1.4 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO (MPC)	50
3.1.4.1 ALGORITMO BÁSICO DE UM MPC	51
3.1.4.2 ELEMENTOS DO MPC	55
3.1.4.3 MODELOS NO ESPAÇO DE ESTADO	57
3.1.5 IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	58
3.2 METODOLOGIA	60
3.2.1 IMPLEMENTAÇÃO DO PROCESSO NO ESTADO ESTACIONÁRIO	60
3.3 IMPLEMENTAÇÃO DO PROCESSO NO ASPEN DYNAMICS	63
3.4 COMUNICAÇÃO ASPEN DYNAMICS-SIMULINK	66
3.5 IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DO SISTEMA	68
3.6 DESENVOLVIMENTO DO MPC	73
CAPÍTULO 4	78
RESULTADOS E DISCUSSÕES	78
4.1 IDENTIFICAÇÃO DO MODELO	79
4.2 ANÁLISE DE DIRECIONALIDADE E CONDICIONAMENTO DO SISTEMA	88
4.3 ESTRATÉGIA DE CONTROLE DESCENTRALIZADO	90
4.4 ESTRATÉGIA DE CONTROLE MPC	97
CAPÍTULO 5	113
CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	113
5.1 CONCLUSÕES	114
5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	115
REFERÊNCIAS	116

Capítulo 1

Introdução

1.1. Contextualização

Os processos industriais são sistemas multivariáveis (MIMO) que consistem de múltiplas variáveis de entrada e múltiplas variáveis de saída, onde a interação entre essas variáveis é uma característica nestes sistemas. Segundo Morilla (2013), esta interação manifesta-se pelo fato de uma variável de entrada afetar mais ou menos todas as variáveis de saída. Dessa forma, qualquer metodologia para desenvolvimento de estratégias de controle multivariável deve levar em conta esta interação.

A identificação do modelo de um processo MIMO é uma etapa importante na implementação do sistema de controle em processos industriais. A identificação é normalmente feita a partir de um estado estacionário do qual o processo é estimulado através das entradas (variáveis manipuladas) em malha aberta. Este estímulo pode ser realizado de duas maneiras: (1) simultaneamente, em todas as entradas; ou, (2) sequencialmente, considerando uma entrada de cada vez, mantendo as outras variáveis manipuladas fixas.

Para sistemas multivariáveis é mais indicado e vantajoso, utilizar a identificação simultânea, uma vez que esse tipo de sistema, geralmente, apresenta forte interação entre as variáveis de entrada e saída, e esta interação deve ser levada em conta no desenvolvimento do modelo.

Segundo Shinskey (1996), sistemas MIMO muitas vezes apresentam acoplamentos complexos entre si e para lidar com este problema, os engenheiros de controle, tradicionalmente, utilizam controladores PID, uma vez que podem ser mais facilmente compreendidos e implementados. Este tipo de sistema de controle, conhecido como controle descentralizado, tem sido largamente utilizado na indústria, embora nem sempre apresente bom desempenho no controle de sistemas complexos. O controle descentralizado é caracterizado por várias malhas de controle independentes, ou seja, utiliza apenas uma variável de saída do processo para determinar uma variável manipulada.

Antes de realizar o projeto de controle descentralizado é importante escolher um emparelhamento apropriado entre as variáveis de entrada e saída que apresentem o mínimo possível de interação (Salgado e Yuz, 2009). Um dos métodos mais usados para definir o melhor emparelhamento é o RGA, proposto por Bristol (1966). Entretanto, quando a interação é significativa, há necessidade de incorporar uma rede de desacoplamento nas malhas de controle, com a intenção de eliminar ou reduzir essa interação, e indiretamente facilitar a concepção dos controladores do sistema de controle descentralizado (Skogestad e Postlethwaite, 2005; Ogunnaike e Ray, 1994).

Segundo Garrido (2012), as abordagens descentralizadas podem funcionar corretamente quando as interações entre as diferentes malhas do processo são modestas. No entanto, um processo MIMO pode ser muito mais difícil de controlar quando há fortes interações entre as malhas. Portanto, o desempenho do desacoplamento obtido a partir das tecnologias tradicionais e bem-estabelecidas de ajuste de PID, em malha única, pode não ser satisfatório.

O acoplamento de sistemas multivariáveis é um dos principais problemas de controle na indústria e, nestes casos, um controle centralizado é aconselhado uma vez que apresenta melhor desempenho (Wang, 2003). Este tipo de controle utiliza simultaneamente todas as medições de entrada e saída do processo para determinar todas as variáveis manipuladas.

O controle preditivo baseado em modelo (MPC) é um método adequado para problemas de difícil controle em processos multivariáveis, que apresentam interações significativas entre as entradas manipuladas e as saídas controladas. O diferencial do MPC é que o comportamento futuro do processo é predito usando um modelo dinâmico e as medidas disponíveis. As saídas do controlador são calculadas de modo a minimizar a diferença entre a resposta predita do processo e a resposta desejada. A cada instante de amostragem, os cálculos de controle são repetidos e as previsões são atualizadas com base nas medidas atuais.

Tais controladores têm despertado grande interesse, devido basicamente à capacidade de prever a resposta do processo a partir de perturbações no sistema, considerando um horizonte de tempo no futuro. Baseada nesta previsão e segundo um critério de otimização, uma ação de controle é implementada ao sistema, corrigindo um erro predito para um horizonte de tempo (Maia, 1994). Dessa forma, o valor da variável controlada de interesse é mantido o mais próximo possível do valor especificado.

Segundo Ballin (2008), a maioria dos controladores preditivos aplicados em processos industriais utiliza modelos de resposta ao degrau, ou de resposta ao impulso infinito, para realizar a previsão dos valores das saídas. Do ponto de vista acadêmico, a maioria dos artigos relacionados ao MPC adota a representação dos modelos em espaço de estados, o que é conveniente, uma vez que as ferramentas matemáticas existentes para a análise e síntese de sistemas são baseadas neste tipo de representação. Lee et. al. (1994a) mostram uma interpretação em espaço de estados, para o MPC, baseado em modelo de resposta ao degrau.

O controle preditivo multivariável foi desenvolvido na década de 70 com o objetivo de: (1) minimizar os problemas de interação que ocorriam no nível do controle regulatório entre as malhas de controle; (2) Resolver os problemas de restrições atingidas no processo,

principalmente nas variáveis manipuladas; (3) Reduzir a variabilidade do processo em torno dos valores desejados.

Desde então, uma série de novas propostas para a implementação do controlador preditivo vem sendo desenvolvida no sentido de melhorar e resolver os problemas encontrados nos controladores utilizados na indústria. Segundo Perez (2012), um dos requisitos mais desejados é a busca de uma estabilidade no controle preditivo, independente de variações que possam ocorrer no modelo real da unidade de processo ao longo do seu tempo.

1.2. Descrição do Processo

A destilação é um processo não estacionário, não linear e multivariável (Maniraman et. al., 2013; Gupta, 2009), o que dificulta o projeto de sistemas de controle. Escolher a técnica de controle adequada para colunas de destilação e implementá-la corretamente é economicamente importante, devido ao efeito controlador sobre a qualidade do produto, a taxa de produção e o uso de energia (Gupta, 2009).

Sendo um dos processos de separação mais comuns na indústria química, a destilação é responsável por cerca de 40% do consumo total de energia no processo (Humphrey, 1997). Dessa forma, a implementação de uma estratégia de integração energética na destilação pode levar à redução de custos significativa. Dentre as possibilidades de integração, pode-se citar acoplamento do condensador com o refeedor, que representam a principal fonte de energia, o chamado sistema de destilação com recompressão de vapor (VRD).

A destilação com recompressão de vapor tem sido um tema de pesquisa generalizada, focando principalmente em projeto e otimização (Quadri, 1981; Ferre et. al., 1985; Guxens et. al., 1987), modelagem (Brousse et. al., 1985; Oliveira et. al., 2001), viabilidade econômica (Null, 1976; Diez et. al., 2009) e análise da operacionalidade (Annakou e Mizsey, 1995). Também tem sido demonstrado que tal configuração integrada leva a significativa economia de energia e, portanto, redução de custos (Diez et. al., 2009; Muhrer et. al., 1990). No entanto, segundo Jogwar (2009), este custo-benefício vem em detrimento dos desafios de funcionamento e controle.

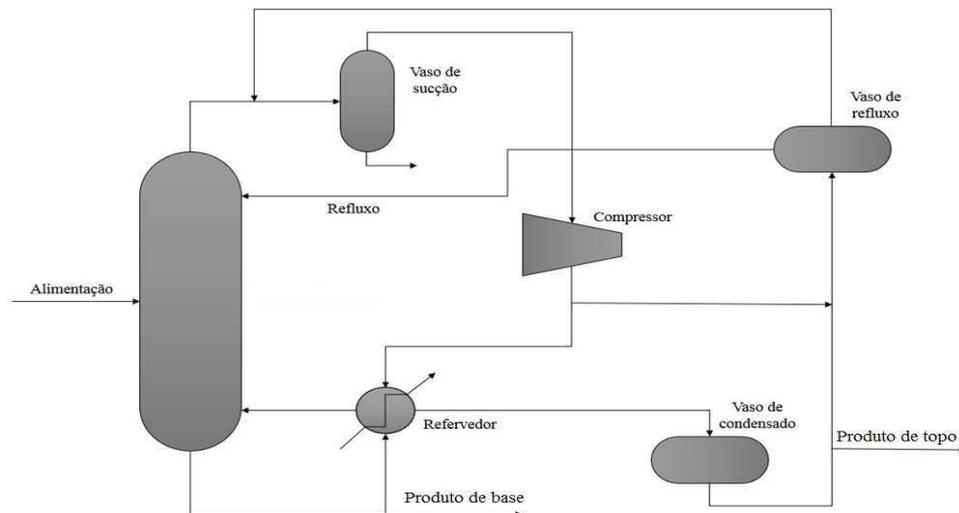
O acoplamento do condensador com o refeedor resulta na redução dos graus de liberdade disponíveis do sistema e, também, em interações de *feedback* que somam complexidades adicionais na dinâmica e controle do sistema. Segundo Jogwar (2009), estudos sobre dinâmica e controle de destilação com recompressão de vapor são relativamente

escassos. Estes estudos fazem apenas uma análise das estratégias de controle para manter os inventários da coluna, ampliam a estratégia de controle para colunas convencionais apenas pela substituição da carga térmica do refeedor (entrada manipulada) pela velocidade do compressor, e analisam o impacto das não linearidades e interações com o desempenho de um controlador linear.

A principal diferença entre a destilação com recompressão de vapor e a destilação convencional é a maneira como a energia é adicionada e removida à coluna. Em uma coluna convencional, o vapor quente, a água de resfriamento da coluna, as mudanças dinâmicas, além da adição (carga do refeedor) ou remoção (carga do condensador) da energia, podem variar de forma independente. Além disso, a dinâmica do refeedor e do condensador é tipicamente muito rápida em comparação com a dinâmica da coluna. Em uma coluna com recompressão de vapor, a adição e a remoção de energia estão ligadas em conjunto no refeedor-condensador. Dessa forma, o sistema de destilação com recompressão de vapor é um esquema de destilação com calor integrado que trabalha segundo o princípio de uma bomba de calor. No fracionamento de misturas, normalmente binárias, a bomba de calor opera comprimindo os vapores de topo da coluna e usa a descarga do compressor para servir como meio de aquecimento do refeedor da própria coluna.

A pressão de descarga é selecionada para permitir, de forma simultânea, um aporte de energia para o refeedor e a condensação dos vapores de topo, os quais fornecem o refluxo e o produto de topo. Um esquema simplificado para este tipo de sistema é mostrado da Figura 1.1. A opção pela bomba de calor reduz significativamente a pressão dentro da coluna. Com a redução da pressão, tem-se um acréscimo na volatilidade relativa dos componentes da mistura facilitando a separação.

Figura 1.1 – Sistema de destilação com bomba de calor



O processo em estudo consiste de uma coluna de destilação que apresenta mais de 150 estágios, cuja corrente de alimentação é composta por uma mistura de propeno, propano e outros hidrocarbonetos em menor proporção, como mostra a Tabela 1.1. Na base da coluna obtém-se propano em maior quantidade, como pode ser observado na Tabela 1.2. Uma parte do produto de base retorna à coluna como vapor após troca térmica no refeedor. Por sua vez, o produto de topo é enviado para um vaso de sucção do compressor de propeno. O vapor proveniente deste vaso é submetido à compressão e enviado ao refeedor. Após a troca térmica, o produto de topo é enviado ao vaso de condensado. A corrente de saída do vaso de condensado é dividida em duas: uma corrente é o produto destilado, contendo a maior parte de propeno, como mostra a Tabela 1.2 e a outra corrente vai para o vaso de refluxo.

Tabela 1.1 - Componentes da corrente de alimentação da coluna depropenizadora

Espécies	Percentual Molar
Etano	0,00011
Propeno	0,80575
Propano	0,19304
Isobutano	0,00055
Isobuteno	0,00042
1-Buteno	0,00013

Tabela 1.2 – Percentual molar dos componentes nos produtos de base e de destilado

Produto de base	Propano	95%
Produto de destilado	Propeno	99,6%

Este tipo de destilação favorece a separação de espécies com pontos de ebulição próximos, como é o caso da mistura em estudo propeno/propano. A proposta deste tipo de unidade é separar uma corrente C3 em um produto de topo contendo, no mínimo, 99,6% de propeno, o chamado propeno grau polímero que apresenta alto valor comercial, e um produto de base contendo mais de 95% de propano.

Esta separação faz parte do processo de refino de petróleo, e o propeno recuperado pode ser aproveitado como um produto petroquímico básico, resultando em uma maior rentabilidade, devido a grande diferença de preço entre este produto e o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo), e devido crescimento do mercado de propeno no mundo, superando o crescimento do mercado de eteno.

1.3. Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é a obtenção de uma estrutura de controle adequada para um processo de destilação de alta pureza com recompressão de vapor, que apresenta forte acoplamento entre as variáveis. Dessa forma, este trabalho de tese tem como objetivo geral o desenvolvimento e implementação de uma estrutura de controle preditivo multivariável baseado em modelo.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- i. Desenvolver e implementar uma estrutura de controle clássica (PI);
- ii. Propor uma nova abordagem para o procedimento de identificação do modelo;
- iii. Desenvolver e implementar uma estrutura de controle multivariável centralizada;

1.4. Organização da Tese

O Capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura. Aborda os tipos de controle tratados neste trabalho de tese, apresentando os mais relevantes.

O Capítulo 3 apresenta a fundamentação teórica e a metodologia aplicada. A implementação do processo no Aspen Plus e Aspen Plus Dynamics, o desenvolvimento e as configurações dos sistemas de controle abordados, também, fazem parte deste capítulo. Ainda neste capítulo, é apresentada a comunicação entre os softwares Aspen Dynamics e Simulink, assim como, a identificação do sistema realizada através da ferramenta *ident* do Matlab.

O Capítulo 4 apresenta os principais resultados obtidos e uma análise de cada sistema de controle proposto, bem como as discussões e considerações acerca da comparação entre estas estruturas.

No capítulo 5 são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

1.5. Contribuições

As contribuições deste trabalho são no sentido de realizar um estudo comparativo entre estruturas de controle multivariável e, analisar e propor uma estrutura de controle preditivo multivariável para o processo de separação propeno/propano.

Onde são detalhados:

- i. O desenvolvimento do modelo do processo de destilação de alta pureza com recompressão de vapor.
- ii. A identificação do modelo do processo, utilizando a abordagem de perturbação das variáveis controladas, em malha fechada.

- iii. Obtenção de modelos lineares do processo a partir da simulação dinâmica.
- iv. Análise das estruturas de controle, usando a decomposição em valores singulares, número de condicionamento e matriz dos ganhos relativos.
- v. O desenvolvimento de uma estrutura MPC utilizando a comunicação Aspen-Simulink para um sistema de destilação de alta pureza com recompressão de vapor.
- vi. A comparação rigorosa das configurações de controle descentralizado e centralizado.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

Este capítulo apresenta a revisão da literatura dividida em duas partes. A primeira parte aborda a fundamentação teórica e a segunda parte apresenta uma revisão detalhada do estado da arte para o desenvolvimento e aplicação, das técnicas de controle clássico, controle *override*, controle com desacoplamento e controle preditivo baseado em modelo (MPC).

2.1 Introdução

Define-se uma planta química como um conjunto de unidades processadoras (reatores, trocadores de calor, bombas, colunas de destilação, tanques, etc.), integradas umas às outras de maneira sistemática e racional (Kwong, 2002). Segundo Stephanopoulos (1984), o objetivo geral da planta é converter matérias-primas em produtos desejados, por intermédio do uso mais econômico de fontes de energias disponíveis.

O controle de processos deve satisfazer várias necessidades presentes nas operações industriais, tais como: rejeitar as diferentes perturbações, que normalmente acontecem no decorrer da operação do processo, garantir a qualidade do produto, melhorar a segurança operacional, reduzir o custo do produto através da manutenção de um desempenho ótimo do processo e reduzir o impacto ambiental (Fischer, 1991). Dessa forma, é importante garantir a qualidade do projeto e desempenho dos sistemas de controle para satisfazer os objetivos operacionais.

Segundo Seborg et al. (2004) duas abordagens gerais para o projeto de sistemas de controle podem ser consideradas: (1) A abordagem tradicional e (2) A abordagem baseada em modelo. Na abordagem tradicional, a estratégia de controle e o hardware do sistema de controle são selecionados com base no conhecimento do processo, experiência e intuição. Já na abordagem baseada em modelo, o primeiro passo é o desenvolvimento do modelo do processo, o qual pode ser usado em métodos de projeto de controladores com base em modelos, ser incorporado na lei de controle ou ainda, ser usado para avaliar estratégias de controle e determinar valores preliminares dos parâmetros dos controladores através de simulações computacionais. Ainda segundo os autores, para processos complexos, um modelo dinâmico do processo deve ser desenvolvido de modo que o sistema de controle possa ser apropriadamente projetado.

Colunas de destilação de alta pureza são encaradas como um grande desafio de controle de processo por apresentar características como: não-linearidade, substancial acoplamento entre as variáveis manipuladas e por sua dinâmica complexa (Sinha e Riggs, 1989; Riggs, 1998; Rangaratnam e Riggs, 1998). Como as colunas de alta pureza são grandes consumidoras de energia e, em geral, responsáveis pela especificação do produto final de

diversos tipos de processos, o seu controle tem grande importância industrial (Rangaratnam e Riggs, 1998).

A literatura que abrange a dinâmica e os aspectos de controle da destilação com recompressão de vapor é limitada (Muhrrer, 1990). Mosler (1974) e Quadri (1981) discutem qualitativamente os esquemas de controle para manter os estoques de colunas. Nielsen et al. (1988) relatam a utilização de um controlador multivariável adaptável numa coluna piloto de plantas com refrigerante externo para o sistema de separação de metanol-2-propanol. O controle dual de composição foi implementado com sucesso usando refluxo e alta pressão no circuito da bomba de calor externa como variáveis manipuladas.

Na abordagem baseada em modelo, uma tecnologia muito importante pela sua aplicação na indústria de processos é o controle preditivo baseado em modelo (MPC), que será tratado mais adiante.

2.2 Controle de Processos em Destilação com Recompressão de Vapor

A destilação é a maior consumidora de energia utilizada nas indústrias de processos químicos havendo, com isso, um incentivo significativo para melhorar a eficiência energética do processo de separação. A recompressão de vapor é uma técnica que pode ser aplicada para alguns tipos de sistemas de separação e tem sido discutida na literatura há mais de meio século (Robinson e Gilliland, 1950). No entanto, sistemas de destilação com recompressão de vapor (bombas de calor) foram aceitos pela indústria somente por volta dos anos 80 (Meili, 1987) devido ao forte aumento dos custos de energia em 1970.

A maior parte da literatura sobre recompressão de vapor incide sobre os aspectos econômicos no estado estacionário, avaliando basicamente custos de capital, custos operacionais e melhores condições de funcionamento em estado estacionário: Null (1976), Mostafa (1981), Quadri (1981), Brousse et al. (1985), Meili e Stuecheli (1987), Ferre et al. (1985), Collura e Luyben (1988).

Tais artigos mostram que a recompressão de vapor é econômica nas separações onde as seguintes condições são aceitas: (1) O calor não está disponível a partir de outras fontes do processo (integração de calor). (2) A operação de baixa temperatura requer refrigeração. (3) As temperaturas não são muito altas. (4) As pressões não são muito baixas. (5) A diferença de temperatura entre a parte superior e a parte inferior da coluna é pequena; esta é a condição mais restritiva, uma vez que limita a recompressão de vapor de separações que têm diferenças pequenas de pontos de ebulição entre os componentes. Assim, a maioria das aplicações

práticas de recompressão de vapor ocorre em sistemas binários, onde a separação é difícil (baixa volatilidade relativa).

A literatura que abrange a dinâmica e os aspectos de controle de destilação com recompressão de vapor é um pouco limitada, segundo Muhrer et al. (1990). Mosler (1974) e Quadri (1981) discutem qualitativamente os esquemas de controle para manter os inventários da coluna.

Nielsen et al. (1988) relataram a utilização de um controlador multivariável adaptável numa coluna piloto de plantas com refrigerante externo, para o sistema de separação de metanol-2-propanol. O controle dual de composição foi implementado com sucesso usando refluxo e alta pressão no circuito da bomba de calor externa como variáveis manipuladas.

Muhrer et al. (1990) estudaram a simulação detalhada e quantitativamente da dinâmica de colunas de recompressão de vapor para dois sistemas específicos (propeno-propano e etanol-água). Os resultados mostraram que, apesar da complexidade adicional da concepção de recompressão de vapor, o processo não necessita de uma estrutura de controle mais complexa, conclusão esta que deve ser genérica para a maioria das colunas de recompressão de vapor uma vez que as separações químicas para estes tipos de destilação são econômicas e geralmente envolvem separações difíceis.

Karlsrose et al. (1994) propuseram um procedimento em duas etapas para o projeto e análise da estrutura de controle de bomba de calor. Os autores sugeriram, a partir de considerações qualitativas, uma estratégia de controle multimalha SISO. O procedimento combina o uso de conhecimento do processo qualitativo com a utilização de ferramentas de análise quantitativa. A avaliação do processo numa análise da estrutura de controle da bomba de calor e problemas de concepção tem demonstrado que, neste caso, a análise quantitativa sugere a mesma estrutura que a inferida qualitativamente. Os benefícios da análise qualitativa é obter rapidamente um conjunto de estruturas de controle e ganhar a confiança do projeto de controle sugerido.

Koggesbol et al. (1996) apresentaram o estudo de uma única coluna de destilação integrada com uma bomba de calor indireta revelando algumas características operacionais gerais da destilação com energia integrada. Discutiram como a malha de controle necessária para a estabilização influencia o conjunto de atuadores disponíveis para o inventário e controle de pureza, e sobre a eficiência energética ótima da coluna com energia integrada. A ênfase é colocada sobre os efeitos do projeto sobre a controlabilidade e operacionalidade da planta.

Niang et al. (1998) utilizaram uma bomba de calor de absorção para ultrapassar a limitação do desempenho da bomba de calor clássica, foi utilizado neste estudo uma mistura parcialmente miscível como fluido de trabalho ao invés de uma mistura binária miscível. As características deste sistema foram apresentadas e foi feita uma comparação contra a bomba de calor de absorção clássica e a bomba de calor de compressão. Encontraram resultados satisfatórios.

Olujić et al. (2006) comparam duas configurações de destilação com calor integrado, um sistema com recompressão de vapor (VRC) e outro com calor integrado internamente (HIDiC). Com base nos resultados de simulação apresentados pode-se concluir que o sistema com HIDiC é viável e pode ser competitivo para um VRC, indicando uma redução relativa do custo anual total de até 20%.

Jogwar e Daoutidis (2009) tratam da dinâmica e controle de uma coluna de destilação de recompressão de vapor. Um esquema de controle hierárquico é proposto com base na natureza multiescala do sistema propano-propeno. Demonstraram que os controladores propostos apresentam excelente desempenho em permitir transições de estado estacionário.

Chua et al. (2010) apresentam uma revisão do avanço dos sistemas com bomba de calor focando principalmente na evolução dos sistemas híbridos. Os autores retratam a bomba de calor como uma tecnologia eficiente em termos de energia com enorme potencial de contribuição para várias indústrias de energia intensiva.

Dehghani et al. (2011) consideram a simulação dinâmica e controle de uma coluna com recompressão de vapor para a separação de metanol e água. Apesar do consumo de energia ser reduzido em cerca de 75,8%, os autores afirmam que o sistema de controle precisa de mais atenção. A estrutura de controle proposta utiliza a carga do compressor e a vazão de refluxo para controlar as composições de topo e base. A RGA dinâmica mostra uma baixa interação entre as variáveis deste processo. Os resultados mostram que a estrutura de controle selecionada tem boas atuações contra os distúrbios e mudanças nos set-points.

Harwardt e Marquardt (2012) apresentam uma nova metodologia de projeto para colunas com calor integrado que se baseia numa superestrutura, minimização inteira mista do custo anual total de operação e modelagem termodinâmica rigorosa. Projetos de VRC e HIDiC ótimos são identificados para a separação de binário, multicomponente e misturas não ideais e as práticas de projetos de colunas de destilação convencionais. Os resultados mostram que projetos VRC são muitas vezes mais eficientes devido à estrutura mais simples.

Kumar et al. (2012) apresentam várias configurações avançadas VRC que incluem refeedores intermediários (IRs), juntamente com um compressor simples ou duplo, baseadas

numa série de simplificações. Para melhorar a eficiência energética ainda mais, foi proposta uma coluna com recompressão de vapor multiestágio com IRs introduzidos. Um algoritmo para este esquema proposto é concebido mostrando todos os passos computacionais em sequência. Os resultados mostram que o sistema proposto de compressão direta de vários estágios, parece esmagadoramente superior a VRRD clássica e a coluna convencional, proporcionando uma economia significativa em energia, bem como de custos.

2.3 Controle *Override*

A maioria dos problemas de controle de processo tem um número igual de variáveis controladas e variáveis manipuladas. Se há menos variáveis manipuladas do que variáveis controladas o uso de uma estratégia para compartilhar as variáveis manipuladas entre as variáveis controladas é necessária. O controle *override* usa limites altos e baixos para variáveis de processo, onde um segundo controlador pode substituir (*override*) ou assumir a partir do primeiro controlador.

Os controles *override* são comumente usados em indústrias de processos, e a maioria das malhas de controle é corrigida com alguns tipos de controles de proteção. Este tipo de controle é apresentado e discutido na maioria dos livros de controle de processos (Seborg et al, 1989; Smith e Corripio, 1997; Ogunnakie e Ray, 1994; Luyben e Luyben, 1997).

Apesar de aplicação generalizada, pouca pesquisa foi feita para analisar sistemas de controle *override*. Buckley (1968) e Buckley et. al. (1971; 1985) foram pioneiros no projeto e análise destes tipos de controladores. As avaliações de desempenho para *overrides* são raramente relatadas na literatura, segundo (Tsai *et. al.*, 2002).

Shimizu e Nakamoto (1995) aplicaram uma configuração de controle *override* a um controle multifunção, onde algumas variáveis da planta eram limitadas por limites superiores e/ou inferiores. Cada compensador que constitui o controlador *override* foi projetado pelo controle preditivo generalizado (GPC) proposto por Clarke et al. (1987). Ainda segundo os autores, o controlador com malha *override* pode evitar cálculos iterativos como programação quadrática (QP) para um problema de otimização restrita. Eles ainda apresentaram um método de ensaio de estabilidade para o controlador *override*. A estabilidade e o desempenho do dispositivo *override* de GPC foram demonstrados por meio de exemplos numéricos.

Turner e Postlethwaite (2002) apresentaram uma estratégia de controle *override* analisando o tema de abordagens setoriais. Os resultados indicaram que, aumentando o controlador *override* com um elemento estático não linear simples em uma forma particular, melhorias no desempenho poderiam ser obtidas. Em particular, o controlador *override* foi

conduzido pela composição de uma função não linear adicional e a não linearidade da zona morta ao invés de a zona morta sozinha. Os resultados mostraram que o controlador *override* não linear foi capaz de reproduzir os resultados do controle linear; o cálculo e a construção do controlador *override* não linear foram praticamente idênticos ao do controlador linear.

Tsai et. al. (2002) estudaram o controle *override* e definiram duas características importantes deste tipo de controle: (1) a que define a prioridade de controle e (2) a que melhora o processo de movimentação (usando uma variável manipulada adicional). Destacaram ainda que o controle *override* pode ser analisado utilizando diagramas de blocos familiares e que, em geral, o esforço de modelagem necessária é mínimo na fase de concepção. Mas, pode apresentar instabilidade, o que pode causar consequências graves quando o processo se aproxima das restrições.

Shi-Ning Ju et. al. (2003) desenvolveram um procedimento sistemático da síntese de árvore de falhas para sistemas de controle *override*. Tal procedimento foi aplicado a um sistema de fornalha. A configuração única do modelo dígrafo em estudo foi descrita pela primeira vez e, em seguida, analisada em detalhes. Com base na simulação qualitativa dos padrões de propagação de falhas, as estruturas da árvore de falhas generalizadas correspondentes foram então estabelecidas. Eles observaram a partir dos resultados de simulação, que nenhuma das técnicas existentes foi capaz de produzir as árvores de correção de falhas.

Turner e Postlethwaite (2004) apresentaram uma estratégia de controle *override* para sistemas que têm limites em suas saídas, estados ou combinações lineares dos dois. A técnica descrita é aplicável a todas as combinações do sistema de controlador não lineares que podem ser escritas em uma determinada forma de circuito fechado linear. Inicialmente apresentaram a síntese de um compensador em que os estados/saídas limitados são perfeitamente conhecidos, e depois foi ampliada para incluir um compensador, com base observadora, para o caso em que estas medições não estão diretamente disponíveis. Mostraram que, embora uma forma de "princípio da separação" vale para o problema baseado em observador, o tipo de solução disponível para o controle *override* não é tão forte como o que está disponível quando um observador não é necessário.

Turner e Postlethwaite (2009) apresentaram a mesma abordagem que Turner e Postlethwaite (2002b), alargando os resultados. O objetivo básico do trabalho foi propor modificações não lineares simples para controladores anti-windup/*override* que lhes permitam um melhor desempenho apesar de se cumprir os requisitos de estabilidade de setor padrão.

Japtag et. al. (2012) demonstraram a síntese sistemática de uma estrutura de controle plantwide descentralizada simples para o ponto de operação ótimo do processo de Etil-Benzeno (EB) e compararam com uma estrutura de controle convencional com manipulação da alimentação de etileno e *overrides* para manipular as restrições da capacidade de equipamento demonstrando que estas últimas são dinamicamente e economicamente inferiores.

2.4 Controle Descentralizado com desacoplador

A estratégia de controle descentralizado com desacoplador inclui controladores adicionais chamados desacopladores a uma configuração multimalha convencional. A intenção de adicionar estes controladores desacopladores é reduzir as interações entre as malhas de controle.

Luyben (1970) apresenta um estudo quantitativo de dois tipos de desacoplamento para alcançar um controle *feedback* não interativo das composições de topo e base de uma destilação binária. Ele considerou uma estrutura de desacoplamento ideal, onde a resposta de cada malha fechada é a mesma se a outra malha estivesse em controle manual; e, uma estrutura de desacoplamento simplificado, onde dois compensadores de interação são usados para isolar cada malha. O autor concluiu que os elementos de desacoplamento podem ser concebidos a partir de um modelo linear da coluna de destilação e que um *feedback* positivo aumenta a pureza do produto no desacoplamento ideal, levando a malhas de controle *feedback* instáveis; enquanto que o desacoplamento simplificado é eficaz e estável e parece ser facilmente implementado com a instrumentação de controle comercial.

Changlai e Ward (1972) discutiram os esquemas de Luyben com base em trabalhos anteriores. Eles analisaram o gráfico de fluxo de sinal proposto por Luyben para mostrar como os dois métodos referem-se a procedimentos de desacoplamento anteriores e sugeriram outras abordagens de controle possíveis para este problema. Eles assumiram que aproximações práticas para as funções do controlador podem ser obtidas por meio de técnicas de domínio de frequência. Os efeitos das não idealidades como restrições, erro de modelo, erros de medição, não linearidades e ruídos têm sido negligenciados. Além disso, salientaram que qualquer dissociação introduz um critério de desempenho adicional de qualidade inferior. No entanto, a dissociação parece conseguir o controle "quase ideal", enquanto relacionada intimamente com a prática de controle de processo convencional.

Waller (1974) faz uma revisão dos trabalhos pioneiros sobre desacoplamento apresentados por Luyben (1970), Niederlinski (1971), Changlai e Ward (1972), Toijala e Fagervik (1972) e desenvolve um estudo sobre os desacopladores chegando à seguinte

conclusão: o desacoplamento parcial pode ser melhor do que o desacoplamento completo, mas sempre existe um grande risco de diminuir drasticamente as propriedades de controle do processo por meio da introdução dos elementos de desacoplamento.

Castro et al. (1990) apresentam uma aplicação da teoria de realimentação não-linear para o controle de uma coluna de destilação binária. Tal proposta permite que a saída do processo possa ser desacoplada de perturbações externas seguindo uma determinada trajetória. A estabilidade interna do sistema em malha fechada resultante é analisada juntamente com o problema da singularidade da matriz de desacoplamento, necessária para sintetizar a lei de controle; um estimador de estado não-linear também está incluso. Os resultados mostraram desempenho notável ao lidar com problemas de rastreamento de saída e rejeição de distúrbios.

Hägglom e Waller (1990) apresentaram uma estrutura de controle de destilação de dois pontos que, no estado estacionário, rejeita simultaneamente distúrbios na composição da alimentação e na taxa de fluxo de alimentação resultantes de desacoplamento implícito entre as duas malhas de controle do produto, conhecida como estrutura de desacoplamento e rejeição de distúrbios (DRD). Os resultados apresentados confirmaram que a estrutura DRD é menos sensível (em estado estacionário) para uma perturbação na composição da alimentação, mas a melhoria é especialmente pronunciada para a seção de extração. Resultados semelhantes foram obtidos por perturbações na vazão de alimentação.

Figuerola et al. (1991) apresentaram um problema de controle robusto para processos químicos utilizando o conceito de margens de estabilidade altamente estruturadas (HSSM), que se baseia numa melhor representação da região de incerteza levando a resultados menos conservadores do que as metodologias existentes. O conceito de HSSM é demonstrado por um estudo de caso de controle por desacoplamento em destilação para mostrar a eficácia e a utilidade de diversas metodologias de análise de robustez. Os resultados mostraram que HSSM proporciona muito mais fielmente as margens de estabilidade correspondentes.

Balchen e Sandrib (1995) mostraram um algoritmo de controle baseado em modelo com a intenção de desacoplar e linearizar um processo multivariável não linear, desacoplamento não linear elementar (END), a fim de alcançar um melhor controle quando obtido através de controle de *feedback* linear descentralizado convencional. Os resultados mostram que o princípio do END produz controle de qualidade superior em comparação com as abordagens convencionais, tanto no que diz respeito à supressão de distúrbios quanto às alterações pontuais de *setpoint*.

Vasquez e Morilla (2002) desenvolveram uma rede de desacoplamento para processos multivariáveis. Na metodologia proposta não se precisa de uma matriz função de transferência

com o modelo do sistema, como abordado em trabalhos anteriores, mas uma representação com resposta de frequência. Eles chegaram à conclusão de que independentemente de como o desacoplador tenha sido obtido, ele pode ser incluído entre o processo e os controladores.

Nordfeldt e Häggund (2006) trataram da sintonia e design de controladores para sistemas 2×2 em processos industriais. A proposta de controle consiste de um controlador desacoplador e um controlador PID diagonal. O desacoplador propõe que o mínimo possível de dinâmica seja introduzido no desacoplamento. Os métodos são combinados e testados em ambiente industrial e a conclusão é que a estratégia de controle proposta funciona bem, os controladores cumprem as exigências especiais de métodos automáticos.

Morilla et al. (2008) apresentaram uma nova metodologia para projetar controladores PID multivariável para sistemas 2×2 . A estratégia de controle proposta, que é centralizada, combina quatro controladores PID mais dois possíveis atrasos e dois controladores P. O procedimento de projeto consiste em três etapas: a primeira, um desacoplador ideal incluindo ação integral; a segunda, o desacoplador é aproximado com quatro controladores PID mais dois possíveis atrasos; a terceira, os ganhos proporcionais são ajustados para atingir o desempenho especificado. O método proposto é aplicado a três processos representativos e obtiveram bons resultados, o comportamento das duas malhas se mostra quase independentes.

Jevtović e Mataušek (2010) propuseram um método para a concepção de controlador multivariável baseado em um desacoplador ideal $D(s)$ e otimização do controlador PID sob restrições sobre a robustez e sensibilidade aos ruídos medidos. O método é eficaz. A validade do projeto do sistema de controle multivariável proposto e o método de ajuste são confirmados.

Garrido et. al. (2012) apresentaram uma formulação generalizada de desacoplamento simplificado para processos $n \times n$ que permite diferentes configurações, dependendo dos elementos desacopladores definidos para a unidade, demonstrando as condições de realizabilidade. Desenvolveram a formulação de um controle centralizado por desacoplamento simplificado a partir do desacoplamento anterior com um controle descentralizado, obtiveram resultados satisfatórios.

Morilla, et. al. (2013) resumiram todos os aspectos básicos de controle por desacoplamento e sua aplicação a dois processos representativos: uma planta experimental de quatro tanques acoplados e um modelo 4×4 de um sistema de aquecimento, ventilação e ar condicionado. Para o primeiro processo, o desacoplamento simplificado consegue um desacoplamento quase perfeito, enquanto o controle PI multivariável apresenta pequenas interações, enquanto o controle descentralizado tem ligações importantes em ambas as

malhas, alcançando antes os *setpoints*. Para o segundo processo, os desempenhos dos projetos propostos são bastante similares a um desacoplador perfeito, apenas o controle PI por desacoplamento convencional apresenta uma pouca interação.

Dhanraj e Nanjundappan (2014) projetaram um controlador PI otimizado para o processo de tanque quádruplo com desacoplador usando otimização fracionada de partículas e compararam-no com a técnica de Modelo de Referência de Controle Adaptativo (MRAC). A validade e robustez do sistema proposto foram testadas usando os resultados da simulação. Um bom desempenho do rastreamento de *set point* e atenuação da perturbação foram obtidos para o processo desacoplado.

2.5 Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC)

Devido à habilidade de incorporar restrições nas entradas e saídas, os controladores preditivos têm sido aplicados no ambiente industrial e acadêmico. Este aspecto é importante para o sucesso de uma implementação de controle de processos, uma vez que estes sistemas, na prática, apresentam limites físicos nas suas variáveis, impostos por restrições nas variáveis manipuladas ou controladas, ou, ainda, operacionais.

As primeiras técnicas de MPC foram desenvolvidas no final dos anos 70 em decorrência da incapacidade dos controladores convencionais de atender às exigências de desempenho cada vez mais restritivas. O interesse por essas técnicas começou a surgir após a publicação dos trabalhos pioneiros das técnicas similares de controle algorítmico com modelo (MAC, *Model Algorithmic Control*) por Richalet et al. (1978) e o controle por matriz dinâmica (DMC, *Dynamic Matrix Control*) em 1979 (Cutler e Ramaker, 1979) reportada pela Shell Oil (Houston, Texas). Daí então, outras técnicas surgiram como a técnica IMC, *Internal Model Control*, por Garcia e Morari (1982 e 1985a, b), QDMC, *Quadratic Dynamic Matrix Control*, por Garcia (1984) e Garcia e Morshedi (1984 e 1986), SMPC, *Simplified Model Predictive Control*, por Arulanlan e Desphande (1987), assim como a técnica controle preditivo generalizado (GPC, *Generalized Predictive Control*) por Clarke et al. (1987a,b).

Dessa forma, ao longo das últimas décadas, muitos trabalhos foram desenvolvidos na literatura, como pode ser visto a seguir.

Richalet et al. (1978) publicaram um dos primeiros artigos a respeito de controladores preditivos baseados em modelos (MPC). Este artigo descreve o método de Controle Preditivo baseado em Modelo Heurístico (HMPC) e várias aplicações a processos industriais nas quais obtiveram sucesso, como por exemplo, uma coluna de destilação.

Cutler e Ramaker (1979) desenvolveram o Controle por Matriz Dinâmica (DMC), onde ilustraram a aplicação do DMC em um sistema de forno com pré-aquecedor.

Cutler (1982) apresentaram a modificação necessária para a implementação do DMC em sistemas que não atingem o estado estacionário.

Marchetti et al. (1983) reportaram a aplicação industrial do DMC realizada por Prett e Gillette (1979). Estes autores descrevem a otimização em linha deste algoritmo de controle considerando o caso multivariável e com restrições de uma unidade de craqueamento catalítico.

Marchetti et al. (1983) apresentaram uma descrição detalhada do algoritmo de Controle por Matriz Dinâmica (DMC), assim como os resultados obtidos através de simulações para três sistemas diferentes. Apresentam ainda o resultado experimental obtido pela implementação do DMC em um tanque de aquecimento. Todos os resultados são comparados aos obtidos por um controlador clássico e os casos estudados referem-se a sistemas com única entrada e única saída (SISO).

Maurath et al. (1989) apresentaram a teoria do DMC, exemplificando a sua aplicação a alguns sistemas, sendo que estes são sistemas SISO e os coeficientes do modelo de convolução foram obtidos através da linearização do processo. Neste artigo os autores sugerem algumas diretrizes para a escolha dos parâmetros do controlador e apresentam uma análise da estabilidade destes controladores.

Pinto (1990) apresentou o controle de uma coluna de destilação através de duas técnicas de controle preditivo que são o DMC e o LDMC. Esta última técnica é uma modificação do DMC em que se faz uso da programação linear para os cálculos de otimização e permite a manipulação explícita das restrições do processo (Morshedi, Cutler e Skrovanek, 1985). Ambos os métodos apresentaram resultados muito bons com uma ressalva importante de que não foi realizada nenhuma linearização do processo para obter os coeficientes do modelo de convolução, modelo utilizado pelo controlador.

Garcia et al. (1989), Richalet (1993), Muske e Rawlings (1993) mostraram as vantagens do MPC sobre os controladores convencionais, indicando que sistemas de processo que apresentam grandes tempos mortos, ou sistemas de fase não mínima, são processos que apresentam melhor desempenho de controle quando se utiliza a técnica MPC.

Rawlings e Muske (1993) apresentaram uma proposta para tornar o MPC estável para um horizonte de predição infinito. Esta estabilidade foi provada para o caso nominal, caso em que o modelo real da planta de processo coincide com o modelo considerado pelo controlador.

Michalska e Mayne (1993) apresentaram um MPC dual de horizonte finito onde as ações de controle são geradas a partir de um problema de otimização com as restrições relaxadas através de inequações, ao invés do uso de equações, que tornavam o problema de difícil convergência.

Lee et al. (1994) apresentaram uma formulação em espaço de estados do MPC pela extensão do modelo de resposta degrau convencional e usando técnicas de estimação de estado. Mostraram que o MPC pode ser generalizado para sistemas que apresentam comportamento integrador e para sistemas com ruídos brancos (medidos) sem grande complexidade. Baseado na parametrização explícita do ganho ótimo, uma conexão entre as novas técnicas MPC e outras técnicas como IMC, DMC e GPC foi realizada. Todos os resultados apresentados neste trabalho podem ser generalizados a um modelo geral de espaço de estados e podem ser encontrados em Lee e Yu (1994).

Cuzzola et al. (1996) propuseram uma modificação para o MPC robusto com ganho de realimentação de estado proposto por Kothare et al. (1996), obtendo uma nova parametrização para o ganho do controlador que satisfaça múltiplas desigualdades de Lyapunov, uma para cada vértice do politopo que constitui a representação das incertezas no modelo. Deste modo, o MPC via realimentação de estados pode ser aplicado a sistemas cuja representação de incertezas esteja contida neste politopo, obtendo soluções menos conservadoras.

Lee e Yu (1997) apresentaram um controlador robusto que minimiza a função objetivo aplicada ao pior caso dos modelos disponíveis no controlador. A função objetivo do controlador considerava todos os modelos possíveis que a planta podia apresentar, realizado usando o algoritmo Min-Max. A principal desvantagem deste controlador foi o baixo desempenho de controle apresentado em algumas aplicações. Outra desvantagem, foi que havia esforço computacional e tempo requerido muito grande para o cálculo da função objetivo de cada modelo e, dentro deste conjunto viável, existem combinações de modelos que seriam muito pouco prováveis de serem o modelo real da planta.

Sokaert e Mayne (1998) propuseram uma otimização em malha fechada e a minimização do pior caso, assumindo que as incertezas estejam contidas num politopo construído a partir dos valores máximos permitidos para os distúrbios. Foi empregada uma estratégia de controle dual de tal modo que os estados do sistema sejam forçados a entrar numa região “robusta” positivamente invariante, onde as restrições nos estados e nas entradas sejam satisfeitas, garantindo a estabilidade. Este controlador é um MPC que resolve o problema de minimização do erro para o pior caso, acrescentando a este problema de otimização uma restrição terminal.

Qin e Badgwell (2000) destacaram diversas aplicações industriais do controlador preditivo multivariável, inclusive tratando com não linearidades de processo.

Rawlings (2000) apresentaram um tutorial razoavelmente acessível e auto-suficiente para exposição do controle preditivo baseado em modelo. Introduz os conceitos, analisa e aponta as questões críticas de como o MPC enfrenta os trade-offs que devem ser considerados na implementação da técnica de controle.

Rodrigues e Odloak (2000) apresentaram uma formulação de MPC robusto com realimentação de saída, acrescentando, como restrição no problema de controle, a condição de estabilidade imposta pela desigualdade de Lyapunov. Os estados são estimados a partir da inclusão de um filtro de Kalman. O problema de controle é resolvido via LMIs. O trabalho apresentado mostrou um algoritmo para incluir restrições nas variáveis manipuladas. No estudo, foi verificado que a estabilidade só pode ser provada se a restrição que se torna ativa permanece ativa até ser atingido um novo estado de equilíbrio. Se ocorrer transição no estado destas restrições, a estabilidade deixa de ser comprovada.

Ralhan e Badgwell (2000) propuseram um MPC robusto, limitado a aplicações em processos estáveis, baseado em espaço de estado e com a incerteza prevista em um dado conjunto de modelos possíveis para o processo. A robustez quanto à estabilidade é atingida com a inclusão de restrições que garantam a contração da função objetivo de cada modelo. No entanto, o controlador otimiza as ações de controle apenas para o modelo com a maior probabilidade de ocorrência, chamado de modelo nominal.

Rodrigues (2001) apresentou uma abordagem de MPC em variáveis de estado que utiliza um modelo denominado OPOM. Este conceito de estado é de ordem mínima, requerendo um observador para estimar os estados a partir das leituras obtidas do processo. Neste trabalho, o autor demonstra que o IHMPC com formulação baseada no OPOM tem estabilidade nominal garantida para processos estáveis.

Bemporad et al. (2002) apresentaram uma estratégia para a síntese de um MPC com estabilidade nominal e sujeito a restrições nas entradas onde o controlador é sintetizado off-line. Eles mostraram que o problema de otimização para implementar o MPC pode ser visto como uma programação quadrática multiparamétrica e propuseram um algoritmo para a solução deste problema. Esta estratégia apresenta como limitação a hipótese de que todos os estados tenham sua medição disponível e é restrita ao caso nominal, onde o processo corresponde ao modelo assumido no controlador.

Porfírio et al. (2003) apresentaram a aplicação de um controlador preditivo multi-modelo (MMPC) a um sistema de destilação industrial (separadora C3/C4), que é não linear e

pode operar em diferentes condições operacionais. O controlador inclui seis modelos lineares obtidos em diferentes pontos operacionais do sistema, e é baseado na modelagem em espaço de estados, que é mais econômico, em termos do número de estados, quando comparado aos modelos convencionais de resposta ao impulso, ou degrau, frequentemente usado na indústria. O MMPC apresentou desempenho significativamente melhor que o controlador convencional.

Qin e Badgwell (2003) apresentaram uma visão geral da tecnologia MPC comercial disponível, tanto linear quanto não-linear, baseada principalmente em dados provenientes de fornecedores de MPC.

Pannocchia et al. (2006) apresentaram a eficiência das técnicas de identificação multivariável no subespaço para um processo de destilação com calor integrado simulado com um modelo dinâmico rigoroso. O processo é caracterizado por largas constantes de tempo e testes degrau tradicionais são indesejáveis e impraticáveis. Sinais de ruído binário generalizado foram usados sucessivamente para obter dados de informações de entradas e saídas. Implementaram um algoritmo de projeção ortogonal modificado para identificar o modelo em espaço de estado usado para construir um controlador preditivo multivariável, que efetivamente foi testado em simulação em malha fechada.

Alsop e Ferrer (2008) apresentaram um controlador preditivo baseado em modelo derivado dos primeiros princípios da simulação dinâmica como alternativa aos modelos empíricos identificados a partir de dados de teste da planta. Desenvolveram e analisaram os esquemas de controle básico e MPC para uma separadora de propeno/propano.

AlGhazzawi e Lennox (2009) apresentaram resultados de um estudo do uso de métodos baseados em MSPC, nomeado PCA e PLS em desenvolvimento condicional MPC para monitoramento de aplicações práticas envolvendo sistemas MPC industriais. Os resultados deste estudo mostraram que o desenvolvimento de protótipos foi apto para identificar anormalidades atribuídas ao pobre desempenho de controle, distúrbios e problemas do processo, assim como inapropriadas interferências dos operadores do processo.

Garriga e Soroush (2010) apresentaram uma ampla revisão de muitos métodos de sintonia para várias classes de formulações MPC. A revisão cobre estratégias teóricas e métodos industriais/heurísticas para sintonia não apenas para DMC e GPC MPC, mas também para representações em espaço de estado e outras formulações como MPL MPC.

Holkar e Waghmare (2010) apresentaram uma revisão dos métodos mais usados absorvidos pelo controle preditivo baseado em modelo industrial. As estratégias mais usadas como DMC, MAC, PFC, EPSAC, EHAC e GPC foram descritas com história, ideia básica, propriedades e suas formulações de controle e comparadas. Os autores observaram ao final da

revisão que o GPC é mais fácil e adequado, e existe um grande espaço para melhorar o desempenho e aumentar o seu uso.

Xu *et al.* (2010) propuseram um esquema de controle MPC que usa um modelo de distúrbio adaptativo e modelo de processo fixo. Propuseram também um método de identificação recursiva usando multi-iterações para rápida convergência e mais estimativas corretas. Os resultados mostraram que o método proposto apresentou maior desempenho e é muito mais robusto (o que foi uma surpresa).

Lee (2011) apresentou uma revisão das três últimas décadas de desenvolvimento do MPC.

Darby e Nikolaou (2012) descreveram as abordagens e técnicas que são aplicadas com sucesso na prática, incluindo os desafios envolvidos na garantia de uma aplicação bem sucedida do MPC, destacando as contribuições acadêmicas e sugestões fornecidas para a melhoria deste tipo de controle.

Manimaran *et al.* (2013) apresentaram um esquema de controle preditivo baseado em modelo em uma coluna de destilação bubble cap. Eles propuseram um controlador MPC para o controle de composição neste tipo de destilação e otimizaram o uso de energia do processo. A comparação foi feita usando as técnicas MPC e PID e, mostraram que o MPC apresenta melhor desempenho observando ISE, ITAE e IAE.

Hinojosa e Odloak (2013) aplicaram a otimização em tempo real (RTO) no processo de separação propeno/propano (PP). O controle avançado é representado por um Controlador Preditivo baseado em Modelo de Horizonte Infinito (IHMPC), com base em um modelo de espaço de estado na forma incremental que você joga o modelo de resposta ao degrau e considera a existência de controle da zona de otimização das entradas. Os resultados das simulações mostram que a estrutura RTO/monitoramento avançado proposto é estável e pode ser implementado no sistema real.

Capítulo 3

Fundamentação Teórica e Metodologia

3.1 Fundamentação Teórica

3.1.1 Controle de Processos em Destilação

A literatura de controle de processos voltada para colunas de destilação tem quase 100 anos, com vários livros e artigos publicados sobre o assunto. Sendo foco principal, o desenvolvimento e o desempenho das possíveis estruturas de controle de uma coluna de destilação. Existem várias estruturas de controle possíveis para colunas de destilação, nas quais o interesse de controle é sempre a qualidade dos produtos de topo e de base.

A estrutura LV é conhecida como controle por balanço energético, enquanto as demais são variantes de controle por balanço material. A estrutura LV é a mais usual, especialmente quando é requerido o controle de qualidade de apenas um dos produtos. Tem a vantagem de ser simples e pouco suscetível a sintonia dos controladores de nível, mas é inadequada quando os fluxos internos são elevados, pois o controle dos inventários utilizando D ou B é difícil. A concentração da base é controlada ajustando-se a vaporização (*boilup*, V) via Q_r , relativo a um refluxo constante.

Para o controle de concentração de ambos os produtos, este esquema, em geral, não é adequado, pois permite que os fluxos de energia e massa interajam em detrimento da qualidade do produto. Ambos os produtos encontram-se sobre controle de nível, influenciados por todos os distúrbios que possam afetar a coluna. Neste arranjo, alterações na vazão de vaporização causam a desejada alteração na concentração da base, embora também causem alterações na vazão de destilado e de produto de base. Para colunas de destilação de alta pureza que normalmente são muito afetadas por pequenos desbalanceamentos, esta configuração costuma apresentar forte acoplamento, com elevados valores de RGA em baixas frequências, implicando na inviabilidade do uso de controladores desacopladores.

Em um sistema de controle por balanço material, o fluxo de um produto é sempre manipulado para o controle da concentração. Em geral, o produto de menor vazão é usado como variável manipulada para controle de concentração, enquanto a vazão do outro produto é manipulada pelo controlador de nível, fechando o balanço material.

No esquema DV a vazão de destilado é manipulada para o controle da concentração no topo. Geralmente, a concentração controlada e o fluxo manipulado pertencem ao mesmo produto. Este arranjo é suscetível à sintonia do controlador de nível do condensador, que se não for bem ajustada, pode resultar em um *overshoot* na concentração de produto de base quando uma perturbação é aplicada em V. Uma variante desse esquema é a estrutura VD, que é a inversão de malhas em relação à estrutura DV.

Outra estrutura de controle por balanço material é a LB onde a vazão do produto de base é ajustada para controlar a sua concentração. Este arranjo é usado quando a vazão da base é menor do que a de destilado, propiciando menor sensibilidade da concentração a distúrbios no balanço material.

Vale salientar que nem sempre a composição a ser controlada e o fluxo manipulado pertencem ao mesmo produto. Observa-se que sensibilidade em excesso à ação de controle pode forçar combinações alternativas, por exemplo, quando a composição do produto de base necessita ser controlada, mas D/F é menor que B/F , a melhor escolha pode recair sobre a estrutura LD. A carga térmica deve ser ajustada pelo controlador de nível do vaso de refluxo.

Outra configuração convencional é a $[D/L, V/B]$, considerada uma boa escolha para altas vazões de refluxo, mas de difícil implementação. Ryskamp (1980) propõe a estrutura $[D/(L+D), V]$, que mantém a razão de refluxo constante se a saída do controlador de composição de destilado for constante. Um aumento na carga térmica ocasionado pelo controlador de composição de base não resulta em uma alteração na qualidade do destilado na mesma magnitude como ocorre se o refluxo fosse mantido constante (estrutura LV) ou se a vazão de destilado fosse mantida constante (estrutura DV).

Takamatsu et al. (1982) e Shinsky (1984) estendem o esquema de Ryskamp (1980) e propõem o esquema $[D/(L+D), V/B]$. Nos casos estudados o acoplamento entre as malhas de controle de composição mostra-se ainda menor que no esquema $[D/(L+D), V]$. No entanto, o uso de V/B (ou Q_r/B) como variável manipulada resulta em um acoplamento entre o nível e a composição da base, tornando esta configuração difícil de implementar.

Se o destilado é usado para controle de concentração e o refluxo manipulado para controle do nível do vaso de refluxo, conforme a estrutura DV, um controlador antecipatório pode reduzir o atraso na correção da vazão de refluxo em até dez vezes. Como o distúrbio mais frequente em uma coluna de destilação é a mudança na vazão de alimentação, um controle antecipatório entre esta variável e a vazão de retirada de produto poderá trazer grandes benefícios.

Distúrbios na concentração da alimentação normalmente não requerem controle antecipatório, pois esta concentração, em geral, varia menos e de forma lenta, quando comparada à variação na vazão de alimentação. A implementação deste controlador exige um analisador em linha na corrente de alimentação. Para garantir uma separação constante, a vaporização (se a vazão de destilado é manipulada para controlar a concentração) ou o refluxo (se a vazão do produto de base é manipulada para controlar a concentração) deve também ser manipulado por um controlador antecipatório.

Skogestad et al. (1990) afirmaram que a escolha da estrutura de controle apropriada é a decisão mais importante do projeto de um sistema de controle de uma coluna de destilação. Segundo BragaJunior (2003), não existe uma estrutura única que seja adequada a todo tipo de coluna. Em geral, a melhor estrutura é aquela que resulta em um adequado equilíbrio entre redução do acoplamento (entre as malhas de controle de concentração), aumento da capacidade de rejeitar distúrbios, redução da não linearidade do processo e simplicidade do sistema de controle.

Luyben (2005; 2009) apresentaram uma metodologia para a escolha da estrutura de controle mais adequada. Enfatizaram que para mudanças na vazão da alimentação, qualquer uma das estruturas estudadas apresenta bom desempenho, uma vez que para variações na vazão de alimentação o sistema de controle modifica todas as vazões do sistema. Por outro lado, mudanças na composição da alimentação requerem mudanças nos perfis de temperatura e composição, se o objetivo for manter as composições dos dois produtos em seus valores específicos.

O processo de concepção de um sistema de controle geralmente faz muitas exigências ao engenheiro ou equipe de engenharia. Essas demandas surgem muitas vezes em um procedimento passo a passo de um projeto da seguinte forma:

1. Estudar o sistema (planta) para ser controlado e obter informações iniciais sobre os objetivos de controle;
2. Modelar sistema e simplificar o modelo, se necessário;
3. Escalar as variáveis e analisar o modelo resultante; determinar suas propriedades.
4. Decidir quais variáveis devem ser controladas (saídas controladas);
5. Decidir sobre as variáveis medidas e variáveis manipuladas: quais sensores e atuadores serão usados e onde eles serão colocados?
6. Selecionar a configuração de controle;
7. Decidir sobre o tipo de controlador a ser utilizado;
8. Decidir sobre as especificações de desempenho, com base nos objetivos gerais de controle;
9. Projetar um controlador;
10. Analisar o sistema controlado resultante para ver se as especificações são satisfeitas; e se elas não estão satisfeitas modificar as especificações ou o tipo de controlador;
11. Simular o sistema controlado resultante (seja em um computador ou em uma planta piloto);

12. Repetir do passo 2, se necessário;
13. Escolher hardware e software e implementar o controlador;
14. Testar e validar o sistema de controle e ajustar o controlador on-line, se necessário.

O controlador PID ainda vem sendo amplamente utilizado na indústria, devido à sua simplicidade e aos seus benefícios proporcionados, sendo adequado para a maioria dos processos industriais, embora tenham surgido outros tipos de estruturas de controle com o intuito de suprir suas limitações (Åström e Hagglund, 2001).

Sintonizar um controlador PID não é, de fato, uma tarefa simples, embora este tenha apenas três parâmetros a serem ajustados. O que normalmente se procura é uma boa relação entre estabilidade e desempenho e, segundo Skogestad (2003), isto só se torna possível através do uso de alguma técnica sistemática de sintonia de controladores.

3.1.1.1 Métodos para Análise de Estruturas de Controle

A análise do comportamento dinâmico e da controlabilidade operacional de um sistema a partir do seu modelo matemático é de grande importância. Através desta análise é que serão estabelecidas as restrições do sistema de controle e seu pareamento entre as variáveis de entradas e saídas. Dois dos métodos utilizados para avaliar as estruturas de controle são: a decomposição em valores singulares (SVD) e a matriz de ganhos relativos (RGA). Os quais serão abordados à seguir:

➤ Decomposição em Valores Singulares (SVD)

Segundo Trierweiler (1997), a direcionalidade de um sistema é calculada com base na decomposição de valores singulares (SVD). Esta análise permite estender o conceito de ganho em sistemas SISO para sistemas MIMO.

A SVD expressa uma matriz $m \times n$ A , com $A = U * S * V^T$. Onde, U é uma matriz de diagonal $m \times m$ com valores singulares de A na sua diagonal. As colunas da matriz $m \times m$ S são os vetores singulares esquerdos para correspondentes valores singulares. As colunas da matriz $n \times n$ V são os vetores singulares adequados para os correspondentes valores singulares. V^T é a transposta de V .

A SVD é utilizada para encontrar variáveis controladas a partir de um grande número de escolhas, e o par de variáveis controladas e manipuladas, para a determinação da melhor configuração da malha de controle.

Os valores singulares medem a sensibilidade de um sistema e muitas vezes são chamados de ganho do sistema. Desta forma, a sensibilidade de um sistema multivariável nas diferentes direções é caracterizada pelos valores singulares (σ) da sua matriz de função de transferência, que variam entre um mínimo valor singular (σ_1) e o máximo valor singular (σ_n). A relação entre esses dois valores indica o grau de dificuldade para se controlar o sistema e, é chamado de Número de Condicionamento (NC), expresso pela seguinte relação:

$$NC = \frac{\sigma_n}{\sigma_1} \quad (3.1)$$

O número de condicionamento sofre influência do sistema de unidades utilizado para medir as variáveis de entrada e saída. Nos casos em que isso ocorre, é aconselhável fazer um escalonamento da matriz. Em termos práticos, a qualidade do condicionamento está associada à maior ou menor facilidade do sistema ser controlado.

Um sistema bem condicionado apresenta valores do número de condicionamento baixos, ou seja, valores singulares (ganhos) de magnitudes próximas nas diferentes direções, resultando em um número de condicionamento próximo de 1. Já os sistemas mal condicionados apresentam valores altos do número de condicionamento, com ganhos bastante diferentes e nas diferentes direções.

➤ Matriz dos ganhos relativos (RGA)

Um dos grandes problemas do controle de sistemas multivariáveis é o efeito que uma malha de controle tem sobre as outras, de forma que a ação de um controlador não afeta somente a variável que lhe cabe controlar, mas também as outras variáveis controladas por outros controladores. A Matriz de Ganhos Relativos foi proposta por BRISTOL (1966) com o objetivo de quantificar este acoplamento entre as variáveis.

A RGA é obtida a partir da matriz de ganhos do processo, multiplicando-se elemento a elemento, a inversa da matriz dos ganhos por sua transposta:

$$RGA(G) = G(0)x(G(0)^{-1})^T \quad (3.2)$$

A RGA de uma matriz de transferência é geralmente calculada como uma função da frequência. Para uma matriz 2X2 com elementos g_{ij} , a matriz dos ganhos relativos é dada por:

$$RGA(G) = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 1 - \lambda_{11} \\ 1 - \lambda_{11} & \lambda_{11} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$\lambda_{11} = \frac{1}{1 - \frac{g_{12}g_{21}}{g_{11}g_{22}}} \quad (3.4)$$

As análises de interação entre as malhas de controle de um sistema usando informações da RGA são realizadas a partir da magnitude dos valores de λ_{ij} , como segue:

$\lambda_{ij} = 1$ – Nesta situação o ganho em malha aberta é igual ao ganho em malha fechada, ou seja, não há interação entre as malhas de controle, o que significa dizer que o sistema é desacoplado. Indica controle descentralizado.

$\lambda_{ij} = 0$ – O ganho é zero, isto é, a variável manipulada não tem efeito sobre a variável controlada.

$0 < \lambda_{ij} < 1$ – Significa que existe interação entre as malhas, pois o ganho em malha fechada é maior que o ganho em malha aberta.

$\lambda_{ij} > 1$ – Significa que há interação, mas que há menos opções de emparelhamento.

$\lambda_{ij} < 0$ – Significa a impossibilidade de controlar o sistema, pois ao fechar uma malha, outra malha de controle muda o ganho do par ij , inviabilizando a operação do controlador da variável de saída i . O ganho visto pelo controlador inverte, devido à interação, quando se fecha outra malha.

Esta ferramenta foi desenvolvida para uma análise estacionária, porém pode-se utilizá-la para selecionar um emparelhamento dependente da frequência. A análise na frequência é mais importante uma vez que o interesse é conhecer a interação entre as variáveis na região de atuação do controlador. O cálculo é idêntico ao descrito para a RGA estacionária, porém utilizam-se matrizes de ganhos que são dependentes da frequência do sistema.

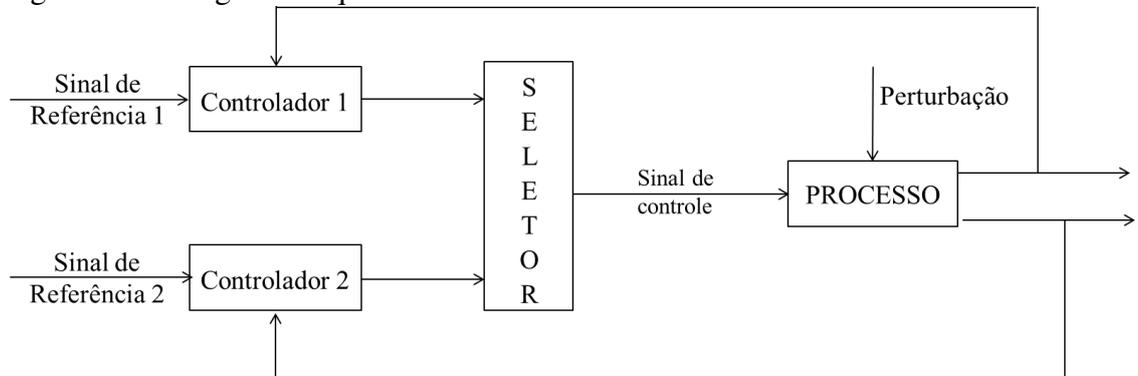
3.1.2 Controle *Override*

A maioria dos problemas de controle de processo tem um número igual de variáveis controladas e variáveis manipuladas. Se há menos variáveis manipuladas do que variáveis controladas o uso de uma estratégia para compartilhar as variáveis manipuladas entre as variáveis controladas é necessária, e uma solução para este problema é usar um seletor para fazer a escolha da variável de processo apropriada.

O seletor é um dispositivo estático com várias entradas e uma saída. Existem dois tipos de seletores: de máximo e de mínimo. Este tipo de controle é usado para melhorar o desempenho de sistemas de controle assim como para proteger os equipamentos de condições operacionais que possam fugir muito do padrão e comprometer o processo. O uso de limites altos e baixos para variáveis de processo representa outro tipo de controle seletivo denominado *override*, onde um segundo controlador pode substituir (*override*) ou assumir a

partir do primeiro controlador, a Figura 3.1 mostra um esquema básico de funcionamento do controle seletivo/*override*.

Figura 3.1 – Diagrama esquemático básico de um sistema de controle *override*



Controle *override*, ou controle de restrição, é uma estratégia de controle simples, mas poderosa, geralmente usado como (1) uma estratégia de proteção para manter as variáveis do processo dentro dos limites que devem ser aplicadas para garantir a segurança do pessoal e equipamentos, e qualidade do produto e (2) uma estratégia de otimização que permite a transição suave entre os controladores para obter máximo benefício.

Como estratégia de proteção, o controle *override* não é tão drástico como o controle de bloqueio, que são usados principalmente para proteger contra o mau funcionamento do equipamento. Quando um defeito é detectado, o sistema de bloqueio geralmente encerra o processo, o que não acontece no sistema de controle *override*.

O controle *override* em termos de teoria de controle, é um sistema de comutação baseada em lógica e, em termos de funcionamento, é normalmente ativado entre a restrição suave e a restrição pesada. Ele é usado em todas as indústrias de processo, e a maioria das malhas de controle PID é corrigida com algum tipo de sistema *override* (Tsai *et. al.*, 2002).

Segundo Tsai *et. al.* (2002), contra a intuição, muitos sistemas *override* conhecidos podem apresentar instabilidade e levar a respostas oscilatórias à medida que o processo se aproxima das restrições. Abordagens são propostas para o projeto de sistemas de controle *override* para garantir um funcionamento seguro.

A complexidade dos processos químicos conduz a exigências rigorosas para garantir a segurança do processo. Garantir uma proteção segura sempre foi parte integrante do processo de controle e automação (Himmelblau, 1978). Geralmente, os sistemas de controle convencionais estão em automático apenas ao longo de um intervalo limitado de condições (Astrom e Hagglund, 1995; Tan *et. al.*, 2000; Yu, 1999). Em operação anormal, ações de proteção são fornecidas para permitir que o processo opere próximo das restrições sem

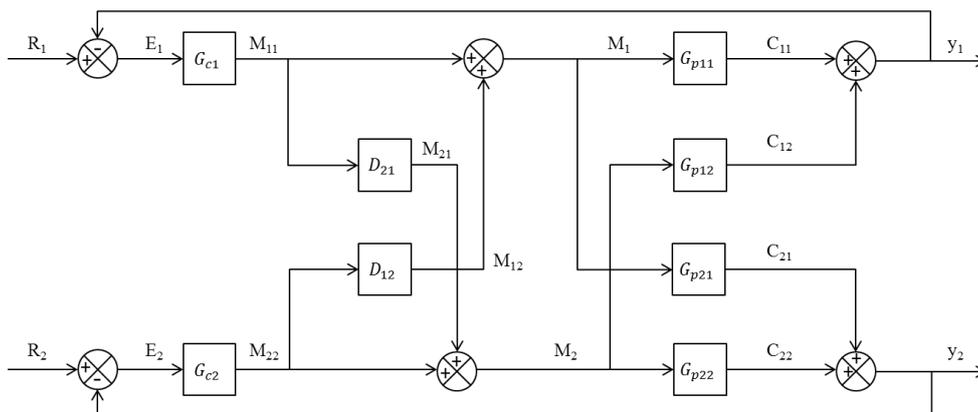
excedê-las. Conforme as variáveis de processo se aproximem das restrições, os *overrides* são iniciados para manter o processo dentro dos limites de funcionamento admissíveis. Dessa forma, têm-se camadas de controle *override* contra operações anormais, além dos sistemas de controle convencionais.

3.1.3 Controle Descentralizado com Desacoplador

A planta em estudo é um sistema MIMO, ou seja, tem mais de uma entrada e mais de uma saída. O projeto de controladores para este tipo de sistema é bem mais complexo do que para sistemas SISO, principalmente quando há interação entre suas malhas de controle, isto é, quando uma ou mais variáveis manipuladas afetam simultaneamente mais de uma variável controlada (Seborg et al., 1989).

A Figura 3.2, apresenta um sistema de controle MIMO com desacoplamento para um processo com duas entradas e duas saídas (2x2), onde cada variável manipulada influencia cada variável controlada. Na figura, R_1 e R_2 representam as entradas de referência; E_1 e E_2 são os sinais de erro; G_{c1} e G_{c2} são as funções de transferência dos controladores; M_1 e M_2 são os sinais de controle (variáveis manipuladas) que são as entradas para a planta; D_{21} e D_{12} são os desacopladores; G_{p11} , G_{p12} , G_{p21} e G_{p22} são as funções de transferência que descrevem o processo; e, y_1 e y_2 são as saídas do sistema (variáveis controladas). Observa-se que são usados quatro controladores: dois controladores *feedback* convencionais (G_{c1} e G_{c2}) e dois desacopladores (D_{12} e D_{21}). O sinal de entrada de cada desacoplador é o sinal de saída de um controlador *feedback*.

Figura 3.2 – Sistema de Controle MIMO (2x2) com Desacoplador Simplificado



Segundo Seborg et al. (1989), a seleção apropriada das variáveis manipuladas e controladas, que reduzem as interações da malha de controle, tende a ser uma arte ao invés de uma ciência. Se nem a dessintonia do controlador nem a seleção de novas variáveis

manipuladas ou controladas fornece uma solução satisfatória, então, o controle por desacoplamento ou uma estratégia de controle multivariável deve ser considerado.

Dessintonizar uma malha de controle significa utilizar um controlador mais conservador, que irá tornar a resposta em malha fechada mais lenta (Seborg et al., 1989). Segundo Shinskey (1996), dessintonizar um ou mais controladores pode restaurar a estabilidade do sistema, quando esta é perdida devido às interações entre as malhas, mas provoca uma perda de desempenho.

No controle por desacoplamento, o objetivo do projeto é reduzir as interações entre as malhas de controle pela inclusão de controladores adicionais chamados desacopladores a uma configuração multimalha convencional. Em princípio, os esquemas de controle por desacoplamento podem fornecer dois importantes benefícios:

1. As interações da malha de controle são eliminadas e, conseqüentemente, a estabilidade do sistema em malha fechada é determinada pela estabilidade característica da malha de controle feedback individual.
2. Uma mudança no setpoint para uma variável controlada não tem nenhum efeito sobre as outras variáveis controladas.

Na prática, estes benefícios teóricos não podem ser plenamente realizados devido a modelos de processos imperfeitos. Normalmente, desacopladores são projetados usando um modelo de processo simples, que pode ser tanto um modelo de estado estacionário ou dinâmico.

Como dito anteriormente, os desacopladores são desenvolvidos para compensar as interações indesejáveis do processo. Por exemplo, o desacoplador D_{21} pode ser concebido de modo a cancelar C_{21} , que surge a partir do processo de interação entre M_1 e C_2 . Este cancelamento ocorrerá no somatório C_2 se a saída do desacoplamento M_{21} satisfaz,

$$G_{p21}M_{11} + G_{p22}M_{21} = 0 \quad (3.5)$$

Substituindo, $M_{21} = D_{21}M_{21}$, e fatorando, temos:

$$(G_{p21} + G_{p22}D_{21})M_{11} = 0 \quad (3.6)$$

Mas, $M_{11}(s) \neq 0$ desde que M_{11} seja uma saída do controlador dependente do tempo.

Assim, para satisfazer a Eq. 2.2, segue-se que:

$$G_{p21} + G_{p22}D_{21} = 0 \quad (3.7)$$

Resolvendo para D_{21} , temos uma expressão para o desacoplador,

$$D_{21}(s) = -\frac{G_{p21}(s)}{G_{p22}(s)} \quad (3.8)$$

De forma análoga, podemos derivar uma equação de desenvolvimento para $D_{12}(s)$ impondo a exigência que M_{22} não tenha nenhum efeito em C_1 . Assim, o sinal de compensação M_{12} e a interação do processo devido à G_{p12} deve cancelar o somatório C_1 ,

$$G_{p12}M_{22} + G_{p11}D_{12}M_{22} = 0 \quad (3.9)$$

O desacoplador é dado por

$$D_{12}(s) = -\frac{G_{p12}(s)}{G_{p11}(s)} \quad (3.10)$$

Os desacopladores nas Eqs. 3.8 e 3.10 são muito similares ao controlador feedforward ideal, com $G_t = G_v = 1$. Na verdade, pode-se interpretar o desacoplador como um tipo de controlador feedforward com um sinal de entrada, que é uma variável manipulada em vez de uma variável de perturbação. O controlador feedforward ideal pode não ser fisicamente realizável. Do mesmo modo, um desacoplador ideal nem sempre é fisicamente realizável.

Para a implementação de controladores desacopladores, três principais tipos de configurações são considerados na literatura: desacoplador ideal, desacoplador simplificado e desacoplador invertido (Luyben, 1970; Waller, 1974; Weischedel e McAvoy, 1980; Seborg et al., 1989; Wade, 1997; Gagnon et al., 1998; Shinskey, 1996). É importante ressaltar que a escolha do tipo de desacoplador a ser utilizado não é uma tarefa trivial, pois cada tipo de configuração tem suas vantagens e limitações (Gagnon et al., 1998).

Neste trabalho foi utilizado o desacoplador simplificado, conforme ilustrado na Figura 2.3. Escolha esta, baseada no fato de que o desacoplador simplificado mostra-se mais efetivo e mais estável do que o desacoplador ideal, de acordo com Luyben (1970).

3.1.4 Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC)

No controle feedback clássico PID, o controlador atua sobre os erros para calcular as ações de controle. O controle baseado em modelo MBC é uma técnica de controle em que o modelo do processo é utilizado diretamente para calcular essas ações de controle. Entre as técnicas MBC, a que vem sendo mais usada na indústria de processos é o controle preditivo com modelo MPC. É um método geral, especialmente adequado para problemas difíceis de controle MIMO, em que existem interações significativas entre as entradas manipuladas e as saídas controladas.

O controle preditivo pertence a uma classe de algoritmos de controle que usa o modelo explícito para prever a resposta futura da planta (Camacho e Bordons, 1999; Qim e Badgel, 2003; Maciejowsky, 2002). É uma tecnologia consolidada e tem se tornado uma abordagem padrão para implementar sistemas de controle multivariáveis com restrições nos processos industriais (Darby e Nicolau, 2012; Ferramosca et al., 2010).

Diferentemente de outras estratégias de controle baseadas em modelo, o MPC pode acomodar facilmente restrições de desigualdade nas variáveis de entrada e saída, tais como limites inferior e superior ou limites nos incrementos e, por isso, é amplamente utilizado na indústria química sendo uma estratégia adequada para controlar plantas multivariáveis (Kwong, 2005; Morari, 1999).

O controle preditivo baseado em modelo não designa uma estratégia de controle específica, mas uma gama muito ampla de métodos de controle que fazem uso explícito do modelo do processo para obter o sinal de controle, minimizando uma função objetivo (Camacho e Bordons, 2004). Segundo Ongunnaik e Ray (1994), o modelo do processo é útil para duas tarefas centrais:

1. Predição explícita do comportamento futuro da planta.
2. Cálculo da ação de controle corretiva apropriada, requerida para a condução da saída predita o mais próximo possível do valor-alvo desejado.

Como metodologia de controle avançado, o MPC que tem tido grande impacto na prática industrial, com aplicações principalmente em refinarias de petróleo, plantas petroquímicas, plantas químicas e indústrias de papel e celulose. Nessas indústrias, o controle preditivo tornou-se o método de escolha para problemas de difícil controle multivariável que incluem restrições de desigualdade (Ongunnaik e Ray, 1994; Qim e Badgwell, 2003). Entretanto, relativamente poucas aplicações têm sido reportadas para outras indústrias de processo, mesmo que o MPC seja uma abordagem bastante geral e não limitada a um tipo de indústria (Kwong, 2005).

A essência do MPC é determinar um conjunto de ações sobre as variáveis manipuladas dentro de um horizonte de controle para otimizar o somatório de erros quadráticos das variáveis controladas, dentro de um horizonte de predição. A leitura da planta é utilizada para ajustar a predição com os valores reais obtidos (Perez, 2012).

3.1.4.1 Algoritmo básico de um MPC

As seguintes etapas podem ser observadas no algoritmo de um MPC:

1. Através de um modelo implementado no controlador, o MPC é capaz de realizar a predição do comportamento da saída do processo, levando em consideração as entradas de controle atuais e futuras.
2. Esta predição deve ser corrigida, a cada intervalo de tempo, por uma leitura da planta.
3. Em cada iteração, o controlador calcula uma sequência de ações de controle. O tamanho desta sequência corresponde ao horizonte de controle. Esta sequência calculada minimiza a função do erro das saídas previstas até o horizonte de predição.
4. Após resolver o problema de otimização descrito no item 3, o controlador aplica na planta apenas a primeira ação de controle dentre a sequência de ações calculadas do instante atual até o intervalo correspondente ao horizonte de controle m .
5. O controlador aguarda o próximo intervalo de tempo para retornar ao item 1.

A metodologia de todos os controladores pertencente à família MPC é caracterizada pela seguinte estratégia, representada pela Figura 3.3:

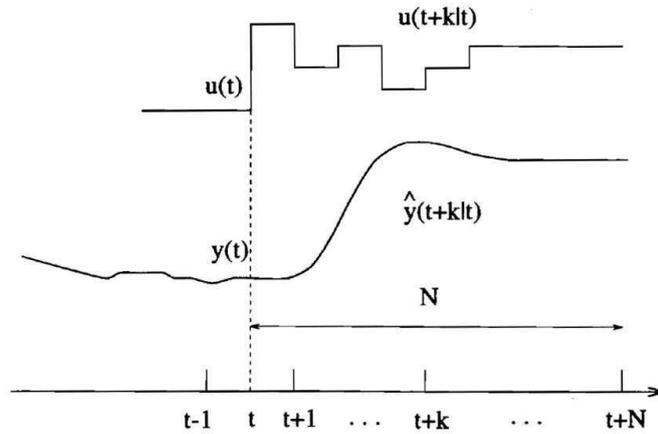
1. As saídas futuras para um determinado horizonte N , chamado de horizonte de predição, são preditas em cada instante de tempo t usando o modelo do processo. Estas saídas preditas $y(t+k|t)$ (o valor da variável no instante $t+k$ calculado no instante t) para $k = 1 \dots N$, dependem dos valores conhecidos até o instante t (entradas e saídas passadas) e dos sinais de controle futuros $u(t+k|t), k = 0 \dots N-1$, são aqueles que serão enviados ao sistema e que serão calculados.

2. O conjunto de sinais de controle futuros é calculado pela otimização de um determinado critério com a finalidade de manter o processo o mais próximo possível da trajetória de referência $w(t+k)$ (que pode ser o próprio *setpoint* ou uma aproximação dele). Este critério geralmente tem a forma de uma função quadrática dos erros entre o sinal de saída predito e a trajetória de referência predita. O esforço de controle está incluído na função objetivo na maioria dos casos. Uma solução explícita pode ser obtida se o critério for quadrático, o modelo for linear e se não houver restrições, do contrário um método de otimização iterativo deve ser usado. Algumas deduções sobre a estrutura da lei de controle futuro são feitas também em alguns casos, tais como será constante a partir de um dado instante.

3. O sinal de controle $u(t|t)$ é enviado ao processo enquanto os próximos sinais de controle calculados são rejeitados, porque no próximo instante de amostragem $y(t+1)$ é

conhecido, e o passo 1, é repetido com este novo valor e todas as sequências são atualizadas. Dessa forma, $u(t + 1|t + 1)$ é calculada (que em princípio deve ser diferente do $u(t + 1|t)$ por causa da nova informação avaliada) usando o conceito de horizonte retrocedendo.

Figura 3.3 – Estratégia do Controlador Preditivo baseado em Modelo

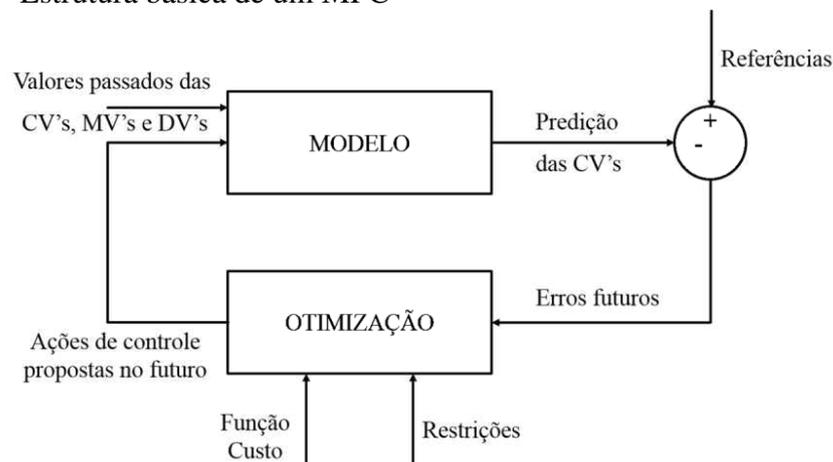


FONTE: Camacho e Bordons, 1999.

Para implementar esta estratégia, a estrutura básica mostrada na Figura 3.4 é usada. Um modelo é usado para prever as saídas futuras da planta, baseadas nos valores passados e atuais e nas ações de controle futuro ótimo propostas. Estas ações são calculadas pelo otimizador levando em consideração a função custo (onde o erro de trajetória futuro é considerado) assim como as restrições.

Estas restrições indicam os limites dentro dos quais as variáveis do sistema devem permanecer. A evolução destas variáveis não deve exceder determinadas restrições que, por limites físicos ou por motivos de segurança, devem ser impostas ao sistema. A necessidade, geralmente por motivos econômicos, de trabalhar em pontos de operação próximos aos limites físicos admissíveis do sistema tem provocado a necessidade de incorporar as restrições no algoritmo dos controladores (Torrico, 2007).

Figura 3.4 - Estrutura básica de um MPC



O modelo do processo desempenha, em consequência, um papel decisivo no controlador. O modelo escolhido deve ser capaz de capturar as dinâmicas do processo assim como prever precisamente as saídas futuras como também ser simples para implementar e para entender. Como o MPC não é uma técnica única, mas um conjunto de metodologias diferentes, existem muitos tipos de modelos usados em várias formulações.

Na literatura sobre o MPC, encontram-se as seguintes definições:

1. Horizonte de Predição (N): É o intervalo de tempo em que as variáveis de saída são preditas pelo controlador.
2. Horizonte de Controle (m): É o horizonte de cálculo das variáveis de entrada do processo.

Estes parâmetros são sintonizáveis. Quanto maior o horizonte de predição, maior a suavidade do controle. Quanto maior o horizonte de controle, mais rápida é a resposta do controlador em relação às variáveis controladas, mais suave a manipulação das variáveis de entrada do sistema e maior esforço computacional é requerido.

Segundo Soeterboek (1990), qualquer controlador preditivo apresenta quatro características principais em comum:

1. Um modelo do processo a ser controlado. Esse modelo é utilizado para prever o resultado do processo ao longo do horizonte de predição.
2. A trajetória de referência para a saída do processo. Em muitos controladores uma trajetória de primeira ordem é usada.
3. O critério (função objetivo) que é minimizado, a fim de obter a sequência ótima de saída do controlador ao longo do horizonte de predição.
4. O processo de minimização em si.

Kwong (2005) lista uma série de vantagens e desvantagens do MPC. Das vantagens citadas: (1) é uma estratégia de controle geral para processos MIMO com restrições de desigualdade nas variáveis de entrada e saída; (2) pode acomodar facilmente comportamentos dinâmicos pouco comuns ou difíceis, tais como tempo morto grande e resposta inversa; (3) o MPC pode ser prontamente integrado com estratégias de otimização online para otimizar a performance da planta; (4) a estratégia de controle pode ser facilmente atualizada em linha para compensar mudanças nas condições do processo, restrições ou critério de performance.

Dentre as desvantagens do MPC descritas por Kwong (2005), destacam-se: (1) por ser uma técnica relativamente nova e diferente das técnicas convencionais, não é familiar para os operadores da planta; (2) os cálculos do MPC usam programação linear ou quadrática a cada

instante de amostragem, o que os tornam relativamente complicados; (3) o desenvolvimento do modelo dinâmico a partir de dados de planta consome muito tempo.

3.1.4.2 Elementos do MPC

Todos os algoritmos MPC possuem elementos comuns, e diferentes opções podem ser escolhidas para cada um destes elementos, dando origem a diferentes algoritmos:

- **Modelo de predição**

O modelo é a pedra-angular do MPC; um projeto completo deve incluir mecanismos necessários para obter o melhor modelo possível, que deve ser suficientemente completo para captar a dinâmica do processo e, também, deve ser capaz de permitir que as predições sejam calculadas e ao mesmo tempo, ser intuitivo e permitir uma análise teórica. O uso do modelo do processo é determinado pela necessidade de calcular a saída predita no instante futuro $\hat{y}(t + k|t)$.

As diferentes estratégias do MPC podem usar vários modelos para representar a relação entre as saídas e as entradas medidas, algumas das quais são variáveis manipuladas e outras podem ser consideradas perturbações medidas que podem ser compensadas pela ação *feedforward*. Um modelo de perturbação pode também ser tomado em consideração, a fim de descrever o comportamento que não é refletido pelo modelo do processo, incluído o efeito de entradas não medidas, ruídos e erros do modelo. O modelo pode ser separado em duas partes: o modelo do processo atual e o modelo de perturbações. Ambas as partes são necessárias para a predição.

A maioria dos controladores preditivos aplicados em processos industriais utiliza modelos de resposta ao degrau, resposta ao impulso, função de transferência e espaço de estados, dentre outras, para realizar a predição dos valores das saídas.

Segundo Ballin (2008), do ponto de vista acadêmico, a maioria dos artigos relacionados ao MPC adotam a representação em espaço de estados, sendo bastante conveniente para o estudo de sistemas de controle, uma vez que as ferramentas matemáticas existentes para análise e síntese de sistemas em malha fechada são normalmente baseadas neste tipo de representação. Lee et al. (1994) mostram uma interpretação em espaço de estados para o MPC baseado em modelo de resposta ao degrau.

- **Função Objetivo**

Os vários algoritmos MPC propõem diferentes funções de custo para a obtenção da lei de controle. O desejo geral é que a saída futura (y), no horizonte considerado, deve seguir um determinado sinal de referência (w) e, ao mesmo tempo, o esforço de controle (Δu). A expressão geral para tal objetivo de controle será:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (3.11)$$

Em alguns métodos, o segundo termo da expressão (3.11), que considera o esforço de controle, não é contabilizado, enquanto em outros o valor do sinal de controle também aparecerá diretamente. Na função custo é possível considerar os parâmetros, a trajetória de referência e as restrições.

- **Obtenção da lei de controle**

Para obter os valores de $u(t+k|t)$, é necessário minimizar J da equação (3.11). Os valores das saídas preditas $\hat{y}(t+k|t)$ são calculados como uma função de valores passados, de entradas e saídas, e de sinais de controle futuros, fazendo uso do modelo escolhido e substituído na função custo, obtendo uma expressão cuja minimização leva aos valores procurados.

A estrutura da lei de controle é imposta pelo uso do conceito de horizonte de controle (N_u), usado em DMC, GPC, EPSAC and EHAC, que consiste em considerar que após certo intervalo, $N_u < N_2$, não há variação nos sinais de controle propostos, isto é, $\Delta u(t+j-1) = 0$, onde $j > N_u$, o qual é equivalente a dar pesos infinitos às mudanças no controle a partir de um certo instante.

O caso extremo deve ser considerado, $N_u = 1$, no qual todas as ações futuras devem ser iguais a $u(t)$. Outro caminho para estruturação da lei de controle é usar funções base, um procedimento usado em PFC e que consiste em representar o sinal de controle como uma combinação de funções base predeterminadas, como:

$$u(t+k) = \sum_{i=1}^n \mu_i(t) B_i(k) \quad (3.12)$$

Onde, o B_i é escolhido de acordo com a natureza do processo e a referência, normalmente é do tipo polinomial: $B_0 = 1$, $B_1 = k$, $B_2 = k^2$...

2.2.4.3 Modelos no Espaço de Estado

Considere o processo mostrado no diagrama de blocos da Figura 3.5. O tempo discreto linear invariante no tempo (LTI) geral que representa o espaço de estado usado na *toolbox* MPC do MATLAB é:

$$x(k+1) = \Phi x(k) + \Gamma_u u(k) + \Gamma_d d(k) + \Gamma_w w(k) \quad (3.13)$$

$$y(k) = \bar{y}(k) + z(k) \quad (3.14)$$

$$= Cx(k) + D_u u(k) + D_D d(k) + D_w w(k) + z(k) \quad (3.15)$$

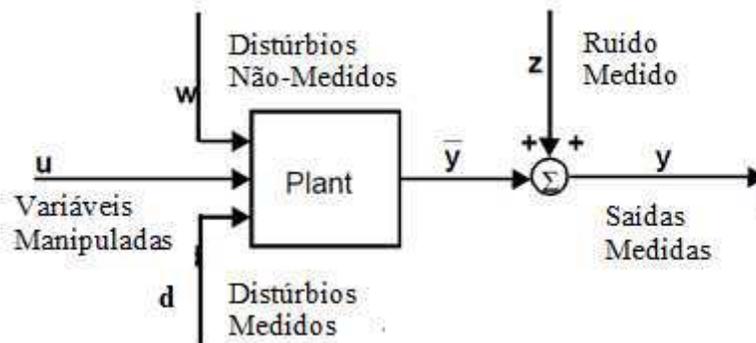
Onde, x é um vetor de n variáveis de estado, u representa n_u variáveis manipuladas, d representa n_d distúrbios medidos, w representa n_w distúrbios não medidos, y é um vetor de n_y saídas da planta, z é o ruído medido, e Φ , Γ_u , etc., são matrizes constantes de dimensão apropriada. A variável $y(k)$ representa a saída da planta antes da adição do ruído medido.

Define:

$$\Gamma = [\Gamma_u \ \Gamma_d \ \Gamma_w] \quad (3.16)$$

$$D = [D_u \ D_d \ D_w] \quad (3.17)$$

Figura 3.5 – Diagrama de Blocos do Processo



Em muitas aplicações todas as saídas são medidas. Em alguns casos, no entanto, tem-se saídas n_{ym} medidas e n_{yu} não medidas em y , onde $n_{ym} + n_{yu} = n_y$. Se assim for, o MPC assume que o vetor y e as matrizes C e D estão dispostos de tal modo que as saídas medidas vêm em primeiro lugar, seguidas pelos resultados não medidos.

A *toolbox* MPC trabalha com modelos de espaço de estado em um formato especial, chamado de formato *mod*. O formato *mod* é uma matriz única que contém o espaço de estados Φ , Γ e as matrizes C e D , mais algumas informações adicionais. O *toolbox* MPC inclui uma série de comandos que tornam mais fácil a geração de modelos no formato *mod*.

A *toolbox* usa um formato chamado de *format tf*. Suponha a função de transferência no tempo contínuo a seguir:

$$G(s) = \frac{b_0 s^n + b_1 s^{n-1} + \dots + b_n}{a_0 s^n + a_1 s^{n-1} + \dots + a_n} e^{-T_d s} \quad (3.18)$$

Onde T_d é o tempo de atraso. O formato *tf* é uma matriz que consiste em três linhas:

Linha 1: Os coeficientes n do numerador polinomial, b_0 até b_n .

Linha 2: Os coeficientes n do denominador do polinômio, a_0 até a_n .

Linha 3: Coluna 1: O período de amostragem. Este deve ser zero para um sistema contínuo. (Deve ser positivo para funções de transferências discretas).

Coluna 2: O intervalo de tempo em unidades de tempo. Deve satisfazer $T_d \geq 0$.

A matriz *tf* terá sempre, pelo menos, duas colunas, uma vez que é a largura mínima da terceira linha.

Suponha que você tenha uma matriz função de transferência do seu sistema descrita na forma:

$$\begin{bmatrix} g_{1,1} & g_{1,2} & \dots & g_{1,n_u} \\ g_{2,1} & g_{2,2} & \dots & g_{2,n_u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{n_y,1} & g_{n_y,2} & \dots & g_{n_y,n_u} \end{bmatrix}$$

Onde g_{ij} é a função de transferência da i^{th} saída com respeito à j^{th} entrada. Se todas as saídas n_y são medidas e todas as entradas n_u são variáveis manipuladas, o modo padrão do modo de amostragem dará o formato *mod* correto.

Para extrair a matriz padrão de espaço de estado em tempo discreto e outras informações a partir de um modelo armazenado no formato *mod MPC* usa-se o comando *mod2ss*. Que apresenta as seguintes sintaxes: $[phi, gam, c, d] = mod2ss(mod)$ e $[phi, gam, c, d, minfo] = mod2ss(mod)$.

Para o processo considerado, a função *mod2ss* extrai o Φ , Γ e as matrizes C e D da variável de entrada, *mod*. Ela, também, extrai o vetor *minfo*, que contém informações adicionais sobre o período de amostragem, o número de cada tipo de entrada e saída, etc.

3.1.5 Identificação de Sistemas

A modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda maneiras de desenvolver e implementar modelos matemáticos de sistemas reais. Há várias formas de classificar técnicas de modelagem. Uma delas agrupa os métodos em três categorias denominadas modelagem caixa branca, modelagem caixa preta e modelagem caixa cinza.

Na modelagem caixa branca é necessário conhecer bem o sistema em estudo, bem como as leis físicas que descrevem o sistema a ser modelado. Por esta razão, este tipo de modelagem é também conhecido como modelagem pela física ou natureza do processo ou ainda modelagem conceitual. Infelizmente, devido ao conhecimento e ao tempo necessário para modelar um sistema partindo do equacionamento dos fenômenos envolvidos, nem sempre é viável seguir este procedimento.

Segundo Aguirre (2007), a identificação de sistemas é uma área de modelagem matemática que estuda técnicas alternativas a modelagem caixa branca. Uma das características dessas técnicas é que pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é necessário e, conseqüentemente, tais métodos são referidos como modelagem caixa preta ou modelagem empírica.

Em muitos casos será preferível usar técnicas de identificação para se obter modelos que descrevem o comportamento de um sistema. O que se pretende descrever com tais modelos são as relações de causa e efeito entre as variáveis de entrada e saída. Nesse caso, os tipos de modelos, as técnicas usadas e os requisitos necessários são bastantes distintos dos correspondentes na modelagem pela natureza do processo. A motivação para o estudo de técnicas de identificação de sistemas surge do fato que frequentemente não se conhecem as equações envolvidas no funcionamento de um determinado sistema ou elas são conhecidas, mas seria impraticável, por limitações de tempo e recursos, levantar tais equações e estimar seus respectivos parâmetros.

Uma categoria de técnicas que pode ser colocada entre a modelagem pela física ou natureza do processo e a modelagem caixa preta é chamada de identificação caixa cinza. As técnicas deste grupo se caracterizam por usar informação auxiliar, que não se encontra no conjunto de dados utilizados durante a identificação. O tipo de informação auxiliar e a forma com que ela é usada variam muito entre as diversas técnicas disponíveis. O desenvolvimento de técnicas caixa cinza é um dos grandes desafios atuais em identificação de sistemas.

Como mencionado, os controladores MPC incorporam um modelo explícito do processo, o que motiva o estudo de técnicas para identificação de sistemas. Segundo Andersen e Kümmel (1992), estimativas indicam que o desenvolvimento de um modelo do processo pode corresponder a até 90% do custo total, em tempo e dinheiro, da implantação de um projeto típico de MPC.

Usualmente, um modelo MIMO do processo é desenvolvido a partir de uma série de experimentos em malha-aberta durante a fase inicial de um projeto MPC. Na prática industrial, é comum aplicar-se individualmente um degrau em uma variável manipulada

(fixando as outras MV's nos seus estados estacionários) para identificar modelos simples SISO ou determinar os coeficientes da resposta ao degrau a serem usados no controlador MPC (Pires, 2009).

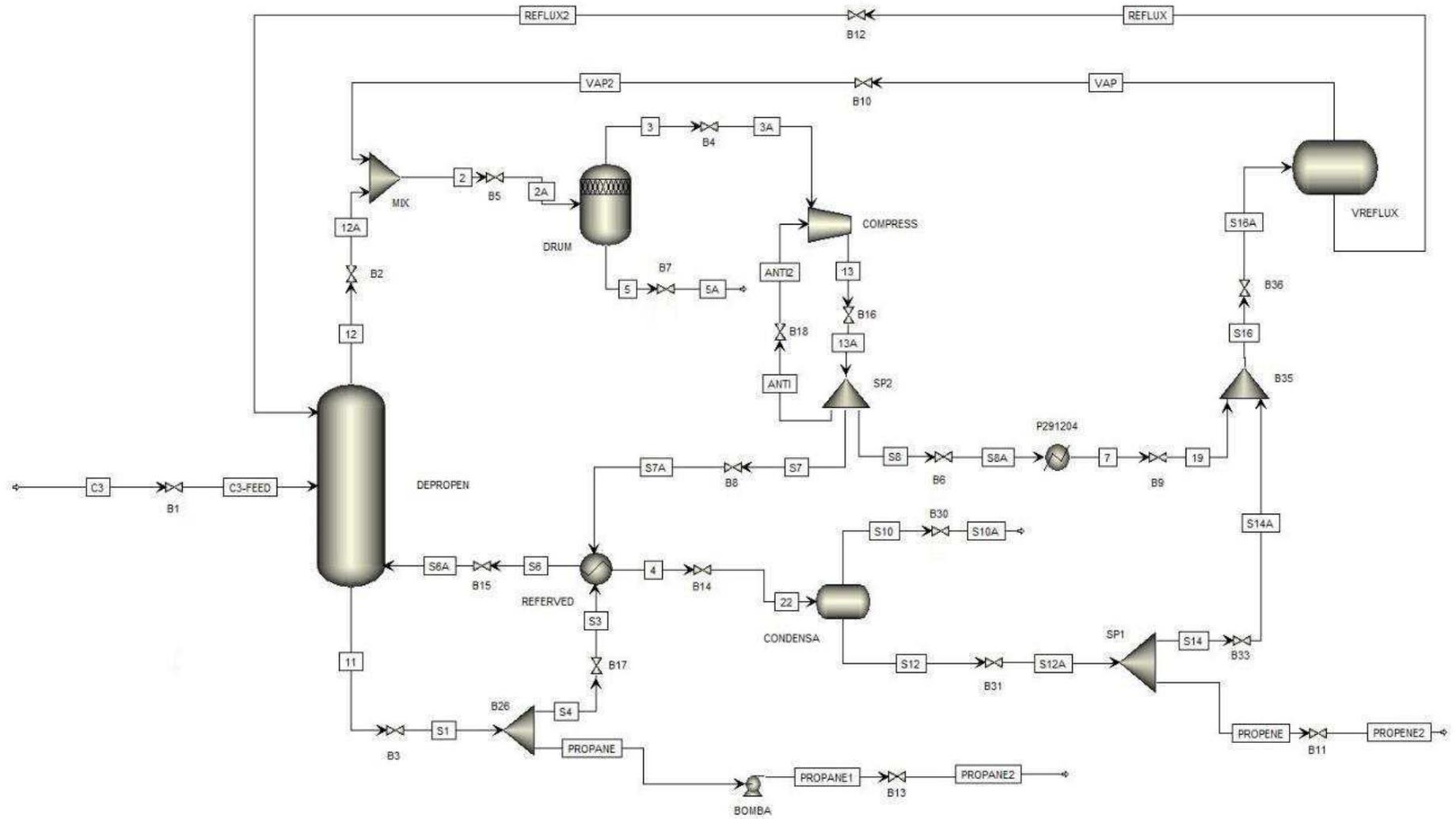
De acordo com Kalra e Goargakis (1996), o teste de resposta ao degrau pode não ser suficiente para a identificar o caráter dinâmico do processo em frequências de interesse para controle em malha fechada. Este tipo de teste pode não conter boas informações para identificar o caráter multivariável e interativo do processo (Zhu, 2003) e tende a perturbar somente as direções de maior ganho (Li e Lee, 1996).

3.2 Metodologia

3.2.1 Implementação do Processo no Estado Estacionário

O estudo de caso deste trabalho é a separação de propeno/propano utilizando a destilação com recompressão de vapor. A Figura 3.6 apresenta o fluxograma do processo implementado no estado estacionário usando o simulador comercial Aspen Plus, versão 8.0.

Figura 3.6 – Fluxograma do Processo de Separação Propeno/Propano implementado em Aspen Plus



O Aspen Plus permite a modelagem e simulação dos mais variados tipos de processos industriais, inclui um amplo banco de dados de componentes e apresenta uma excelente biblioteca de equipamentos composta por colunas de destilação, bombas e compressores, válvulas, trocadores de calor, separadores e reatores, dentre outros, mostrando-se assim uma ótima ferramenta para simulação de processos químicos. O software durante a simulação faz uso de algumas relações básicas de engenharia, como: balanço de massa e energia, equilíbrio de fases, equilíbrio químico e cinética; além disso, utiliza modelos termodinâmicos consistentes e modelos rigorosos de dimensionamento dos equipamentos.

Uma das mais importantes decisões a ser tomada na modelagem de um processo químico diz respeito à escolha do modelo termodinâmico a ser usado, que deve satisfazer as propriedades da mistura nas condições necessárias do processo. No caso da mistura em estudo, escolheu-se usar a equação cúbica de estado de Soave-Redlich-Kwong (SRK) para as propriedades termodinâmicas, uma vez que é recomendado para aplicações de processamento de hidrocarbonetos, tais como processamento de gás, refinarias e petroquímicas.

Para a simulação da coluna de destilação foi utilizado o bloco *RadFrac*, que executa um fracionamento rigoroso a partir de um rigoroso modelo matemático. O bloco *RadFrac* considera o equilíbrio de estágios ao longo da coluna, considerando que em cada estágio da coluna há um equilíbrio entre as fases líquida e vapor. A razão do equilíbrio de fases, conhecida como valor-K, dependente da temperatura, pressão e composição, é a razão entre a composição da fase vapor e líquida de um componente e possui grande importância computacional, uma vez que é uma das principais variáveis de iteração do algoritmo de convergência utilizado pelo bloco *RadFrac*.

Este algoritmo de convergência, chamado de *Inside-Out*, possui a vantagem de trabalhar com a volatilidade relativa dos componentes, que varia muito menos que o valor-K. A volatilidade relativa representa a dificuldade ou facilidade em separar dois componentes; a influência da temperatura nesta variável é menor do que no valor-K. Altos valores da volatilidade relativa sugerem baixa dificuldade em separar os componentes envolvidos na mistura.

Na simulação do compressor utilizou-se o bloco *Compr* tipo politrópico e especificou-se a pressão de descarga. Para o refeedor da coluna de separação propeno/propano utilizou-se o bloco *HeatX*, que é usado para troca de calor entre a corrente de saída do compressor (corrente quente) e a corrente da base (corrente fria) que retorna para a coluna, ou seja, as duas correntes que alimentam o bloco. Este bloco envia a energia necessária para que haja a separação efetiva dentro da coluna. O vaso de refluxo e o vaso de condensado foram

simulados utilizando o bloco *Flash2*, usado quando se tem duas saídas: uma na fase líquida e outra na fase vapor. A Tabela 3.1 apresenta algumas das principais especificações feitas na simulação do processo de separação propeno-propano.

Tabela 3.1 – Especificações para a simulação do processo no Aspen Plus

Nº de estágios da coluna	158	-
Estágio da alimentação	116	-
Pressão de topo da coluna	9,5	Kg/cm ² g
Queda de pressão ao longo da coluna	1	Kg/cm ²
Pressão de saída do compressor	16,2	Kg/cm ² g

3.3 Implementação do Processo no Aspen Dynamics

Antes de iniciar a simulação dinâmica no Aspen Plus Dynamics, a simulação do sistema no estado estacionário no Aspen Plus já deve ter sido realizada. Adicionalmente, as dimensões de alguns equipamentos, como vasos de pressão, que não eram necessários na simulação estacionária, devem ser especificadas, assim como, o diâmetro da coluna, o espaçamento dos pratos, o comprimento e o diâmetro do vaso de sump, são requisitos para a simulação dinâmica de uma coluna.

Após a simulação no estado estacionário utilizando o Aspen Plus, o modelo do processo em estado estacionário foi exportado para o Aspen Plus Dynamics, para análise em regime transiente. A simulação dinâmica de um processo permite a compreensão do seu comportamento diante da alteração de uma variável de entrada ou ainda diante de uma perturbação externa, como por exemplo: variações da composição, temperatura e vazão de alimentação. E esta compreensão é de fundamental importância no projeto de um sistema de controle.

No Aspen Plus Dynamics, quatro métodos numéricos de integração podem ser utilizados para solução das equações diferenciais ordinárias: Método de Euler Implícito, Euler explícito, Runge-Kutta e Gear (também conhecido como BDF-Backward Differentiation Formula). O método de Euler implícito foi escolhido por ser mais rápido e atender às necessidades da maioria dos problemas.

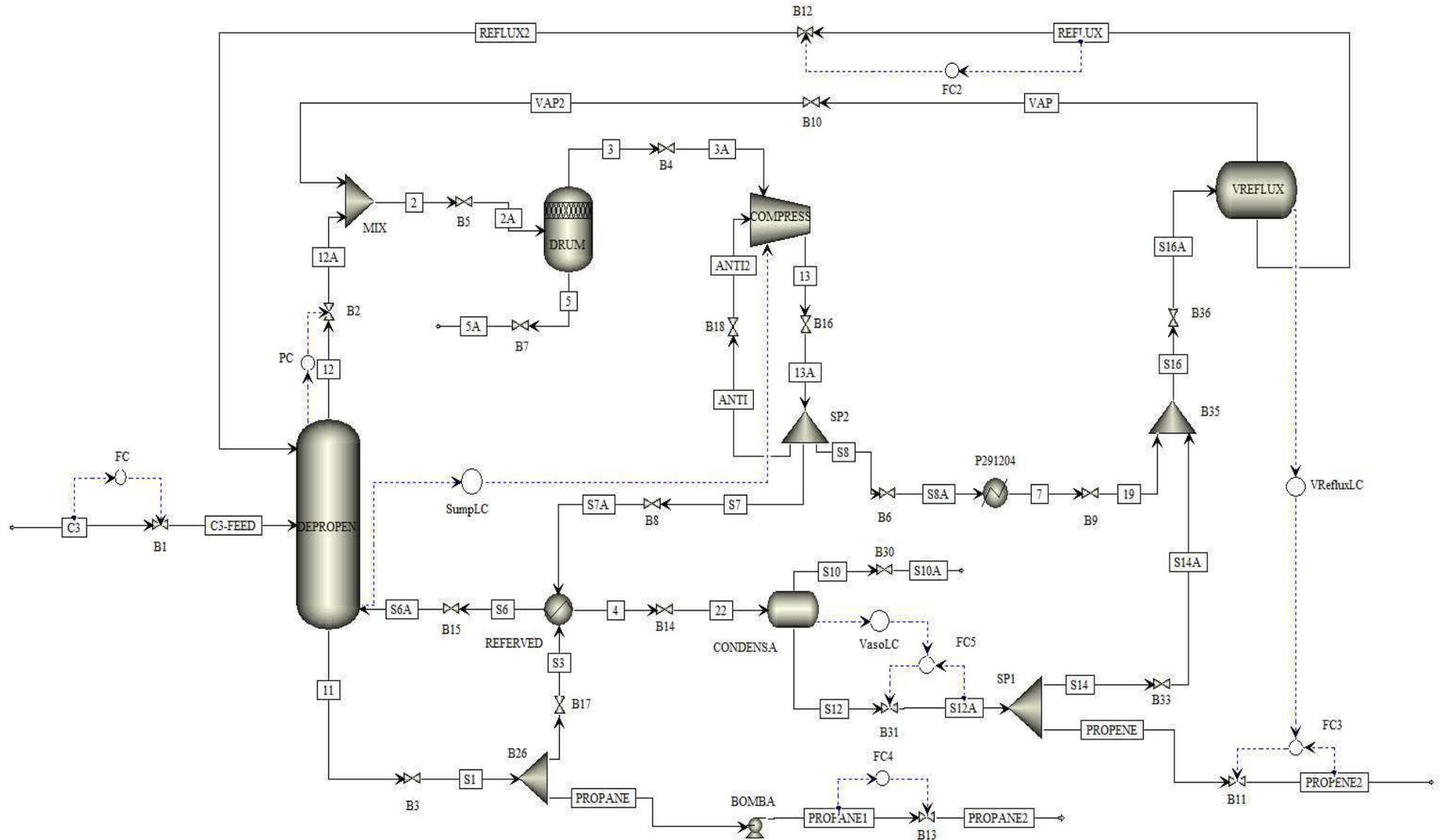
O controle básico da simulação dinâmica, necessário para manter o processo estável, pode ser resumido em malhas de controle PI que permitem controlar a pressão no topo da coluna, o nível no vaso de sump da coluna, o nível no vaso de condensado e o nível no vaso de refluxo. A Tabela 3.2 apresenta os parâmetros de configuração dos controladores. A Figura

3.7 mostra o fluxograma do processo no Aspen Plus Dynamics e apresenta o esquema de controle regulatório.

Tabela 3.2 – Controladores implementados para o controle regulatório

Malha	Tipo	Função
FC	Controlador de vazão	Controla a vazão da corrente de alimentação
FC_REF	Controlador de vazão	Controla a vazão da corrente de refluxo
FC_TOPO	Controlador de vazão	Controla a vazão da corrente de destilado
FC_BASE	Controlador de vazão	Controla a vazão da corrente de produto de base
FC_COND	Controlador de vazão	Controla a vazão da corrente de saída do vaso de condensado de propeno
PC	Controlador de Pressão	Controla a pressão no topo da coluna
SumpLC	Controlador de Nível	Controla o nível do vaso de sump da coluna
VasoLC	Controlador de Nível	Controla o nível do vaso de condensado de propeno
VRefluxLC	Controlador de Nível	Controla o nível do vaso de refluxo

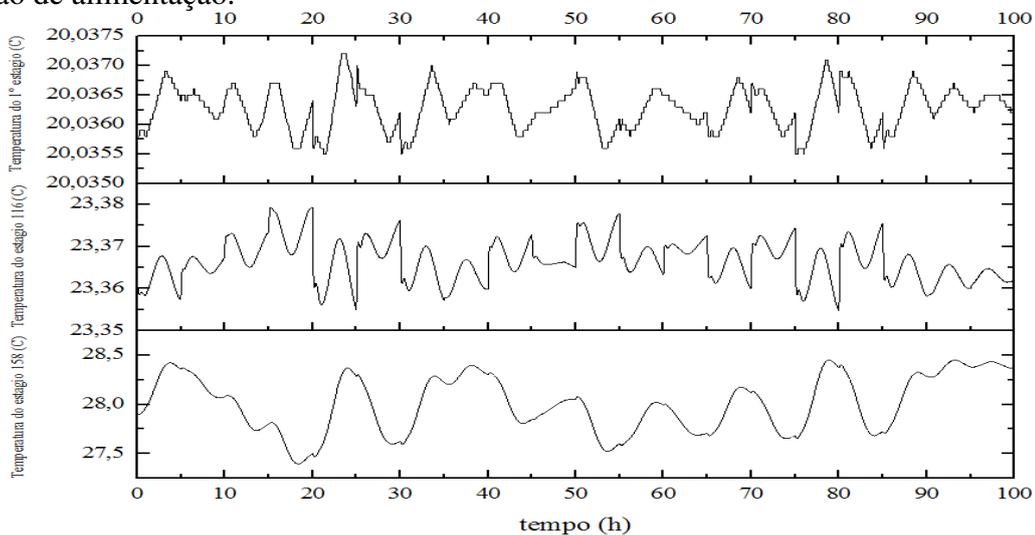
Figura 3.7 - Fluxograma do processo no Aspen Plus Dynamics com malha de controle regulatório



Observa-se na Figura 3.7 um esquema básico de controle, ou seja, a malha de controle que consta de controles de vazão, nível e pressão de topo da coluna. Estes controladores permitem que o processo se mantenha estável, agindo contra os efeitos de distúrbios que venham a ocorrer, minimizando os seus efeitos e buscando manter as saídas nos *setpoints* estabelecidos.

Para o caso em estudo, observa-se que não há a viabilidade de um controlador de temperatura da coluna, uma vez que esta variável é pouco sensível às variações na planta como pode ser observado na Figura 3.8.

Figura 3.8 – Comportamento da temperatura na coluna mediante distúrbio na corrente da vazão de alimentação.



3.4 Comunicação Aspen Dynamics-Simulink

O *Aspen Plus Dynamics* e o *Aspen Custom Modeler* são projetados para fins de simulação dinâmica rigorosa de um processo não-linear. O software Simulink, da Mathworks, é projetado para modelagem, simulação e análise de sistemas lineares e não lineares, sendo amplamente utilizado por engenheiros de controle no projeto de sistemas de controle.

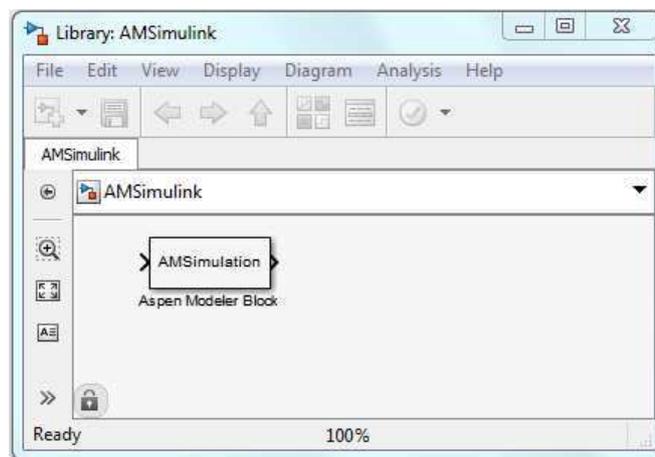
O Simulink é uma extensão gráfica do MATLAB para modelagem e simulação de sistemas os quais são representados graficamente sob a forma de diagrama de blocos. Muitos elementos de diagrama de blocos estão disponíveis, tais como funções de transferência, junções, funções geradoras, etc. O simulink é totalmente integrado com o MATLAB e os dados podem ser facilmente transferidos entre os programas.

A ligação entre o Aspen Plus Dynamics e o Simulink permite um modelo de processo não-linear rigoroso que deve ser combinado com um modelo do sistema de controle implementado dentro do Simulink, permitindo que os engenheiros de controle possam

trabalhar dentro de um ambiente conhecido, ao mesmo tempo dando-lhes acesso a um modelo não-linear totalmente rigoroso do processo para uso no projeto de sistema de controle e testes.

Para adicionar um bloco de simulação *Aspen Modeler (AMSimulation)* a um diagrama de modelo do Simulink, uma biblioteca de blocos foi fornecida na instalação do *Aspen Modeler*. A biblioteca de blocos contém um bloco de modelo único (*Level-2 Matlab S-Functions*), que fornece a interface entre o Simulink e uma simulação baseada em *Aspen Modeler*, como mostra a Figura 3.9.

Figura 3.9 – Bloco de comunicação entre os softwares Aspen e Simulink



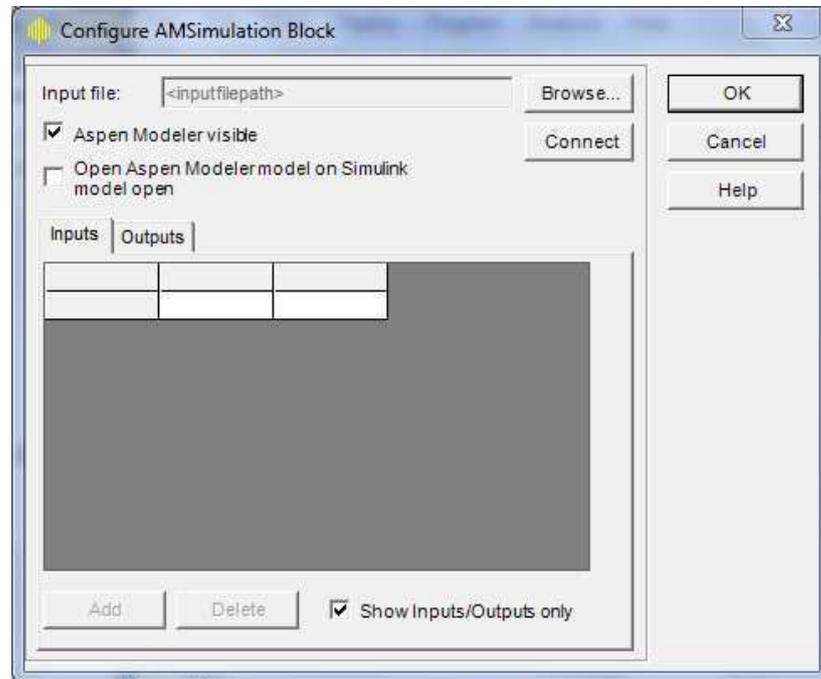
Antes de ser usado, o bloco *AMSimulation* deve ser configurado. O arquivo de entrada com o problema *Aspen Modeler* deve ser definido, ou seja, especifica-se o arquivo da simulação em *Aspen Plus Dynamics* que será utilizado para a comunicação. Assim como o número de entradas e saídas do bloco e quais as variáveis de simulação do *Aspen Modeler* estão ligados a elas.

Para configurar, clica-se duas vezes no bloco *AMSimulation*. Se for a primeira vez que o bloco está sendo configurado, a caixa de diálogo *Browse for Aspen Modeler Input File* abre como mostra a Figura 3.10, e siga os passos seguintes:

- Define-se o arquivo de entrada de simulação *Aspen Modeler* a ser conectado, usando a opção *Browse*.
- Certifique-se que o arquivo *Aspen Modeler* associado seja aberto sempre que o Simulink seja aberto.
- Defin-se quais variáveis de simulação *Aspen Modeler* estão ligadas a qual porta do bloco do modelo Simulink, usando as abas *Inputs* e *Outputs*.
- Filtram-se as variáveis que foram marcadas dentro da simulação *Aspen Modeler* como disponíveis para entradas e saídas de controle quando se navega nas abas *inputs* e *outputs*.

- Ao terminar a configuração do bloco *AMSimulation*, clica-se em OK.

Figura 3.10 - Bloco de configuração do *AMSimulation*



As portas de entrada representam as informações enviadas do Simulink para a simulação *Aspen Modeler*. As portas de saída representam as informações recebidas a partir da simulação *Aspen Modeler* pelo Simulink.

O bloco *AMSimulation* é atualizado no diagrama do modelo no Simulink. Quando um novo modelo Simulink criado faz uso de um bloco de simulação *Aspen Modeler*, um arquivo adicional chamado *AMSimulation.m* é automaticamente copiado para o diretório de trabalho atual do MATLAB. Este *M-File* do *MATLAB* é usado para fornecer a interface entre o Simulink e a simulação *Aspen Modeler*. Para a interface funcionar corretamente deve-se ter acesso de gravação neste diretório.

3.5 Identificação do Modelo do Sistema

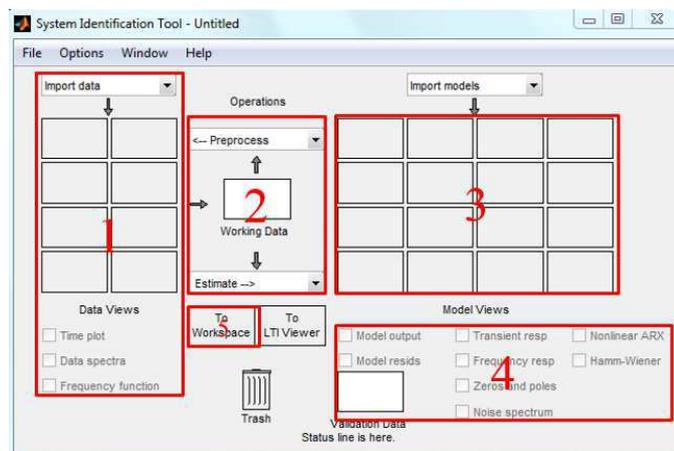
A identificação dinâmica do modelo do sistema em estudo foi obtida através da ferramenta de identificação de sistemas (*System Identification Toolbox - ident*) do MATLAB. Tal ferramenta constrói modelos matemáticos de sistemas dinâmicos a partir de dados medidos de entrada e saída. É uma ferramenta de interface gráfica interativa para criação e utilização de modelos de sistemas dinâmicos que não são facilmente modelados. Permite usar os dados de entrada e saída no domínio do tempo e no domínio da frequência para identificar

em tempo contínuo e funções de transferência em tempo discreto, modelos de processos e modelos de espaço de estado.

Para a utilização da ferramenta de interface gráfica *ident* deve-se seguir os seguintes passos:

1. Inicia-se uma nova sessão na ferramenta de interface gráfica para a identificação de sistemas digitando *ident* na janela de comando do MATLAB. Uma nova janela aparecerá, como mostra a Figura 3.11.

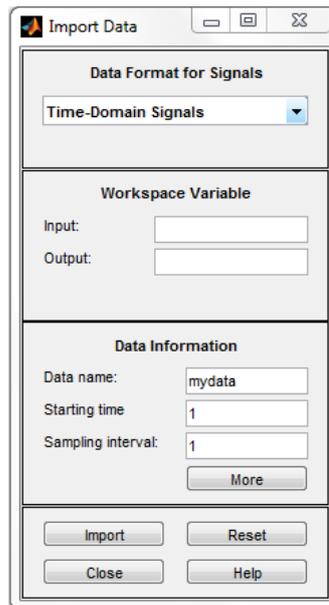
Figura 3.11 – Janela principal da interface gráfica do *ident*.



O *layout* desta janela organiza as tarefas e informações partindo da esquerda para a direita. Esta organização segue um fluxo de trabalho típico, onde se começa no canto superior esquerdo com a importação de dados para a identificação usando a interface gráfica a partir do menu *Import data* e seleciona-se a caixa da opção *Data views* para exibir os gráficos dos dados; em seguida, escolhe-se as operações necessárias a serem realizadas nos seus dados usando a opção *Operations* → *Estimate*; abaixo da opção *Import models* aparece os modelos obtidos; no canto inferior direito, traça-se as características do modelo estimado em gráficos de modelo, opção *Model Views*; e finalmente, ao se escolher a melhor opção de modelo, utiliza-se a opção *To workspace* para enviar os resultados para a área de trabalho do MATLAB.

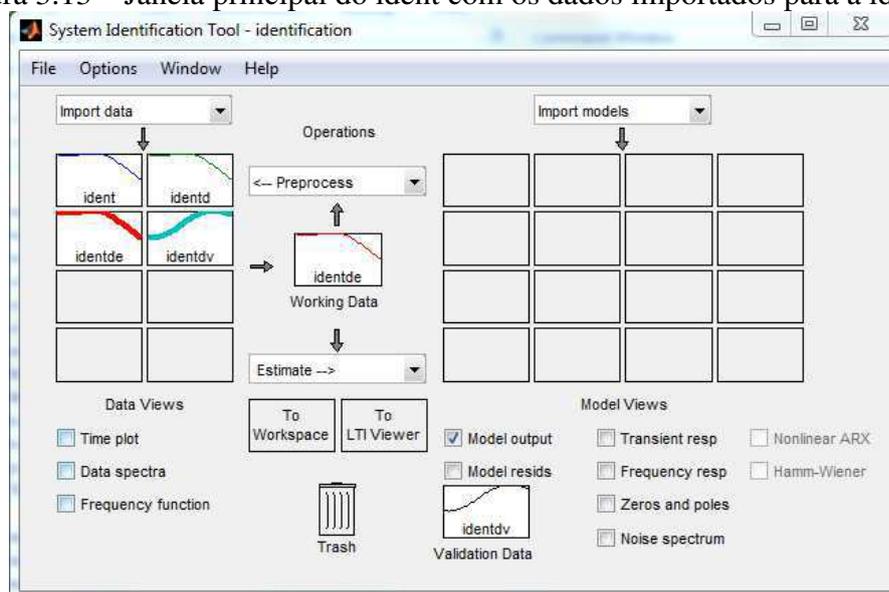
2. Importam-se os dados da área de trabalho do MATLAB para a interface gráfica, usando a opção *Import data* na janela acima; escolhe-se a opção *Time domain data*. A seguinte janela, Figura 3.12, aparecerá.

Figura 3.12 – Janela para a importação de dados no *ident*.



Nesta Janela, especificam-se as variáveis de entrada e saída e os dados de informação como: nome dos dados, tempo de início e intervalo de amostragem. Clica-se na opção *Import*. A janela principal da interface gráfica do *ident* ficará como mostra a Figura 3.13.

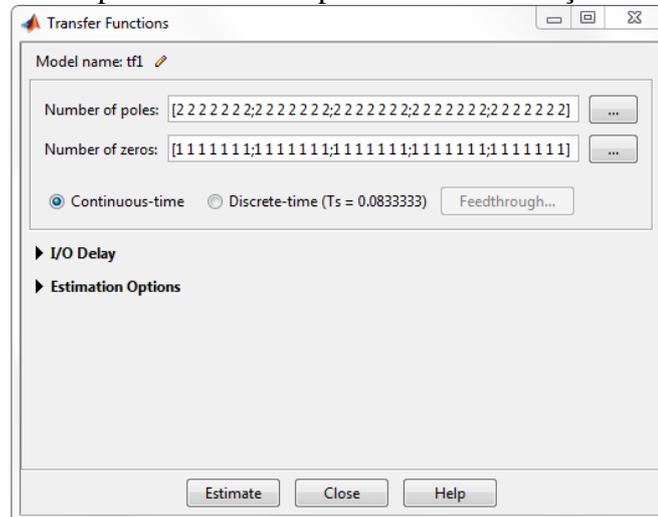
Figura 3.13 – Janela principal do *ident* com os dados importados para a identificação



3. Na opção *Operations* → *Estimate* escolhe-se a opção mais adequada para o problema, neste caso, usa-se a estimativa *Transfer Function Models*, uma vez que se deseja identificar o modelo dos dados através de funções de transferência. Os modelos de função de transferência descrevem a relação entre as entradas e saídas de um sistema, usando uma razão de polinômios. A ordem do modelo é igual à ordem do polinômio do denominador. As raízes do polinômio do denominador são chamadas de pólos do modelo. As raízes do polinômio

numerador são chamadas de zeros do modelo. Os parâmetros de um modelo de função de transferência são seus pólos, zeros e atrasos. Ao escolher a opção de modelo de função de transferência, uma nova janela aparecerá, como mostra a Figura 3.14.

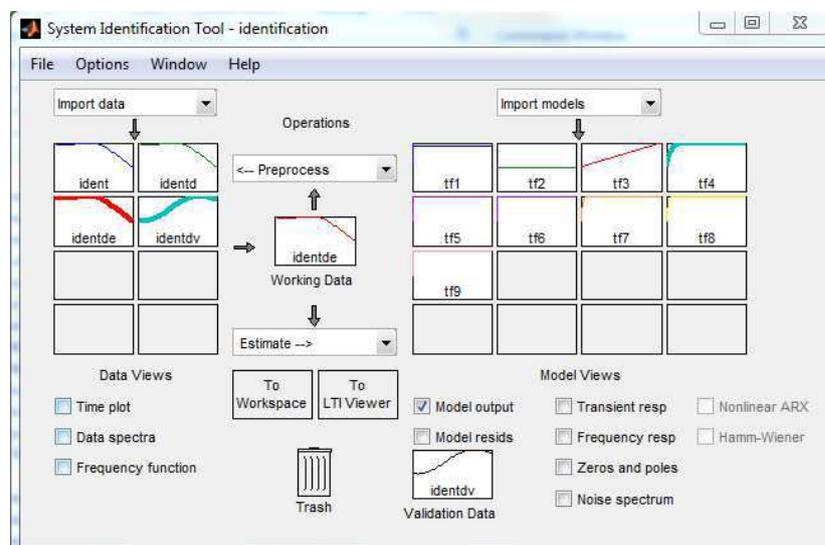
Figura 3.14 – Janela para escolha dos parâmetros das funções de transferências



Nesta janela, estimam-se os valores dos pólos e dos zeros das funções de transferências. O resultado aparece na janela principal do *ident*, como mostra a Figura 3.15.

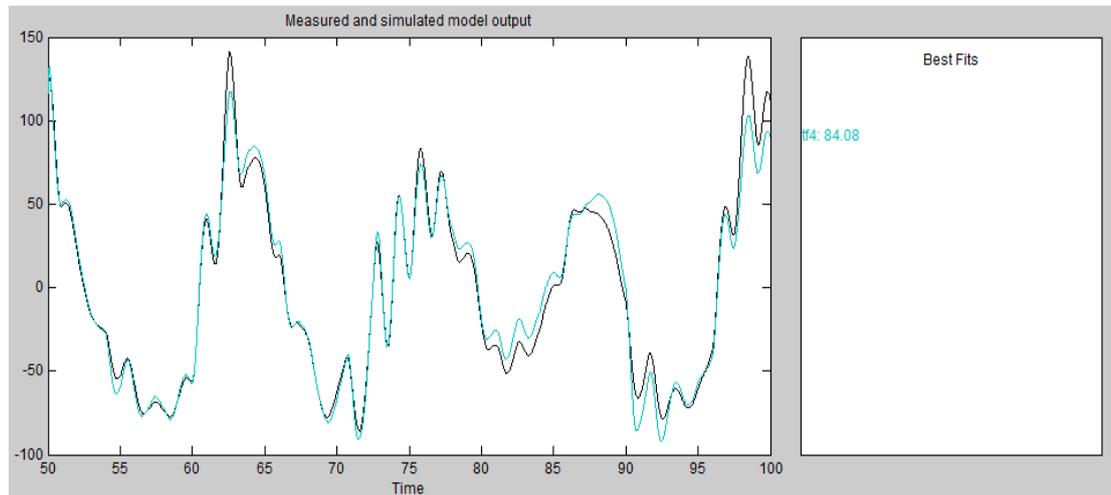
Observa-se que a opção *Continuous-time* está marcada, indicando que a função de transferência do modelo tem a seguinte forma, $Y(s) = \frac{num(s)}{den(s)}U(s) + E(s)$. Onde, $Y(s)$, $U(s)$ e $E(s)$ representam a transformada de Laplace da saída, entrada e ruído, respectivamente; e, $num(s)$ e $den(s)$ o numerador e denominador do polinômio que define a relação entre as entradas e as saídas.

Figura 3.15 – Janela principal do *ident* com os modelos propostos



4. A visualização dos modelos é feita utilizando a opção *Model Views*. Ao marcar a caixa de seleção da opção *Model output*, é possível ver a saída do modelo graficamente, como mostra a Figura 3.16.

Figura 3.16 – Gráfico da saída do modelo, medida e simulada, para a variável y1.



O Gráfico apresentado na Figura 3.16 mostra a saída do modelo y1 da função de transferência. No caso de sistemas com múltiplas saídas, as demais saídas do modelo podem ser observadas no menu *Channel*, escolhendo-se a saída desejada.

Em todos os casos, o percentual das variações de saída que são reproduzidas pelo modelo é exibido ao lado do gráfico. Um número mais alto significa um modelo melhor. A definição precisa do ajuste (quadro do lado direito da Figura 3.11, *Best Fits*) é:

$$\text{FIT} = [1 - \text{NORM}(Y - \text{YHAT}) / \text{NORM}(Y - \text{MÉDIA}(Y))] * 100$$

Onde Y é a saída medida e YHAT é o resultado do modelo simulado/previsto.

5. Após encontrar o melhor resultado para o modelo, envia-se o resultado para a área de trabalho do MATLAB utilizando a função *To workspace*. As funções de transferência ficarão disponíveis.

Para a concepção do controlador preditivo baseado em modelo, converte-se as funções de transferências para o modelo de espaço de estado, através da função *ss* do MATLAB, que tem a forma $\text{SYS} = \text{ss}(\text{SYS})$ e converte qualquer sistema dinâmico SYS para a representação em espaço de estados. O modelo resultante SYS é sempre da classe *ss*.

3.6 Desenvolvimento do MPC

O MPC desenvolvido neste trabalho foi realizado usando a ferramenta de controle preditivo baseado em modelo do MATLAB, o *Model Predictive Control Toolbox™* (*mpctool*). O *mpctool* fornece ferramentas para projetar, analisar e sintonizar esses tipos de controladores. Pode-se projetar e simular estes controladores usando funções de MATLAB ou blocos em Simulink e, ainda, definir e modificar o modelo de previsão, horizontes de controle e predição, restrições de entrada e saída, e pesos. O *mpctool* calcula as variáveis manipuladas ótimas (MV), resolvendo uma programação quadrática (QP).

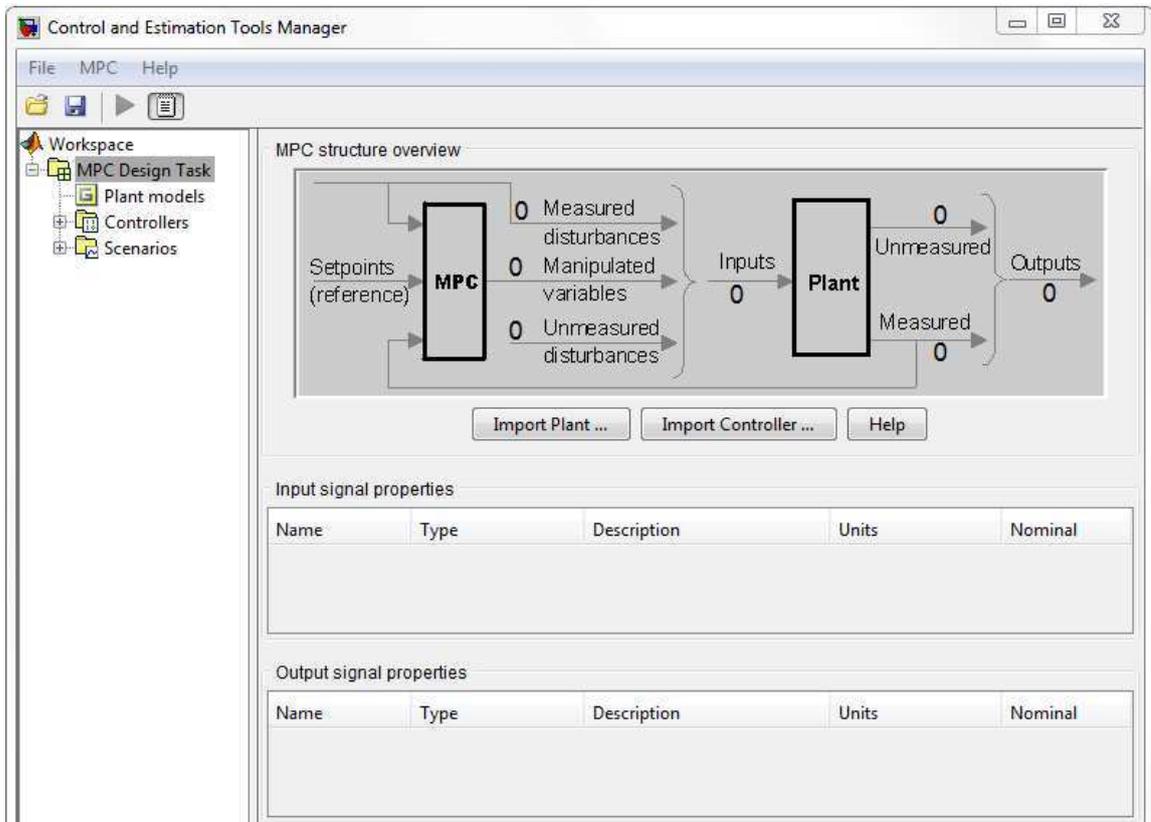
A *toolbox* permite diagnosticar problemas que podem levar a falhas em tempo de execução e oferece informações sobre como mudar os pesos e as restrições para melhorar o desempenho e a robustez. Ao executar diferentes cenários em simulações lineares e não-lineares, pode-se avaliar e ajustar o desempenho do controlador quando executado por meio do ajuste de pesos e variando as restrições.

As principais características dessa ferramenta são:

1. Projeto e simulação de controladores preditivos baseados em modelo em MATLAB e Simulink;
2. Personalização de restrições e pesos com ferramentas de acessoria para melhorar o desempenho e robustez;
3. Controle de plantas sobre uma gama de condições de funcionamento usando múltiplos controladores preditivos baseados em modelos;
4. Ajuste de tempo de execução do controlador através de alterações nas restrições e pesos;
5. Controle preditivo baseado em modelo especializado em programação quadrática (QP), solver otimizado para velocidade, eficiência e robustez.

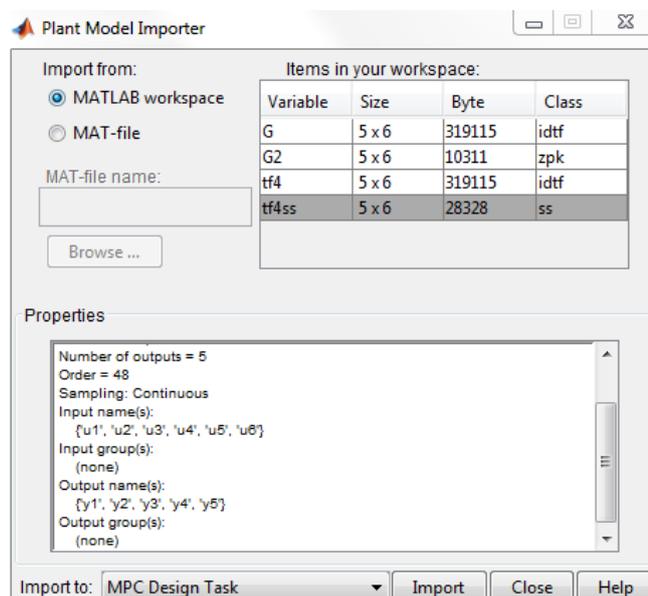
Para iniciar a *toolbox* deve-se digitar na janela de comando do MATLAB a função *mpctool*. A janela de gerenciamento das ferramentas de estimação e controle aparecerá como mostrado na Figura 3.17. Por padrão, ele nomeia a atividade de *MPC Design Task* (listado na árvore de exibição, no lado esquerdo da janela), e ao ser selecionado, apresenta a estrutura MPC mostrada à direita.

Figura 3.17 – Janela principal da ferramenta *mpctool*



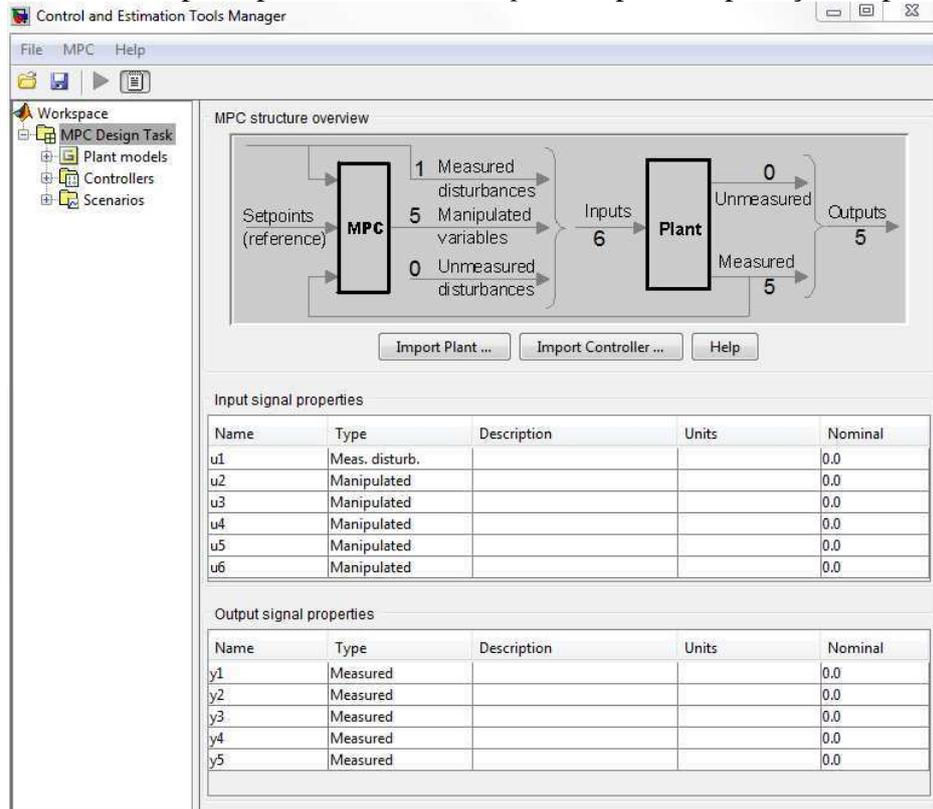
O primeiro passo do projeto é importar o modelo da planta. Suas dimensões e características do sinal definem o contexto para as etapas restantes. Pode-se carregar o modelo diretamente, conforme a Figura 3.18, ou indiretamente, através da importação de um controlador ou um projeto salvo.

Figura 3.18 – Importando o modelo da planta



Nesta janela, aparecem duas opções para a importação, neste caso, como se usa o modelo baseado em espaço de estados, seleciona-se a opção *identifications*, que é o modelo representado em espaço de estados. Após a seleção da opção desejada, clica-se no botão *Import*. Com isso, a janela principal do *mpctool* deve aparecer como mostra a Figura 3.19.

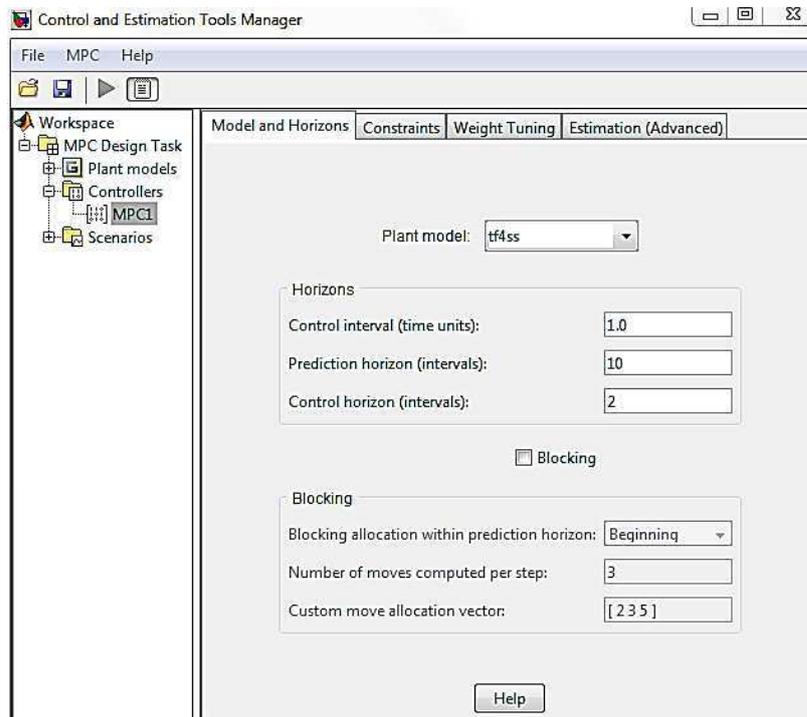
Figura 3.19 – Janela principal da ferramenta *mpctool* após a importação da planta



A exibição gráfica da Figura 3.19 indica que o modelo da planta foi importado, mostrando o número de entradas e saídas, bem como o número em cada subclasse: distúrbios medidos, variáveis manipuladas e saídas. Além disso, as propriedades do sinal de entrada e as propriedades do sinal de saída.

O próximo passo é a configuração do controlador. Seleciona-se na opção *Controllers* e no sinal + abre o sub-nó desta opção. O *mpctool* cria automaticamente um controlador e o nomeia de MPC1. Este controlador pode ser editado e nos dá acesso a três importantes parâmetros do projeto, na guia *Model and Horizons*: o intervalo de controle, o horizonte de predição e o horizonte de controle, como mostra a Figura 3.20.

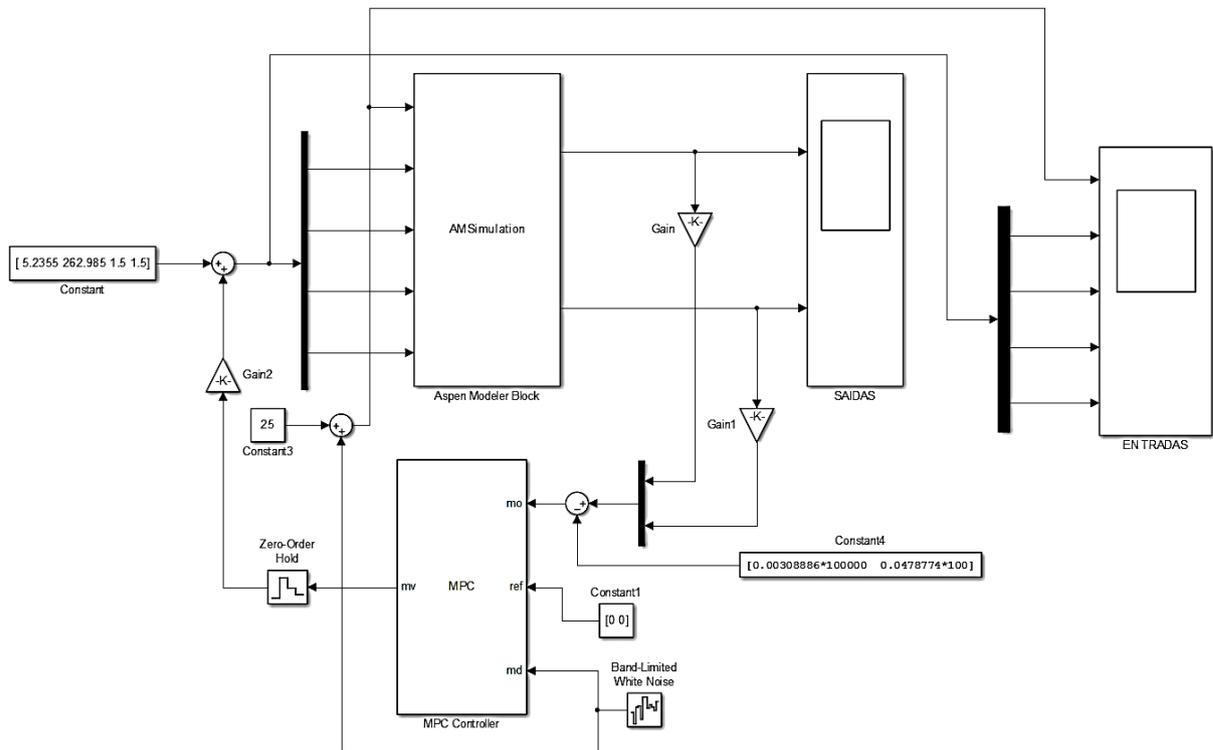
Figura 3.20 – Janela de configuração do controlador do *mpctool*



Analisando detalhadamente a Figura 3.20, observa-se a opção *Plant model*, que especifica o modelo a ser usado para as previsões do controlador. Na caixa *Horizons*, a opção ‘intervalo de controle’ (*Control interval*) define o tempo decorrido entre os ajustes sucessivos das variáveis manipuladas do controlador; a opção horizonte de previsão (*Prediction horizon*) é o número de intervalos de controle sobre o qual as saídas devem ser otimizadas; a opção horizonte de controle (*Control horizon*) define o número de intervalos de controle no qual as variáveis manipuladas devem ser otimizadas. Dessa forma, um melhor conjunto de especificações desses parâmetros proporciona melhor desempenho do controlador.

Após as modificações necessárias de configuração do controlador, usa-se a função exportar controlador, deixando-o disponível na área de trabalho do MATLAB. Depois de criado e configurado o controlador MPC, deve-se usar o simulink para implementar a estrutura em diagramas de blocos do do MPC para o processo, para tanto foi adicionado o bloco *mpc controller*. A Figura 3.21 apresenta o fluxograma desenvolvido no simulink para o desenvolvimento do MPC.

Figura 3.21 – Diagrama de blocos do MPC gerado no Simulink



Observa-se nesta figura a adição do bloco *MPC Controller*, que recebe o sinal da corrente de saída medida (*mo*), o sinal de referência (*ref*) e o sinal medido da variável distúrbio. O bloco calcula as variáveis manipuladas ótimas (*mv*) através da resolução de um programa quadrático (QP). Para usar o bloco na simulação e geração de código, deve-se especificar um objeto *mpc*, que define o modelo de controlador preditivo, que já foi projetado usando a ferramenta *mpctool* para a planta que a ser controlada. Para definir tal bloco, clica-se duas vezes e, vai aparecer a janela conforme a Figura 3.21, especifica na caixa *Parameters* o controlador MPC.

Capítulo 4

Resultados e Discussões

4.1 Identificação do Modelo

Após implementação e simulação do processo no Aspen Plus, o arquivo foi exportado para Aspen Plus Dynamics, onde foram realizados testes de dinâmica, controle e identificação do modelo do processo. A identificação do modelo é uma etapa importante na implementação de um sistema de controle e, para um sistema multivariável, é normalmente realizada a partir de um estado estacionário, no qual o processo é estimulado através das entradas (variáveis manipuladas) do processo, em malha aberta.

O procedimento de identificação, realizado neste trabalho, propõe uma abordagem diferente da que se tem visto na literatura. Enquanto o mais comum é estimular as variáveis manipuladas, a abordagem aqui proposta visa estimular o processo a partir de perturbações nos *setpoints* das variáveis controladas, em malha fechada, com o intuito de se obter uma melhor avaliação dos efeitos das variáveis controladas e manipuladas. A Tabela 4.1, lista todas as variáveis de entrada e saída usadas na determinação do modelo no domínio do tempo.

Tabela 4.1 – Variáveis de entrada e saída do processo

Variáveis de entrada		Variáveis de saída	
u1	Vazão da alimentação	y1	Nível do sump
u2	Vazão da corrente de base	y2	Nível do vaso de condensado
u3	Vazão de destilado	y3	Nível do vaso de refluxo
u4	Vazão de refluxo	y4	Xtopo
u5	Vazão de condensado	y5	Xbase
u6	Potência do compressor		

Inicialmente, fez-se a coleta dos dados a partir da simulação no Aspen Plus Dynamics. Para gerar os dados para a identificação do modelo, isto é, para se obter as funções de transferência que caracterizam as relações entre as entradas e saídas, estimulou-se o processo com perturbações do tipo PRBS, com amplitude variável.

A escolha do elemento PRBS para a identificação do sistema deve-se ao fato de que este tipo de sinal apresenta a capacidade de estimular uma longa faixa de frequências com elevada excitação, o que o torna uma perturbação muito útil na identificação, por enriquecer as informações do sinal de resposta da planta, ao menos para sistemas monovariáveis (LUYBEN, 1992; LJUNG, 1999).

As perturbações PRBS aplicadas para este caso de estudo são representadas no fluxograma pelos blocos D1, D12, D13, D2, D3, D4, D5 e D6, como mostra a Figura 4.1. Para estas perturbações, considerou-se diferentes valores da amplitude de desvio e do período, em cada variável controlada e na vazão de alimentação, como mostra a Tabela 4.2. O tempo de simulação foi de 100 horas, com tempo de amostragem de 0,02 h.

Figura 4.1 – Fluxograma da simulação dinâmica com os blocos de perturbação para a estimulação da planta

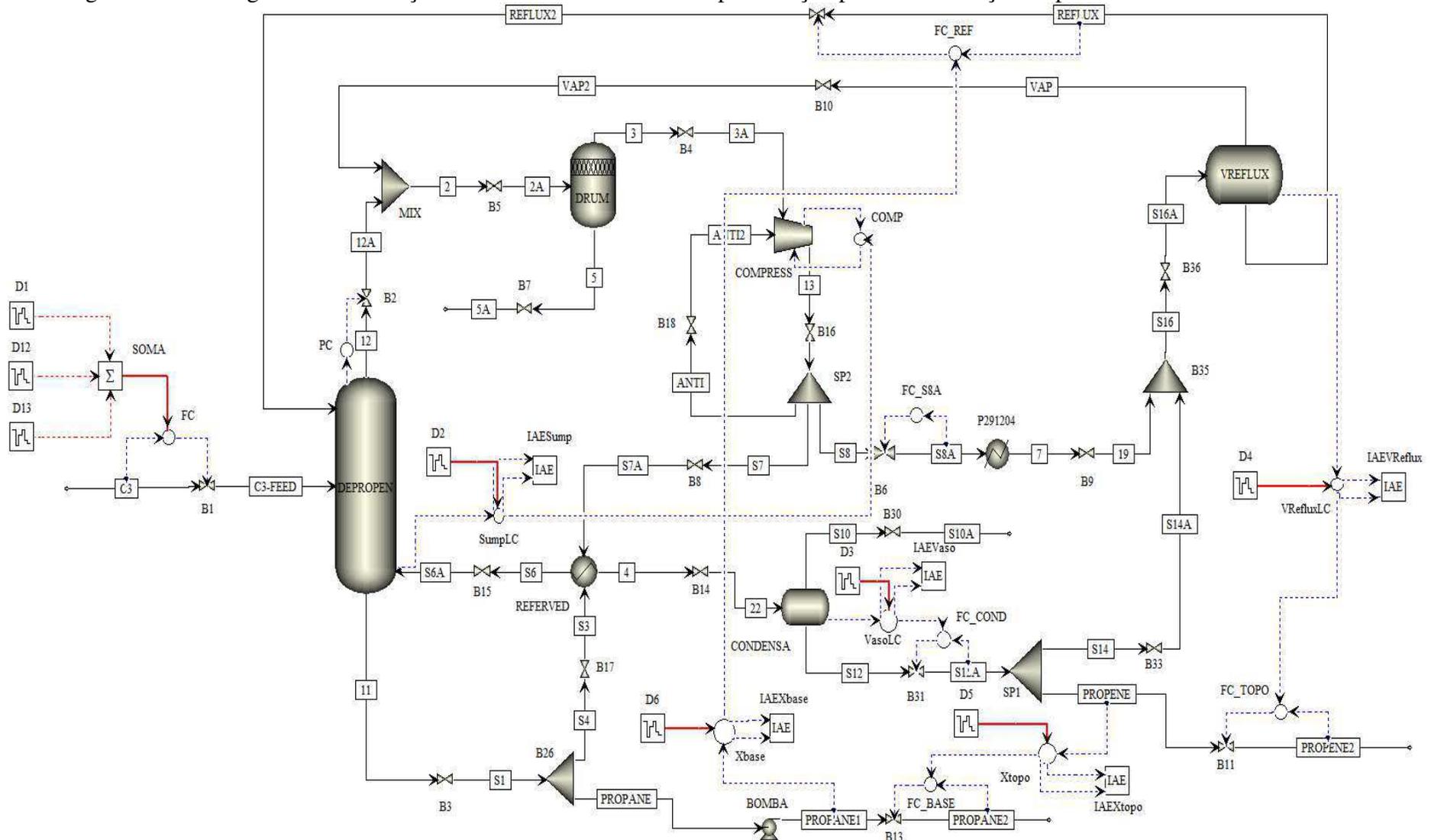


Tabela 4.2 – Amplitude de desvio e intervalos definidos para a geração de dados

Descrição	Unidade	Amplitude de Desvio		Período
Vazão de alimentação	tons/h	D1	24%	360 min
		D12	6%	30 min
		D13	12%	180 min
Nível do sump	m	D2	6%	60 min
Nível do vaso de condensado	m	D3	14%	45 min
Nível do vaso de refluxo	m	D4	10%	120 min
Xtopo	kg/kg	D5	6%	420 min
Xbase	kg/kg	D6	8%	1200 min

A vazão de alimentação recebe uma perturbação tripla devido ao fato do processo apresentar dinâmicas lentas em três níveis: os níveis do sump e do vaso de condensado apresentam dinâmica mais rápida que a dinâmica do nível do vaso de refluxo, que por sua vez apresenta dinâmica mais rápida que as composições de topo e de base. Dessa forma, o PRBS triplo tende a compensar essa diferença na dinâmica.

De posse dos dados, efetuou-se uma normalização para uma faixa finita de -1 a +1, de todas as variáveis de entrada e saída, usando a seguinte expressão:

$$x_{i,norm} = \frac{x_{max} - x_{i,atual}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4.1)$$

Onde: $x_{i,norm}$ é o valor normalizado da variável x , x_{max} é o maior valor da variável x , x_{min} é o menor valor da variável x e, $x_{i,atual}$ é o valor atual da variável x . Após a normalização dos dados, utilizou-se a ferramenta *ident* do MATLAB, para se obter o modelo do processo.

Os modelos obtidos neste trabalho são modelos lineares descritos na forma de funções de transferência de primeira e segunda ordem como mostra a Tabela 4.3. Estas funções de transferências relacionam todas as variáveis de entradas com todas as variáveis de saída do processo. A Figura 4.2 mostra as curvas de todos os modelos obtidos.

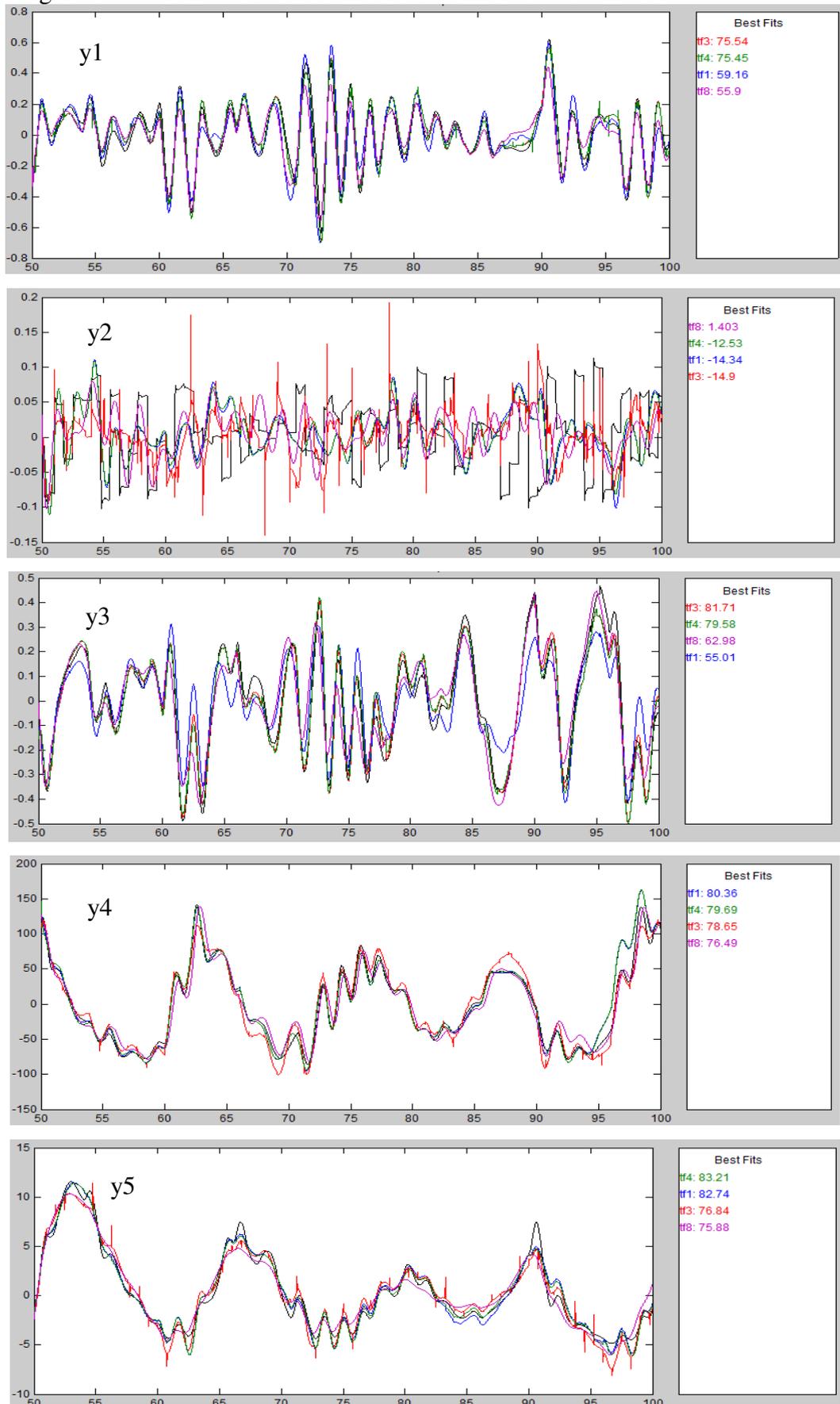
Tabela 4.3 – Funções de transferência do modelo 5X6

	u1	u2	u3
y	$\frac{-0.00035396(s + 39.11)}{(s + 0.06856)}$	$\frac{-0.17018(s + 0.4117)}{(s + 2.17)}$	$\frac{0.002391(s + 3.184)}{(s + 0.1079)}$
1			
y	$\frac{-0.079235(s - 2.367)}{(s^2 + 1.414s + 10.62)}$	$\frac{-0.07923(s - 0.1823)}{(s^2 + 1.016s + 1.811)}$	$\frac{-0.0041387(s - 1.38)}{(s^2 + 1.457s + 0.6487)}$
2			
y	$\frac{0.0040118(s + 18.31)}{(s + 0.6415)}$	$\frac{0.02327(s - 1.916)}{(s + 0.3749)}$	$\frac{0.011581(s - 5.907)}{(s + 0.3894)}$
3			
y	$\frac{23.324(s - 0.09904)}{(s^2 + 0.3075s + 0.08849)}$	$\frac{205.4(s - 0.7979)}{(s + 8.123)(s + 0.4155)}$	$\frac{-2.4779(s - 0.7371)}{(s^2 + 0.1262s + 0.4348)}$
4			
y	$\frac{1.2958(s + 0.1646)}{(s^2 + 0.194s + 0.1495)}$	$\frac{-6.3627(s - 0.8179)}{(s + 3.901)(s + 0.02732)}$	$\frac{-0.12181(s + 2.002)}{(s + 0.6127)(s + 0.02175)}$
5			
	u4	u5	u6
y	$\frac{0.0089797(s + 0.1236)}{(s + 0.8953)}$	$\frac{-0.0043395(s - 0.03471)}{(s + 0.2651)}$	$\frac{0.0024473(s - 0.6704)}{(s + 2.007)}$
1			
y	$\frac{0.015098(s + 0.04504)}{(s^2 + 0.6503s + 15.52)}$	$\frac{-0.00034465(s - 0.06654)}{(s + 0.2523)(s + 6.502e - 05)}$	$\frac{-0.0021572(s - 3.152)}{(s + 15.22)(s + 0.6169)}$
2			
y	$\frac{-0.0070262(s + 0.07386)}{(s + 0.3089)}$	$\frac{0.00023176(s + 9.151)}{(s + 0.3016)}$	$\frac{-0.0023097(s - 0.7531)}{(s + 4.686)}$
3			
y	$\frac{-1.3243(s - 0.2049)}{(s^2 + 0.3379s + 0.1034)}$	$\frac{0.44449(s - 0.833)}{(s^2 + 0.1587s + 0.3088)}$	$\frac{0.39575(s - 0.3342)}{(s^2 + 0.3293s + 0.1479)}$
4			
y	$\frac{0.43872(s - 0.0225)}{(s^2 + 1.334s + 1.114)}$	$\frac{-0.48865(s - 0.05964)}{(s + 1.568)(s + 0.239)}$	$\frac{0.01064(s + 4.467)}{(s + 1.1416)(s + 0.2708)}$
5			

Figura 4.2 – Modelos obtidos utilizando a ferramenta *ident*

A escolha do modelo foi feita utilizando um dos critérios de análise de modelo do *ident*, o *Model output*. Esta opção de análise mostra a saída simulada dos modelos selecionados em conjunto com a saída medida, como mostra a Figura 4.3. Em todos os casos, a percentagem das variações de saída, que é reproduzida pelo modelo, é exibida ao lado do gráfico, *Best Fits*. Um número maior significa um melhor modelo.

Figura 4.3 – Gráfico das saídas medidas e simuladas dos modelos



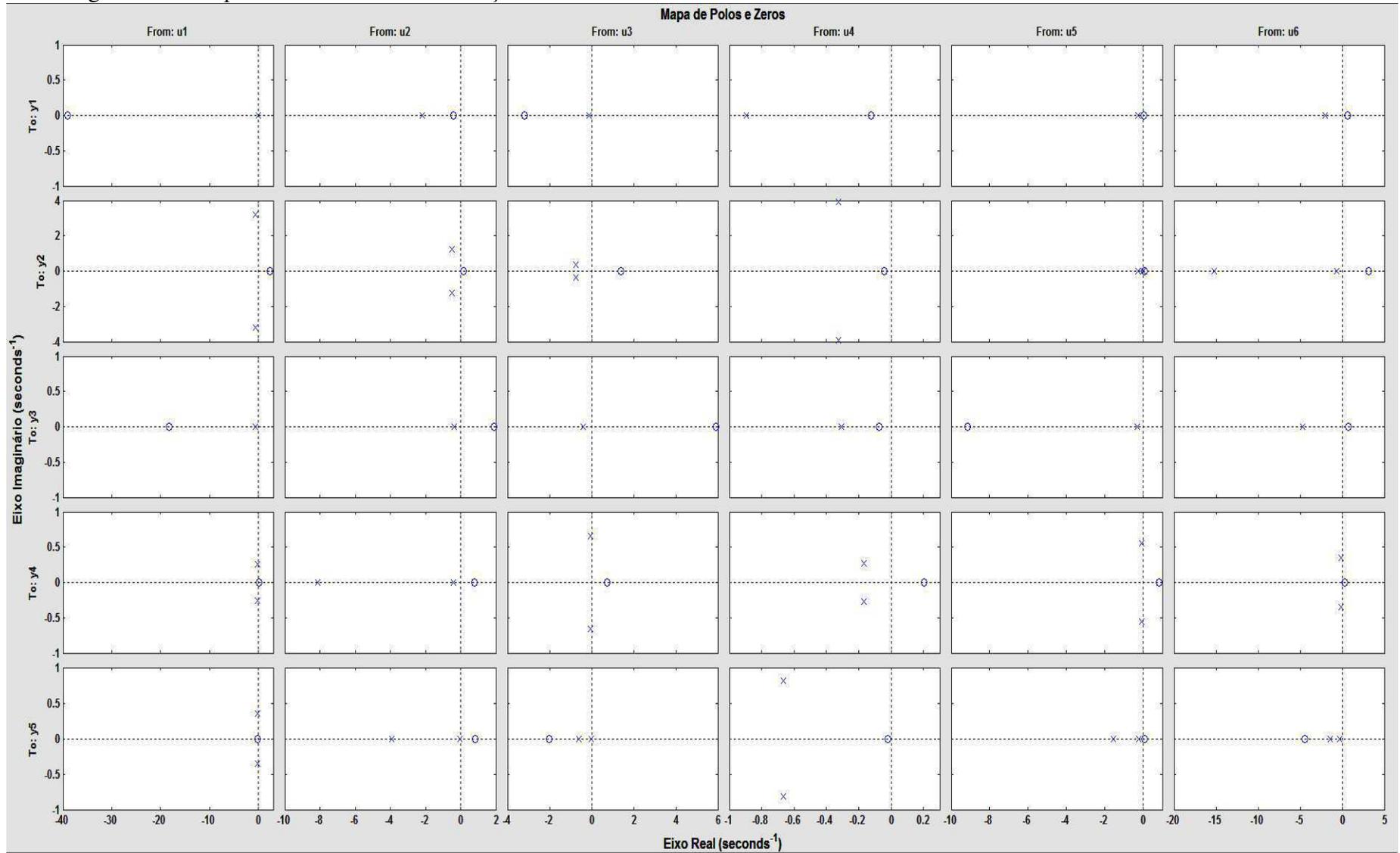
Dessa forma, o modelo escolhido considerando a melhor estimativa de ajuste dos dados foi o denominado “tf4”, como pode ser visto na Tabela 4.4.

Tabela 4.4 – Percentual de variação das saídas reproduzidas pelos modelos

Saídas do modelo	Percentual de Variação			
	tf1	tf2	tf4	Tf8
y1 (nível do sump)	59,16	75,54	75,45	55,9
y2 (nível do vaso de condensado)	-14,34	-14,9	-12,53	1,403
y3 (nível do vaso de refluxo)	55,01	81,71	79,58	62,98
y4 (Xtopo)	80,36	78,65	79,69	76,49
y5 (Xbase)	82,74	76,84	83,21	75,88

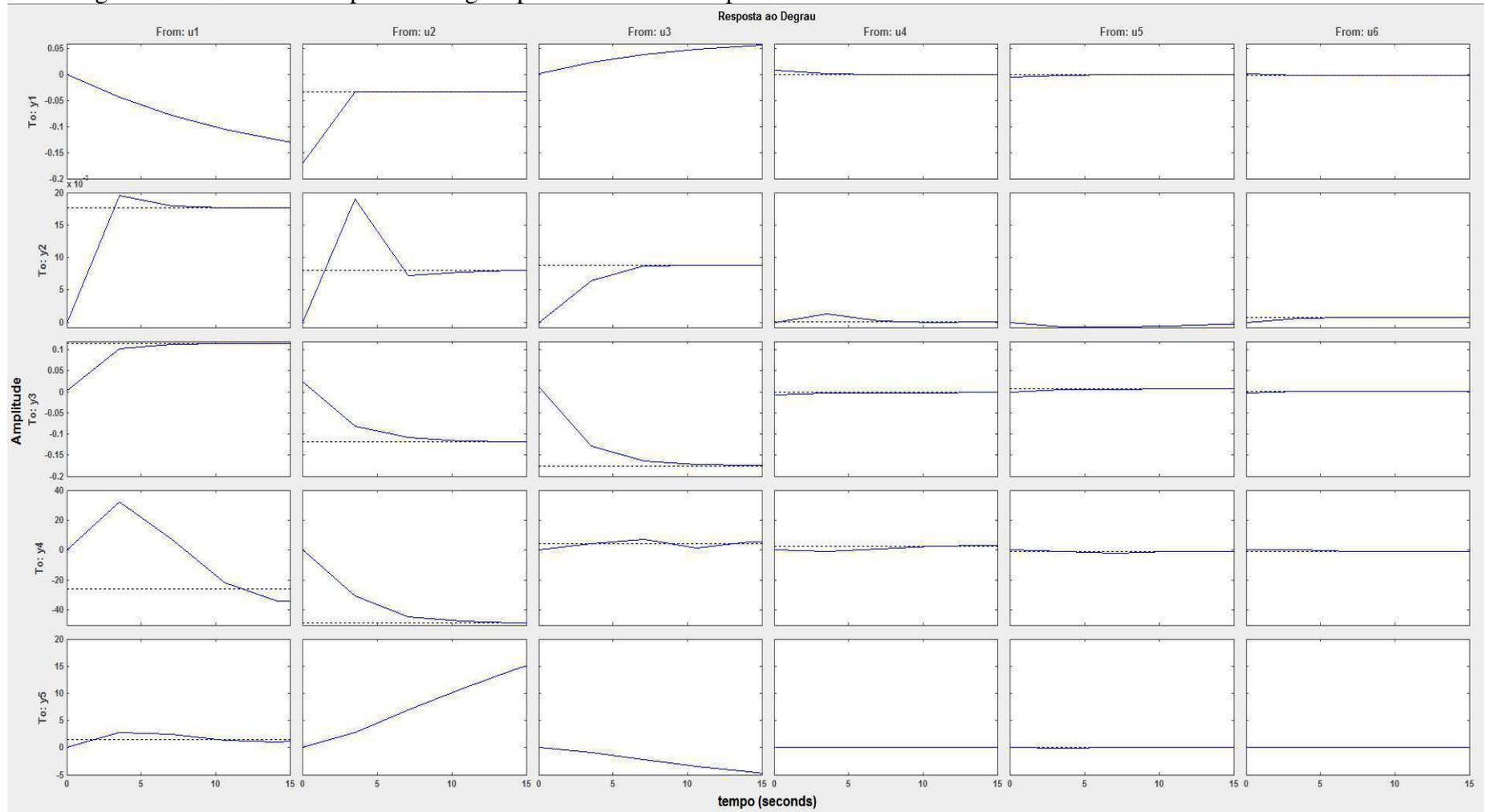
Analisando o mapa de polos e zeros das funções de transferências na Figura 4.5, observa-se que muitos pares de variáveis apresentam polos complexos, causando oscilações das variáveis no processo, o que dificulta o controle uma vez que deixa o processo instável.

Figura 4.5 – Mapa de Polos e Zeros das funções de transferências do modelo “tf4”



Outra característica importante, observada a partir do modelo, é a presença de zeros no plano direito, o que provoca resposta inversa de algumas variáveis, sendo uma indicação, também, de que o sistema é de fase não mínima, como mostra a Figura 4.6.

Figura 4.6 – Gráfico de resposta ao degrau para as variáveis do processo



4.2 Análise de Direcionalidade e Condicionamento do Sistema

A partir da matriz de funções de transferências (Tabela 4.3), resultante da identificação do sistema, foi possível obter a matriz de ganhos k , apresentada na Tabela 4.5.

Tabela 4.5 – Matriz de ganho para o modelo 5X5

	FC_BASE	FC_TOPO	FC_REF	FC_COND	COMP
SUMPLC	-0.1702	0.0024	0.0090	-0.0043	0.0024
VASOLC	-0.0792	-0.0041	0.0151	-0.0003	-0.0022
VREFLC	0.0233	0.0116	-0.0070	0.0002	-0.0023
Xtopo	205.4040	-2.4779	-1.3243	0.4445	0.3958
Xbase	-6.3627	-0.1218	0.4387	-0.4886	0.0106

A partir da matriz de ganhos da Tabela 4.5, determinou-se a matriz de decomposição em valores singulares (SVD) e o número de condicionamento do sistema. As Tabelas 4.6, 4.7 e 4.8 mostram, respectivamente, a matriz ortogonal U dos vetores singulares à esquerda, a matriz diagonal S dos valores singulares e a matriz ortogonal V dos vetores singulares à esquerda.

Tabela 4.6 - Matriz ortogonal U da SVD

-0.0008	-0.0118	0.0957	-0.4374	0.8941
-0.0004	-0.0161	0.7221	-0.5875	-0.3649
0.0001	0.0123	-0.6848	-0.6808	-0.2595
0.9995	-0.0310	-0.0002	-0.0003	0.0004
-0.0310	-0.9992	-0.0212	0.0063	-0.0079

Tabela 4.7 - Matriz diagonal S

205.5227	0	0	0	0
0	0.6507	0	0	0
0	0	0.0143	0	0
0	0	0	0.0084	0
0	0	0	0	0.0037

Tabela 4.8 – Matriz ortogonal V

0.9999	-0.0019	-0.0044	-0.0131	0.0007
-0.0120	0.3053	-0.5282	-0.7734	0.1718
-0.0065	-0.6113	0.5289	-0.5792	0.1048
0.0022	0.7293	0.6642	-0.1518	0.0630
0.0019	-0.0352	-0.0067	0.2078	0.9775

A partir da matriz dos valores singulares (S) na Tabela 4.7, calcula-se o valor do número de condicionamento, que neste caso, é igual a $55,579e+03$. Indicando que o problema está mal condicionado e que o processo é instável, ou seja, o sistema é fortemente sensível a incertezas na entrada o que dificulta o projeto do controlador.

Ainda a partir da matriz de ganhos da Tabela 4.5, determina-se a matriz de ganhos relativos (RGA), Tabela 4.9. Esta matriz mede o grau de interação entre as variáveis do sistema, e dar informações sobre qual emparelhamento das variáveis é mais adequado, ou seja, propõe um direcionamento da estrutura de controle.

Tabela 4.9 – Matriz dos Ganhos Relativos

	FC_BASE	FC_TOPO	FC_REF	FC_COND	COMP
SUMPLC	-01411	0.1876	0.5308	-0.1183	0.5412
VASOLC	-0.0494	-0.0423	0.8582	-0.0114	0.2449
VREFLC	0.0285	0.8795	-0.0988	-0.0048	0.1957
Xtopo	1.1487	-0.1010	-0.0711	-0.0145	0.0379
Xbase	0.0133	0.0763	-0.2190	1.1492	-0.0198

Dessa forma, pela matriz RGA, o melhor emparelhamento de variáveis para o modelo proposto é:

1. Controlar a o nível do sump (y1) manipulando a potência do compressor (u6);
2. Controlar nível do vaso de condensando (y2) pela manipulação da vazão de refluxo (u4);
3. Controlar o nível do vaso de refluxo (y3) manipulando a vazão de topo (u3);
4. Controlar a composição de propano no topo (y4) manipulando a vazão da base (u2);
5. Controlar a composição de propeno na base (y5) manipulando a vazão de condensado (u5);

Com isso, observou-se que o emparelhamento proposto pela RGA difere um pouco do emparelhamento proposto para a estratégia de controle clássico proposta para este trabalho. Analisando a matriz RGA mais detalhadamente, observa-se que as células cujos valores diferem de zero representam um acoplamento mais significativo entre as variáveis. As células nas quais o ganho relativo é negativo indicam que a interação é contrária à interação que os demais canais exercem sobre a controlada e devem ser evitados, pois prejudicam o desempenho do sistema. Para valores do ganho relativo próximos de um, significa que a interação da variável manipulada sobre a variável controlada é mais forte.

Dessa forma, pode-se concluir que o sistema estudado é fortemente acoplado e que uma estratégia de controle descentralizado pode não ser satisfatória para este sistema. Portanto, é mais aconselhado utilizar uma estrutura de controle centralizado multivariável (MPC).

4.3 Estratégia de Controle Descentralizado

Esta seção apresenta a estrutura de controle descentralizada proposta para o sistema em estudo. A Tabela 4.10, apresenta a classificação das variáveis do processo em termos da utilização na estrutura de controle clássico, ou seja, as variáveis controladas e as variáveis manipuladas.

Tabela 4.10 – Classificação das variáveis do processo em controladas e manipuladas

Variáveis Manipuladas ou de Entrada	Variáveis Controladas ou de Saída
Potência do Compressor	Nível do Sump (SumpLC)
Vazão de condensado (FC_COND)	Nível do Vaso de Condensado (VasoLC)
Vazão de Destilado (FC_TOPO)	Nível do Vaso de Refluxo (VRefluxLC)
Vazão de Refluxo (FC_REF)	Composição de Propano no Topo (Xtopo)
Vazão da Base (FC_BASE)	Composição de Propeno na Base (Xbase)

A Figura 4.7, apresenta o fluxograma do processo implementado no Aspen Plus Dynamics, com a estrutura de controle clássica proposta para o processo de separação propeno-propano. O principal objetivo da coluna depropenizadora é a separação dos componentes da mistura atingindo especificações de composição de propeno no topo e na base, respectivamente, 0,996 (mínimo) e 0,05 (máximo).

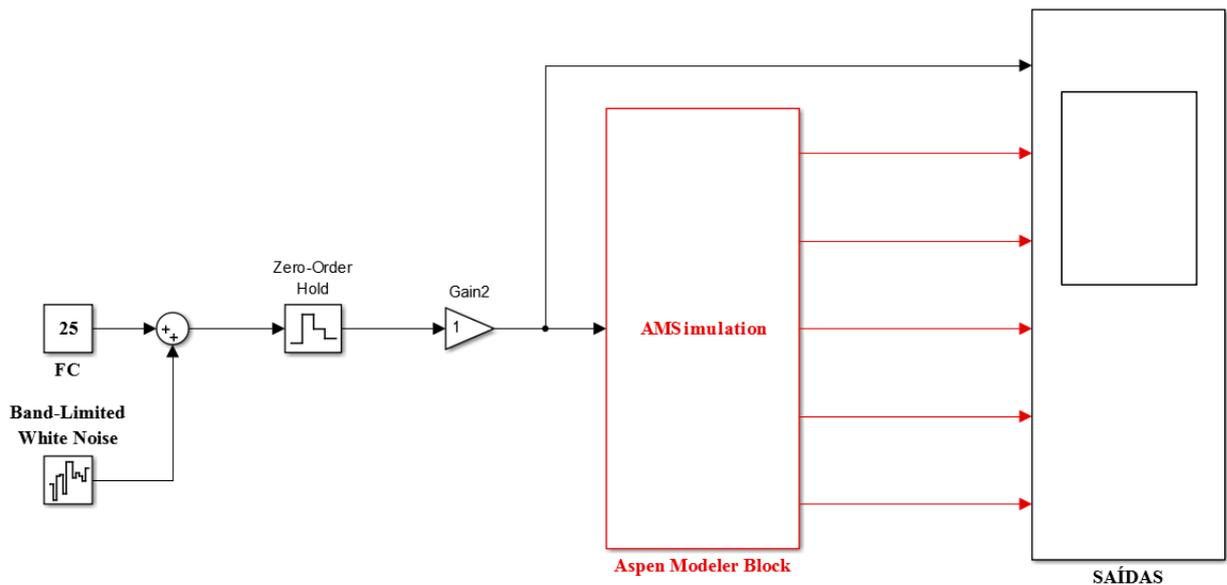
Os controladores utilizados na estrutura do controle descentralizado da Figura 4.7 são do tipo PI e foram sintonizados através de tentativa e erro. Os parâmetros dos controladores são apresentados na Tabela 4.11.

Tabela 4.11 – Parâmetros dos controladores PI da estrutura de controle descentralizado

Controlador	Ação	Ganho (%/%)	Tempo Integral (min)
FC	Reversa	0,5	0,3
FC_REF	Reversa	10	10
FC_COND	Reversa	20	2
FC_TOPO	Reversa	10	10
Xtopo	Direta	10	10
Xbase	Direta	0,1	20
SumpLC	Direta	1	20
VasoLC	Direta	10	2
VRefluxLC	Direta	5	20

A Figura 4.8, apresenta a estrutura de comunicação Aspen-Simulink para a obtenção dos resultados das variáveis de saída mediante uma perturbação do tipo ruído branco.

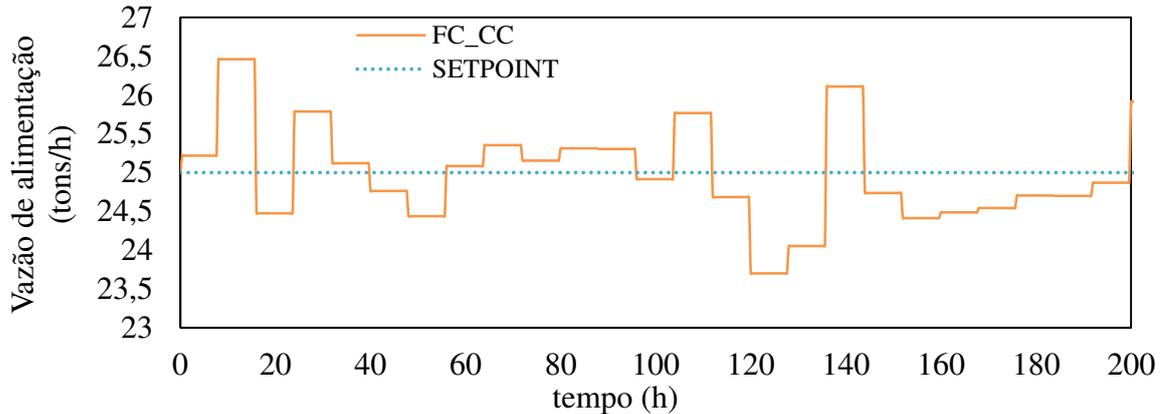
Figura 4.8 – Estrutura da comunicação Aspen-Simulink para o controle descentralizado



O bloco *Band-Limited White Noise* na Figura 4.8, é o bloco que caracteriza o distúrbio do processo, é um ruído branco. Na prática, os sistemas físicos nunca são perturbados pelo

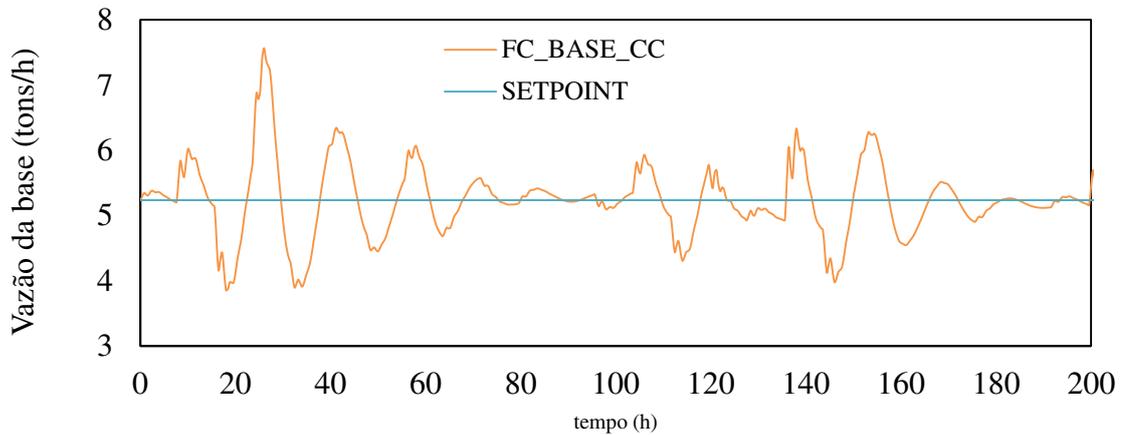
ruído branco, mas este tipo de ruído representa uma boa aproximação teórica do que acontece em sistemas reais. O distúrbio foi aplicado na vazão de alimentação, que é a variável distúrbio do processo, gerando uma perturbação de amplitude aleatória com desvio máximo de $\pm 6\%$, tempo de amostragem 0,4 horas e período de 8 horas (480 min), representada na Figura 4.9.

Figura 4.9 – Comportamento da vazão de alimentação (FC_CC) após o distúrbio

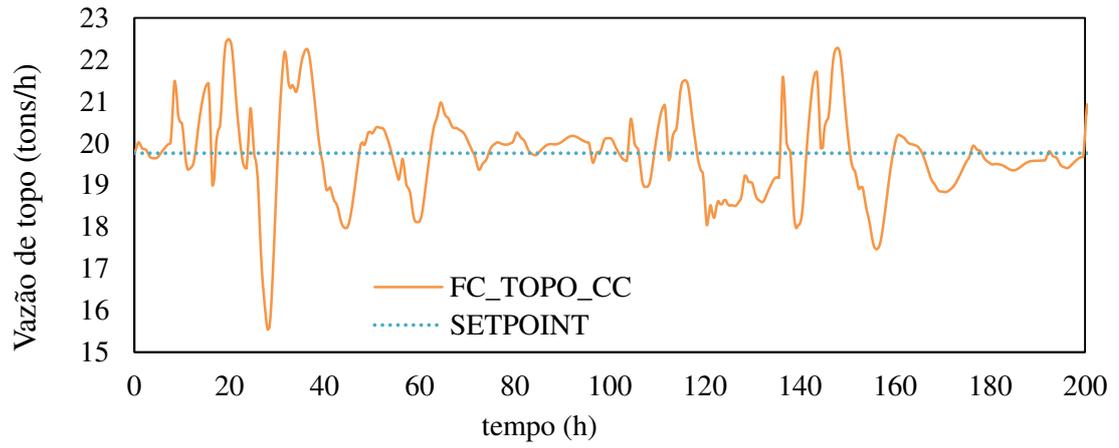


A seguir, pode-se observar graficamente o comportamento das variáveis manipuladas (Figura 4.10) e das variáveis controladas (Figura 4.11) mediante o distúrbio na vazão de alimentação para o controle clássico.

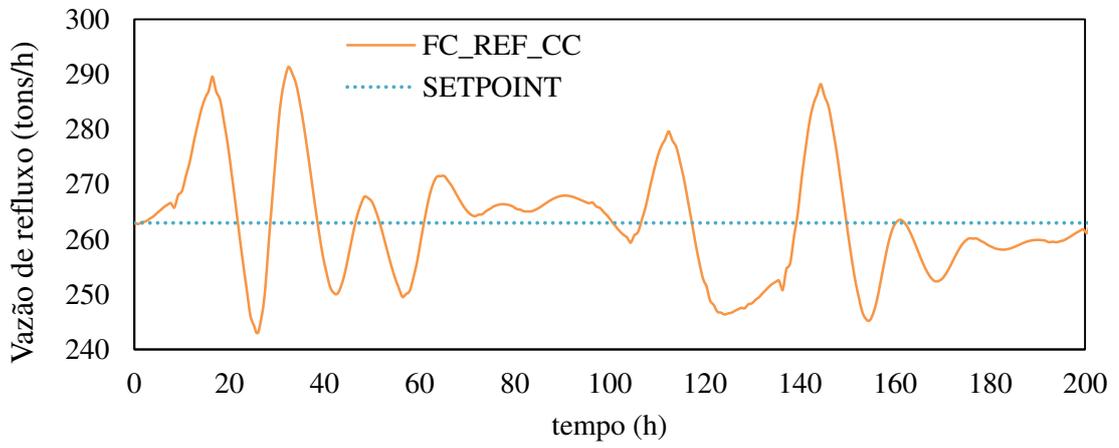
Figura 4.10 – Comportamento das MV's mediante distúrbio na vazão de alimentação do processo



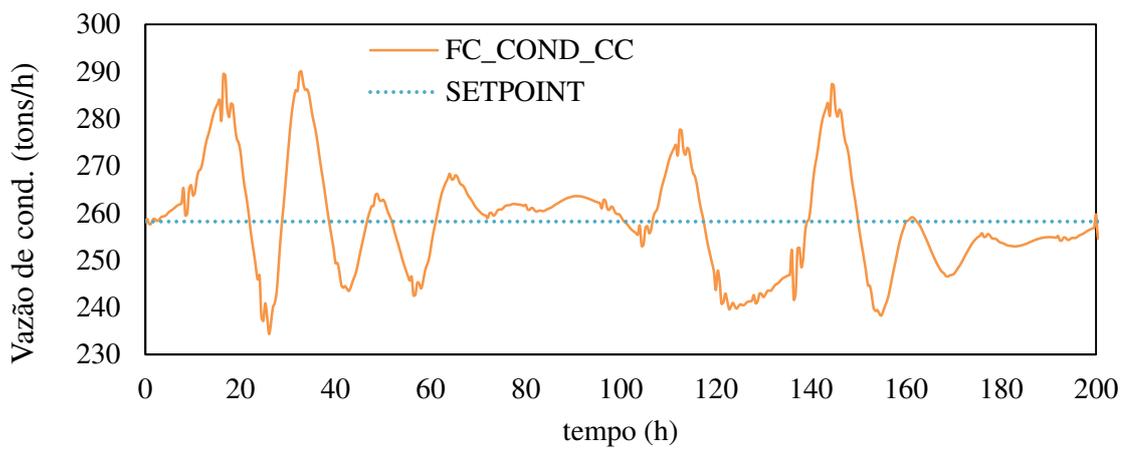
(a)



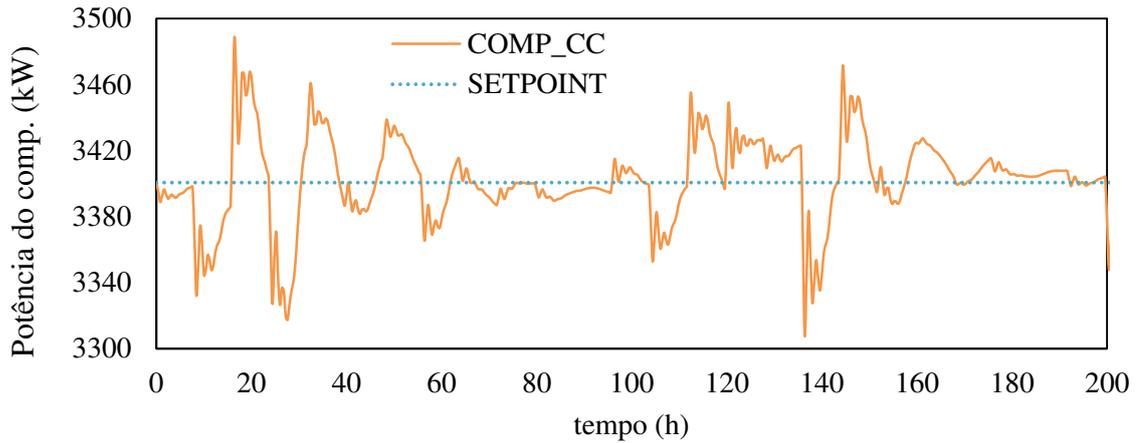
(b)



(c)



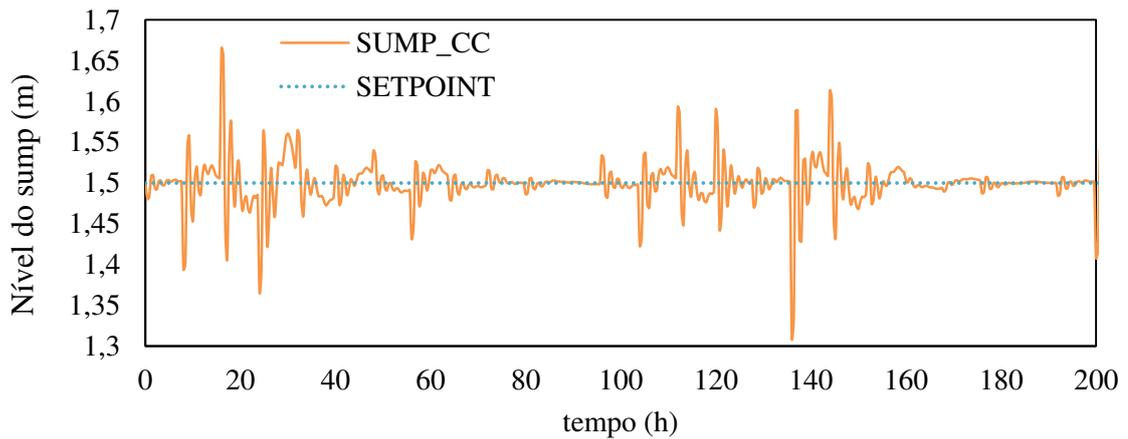
(d)



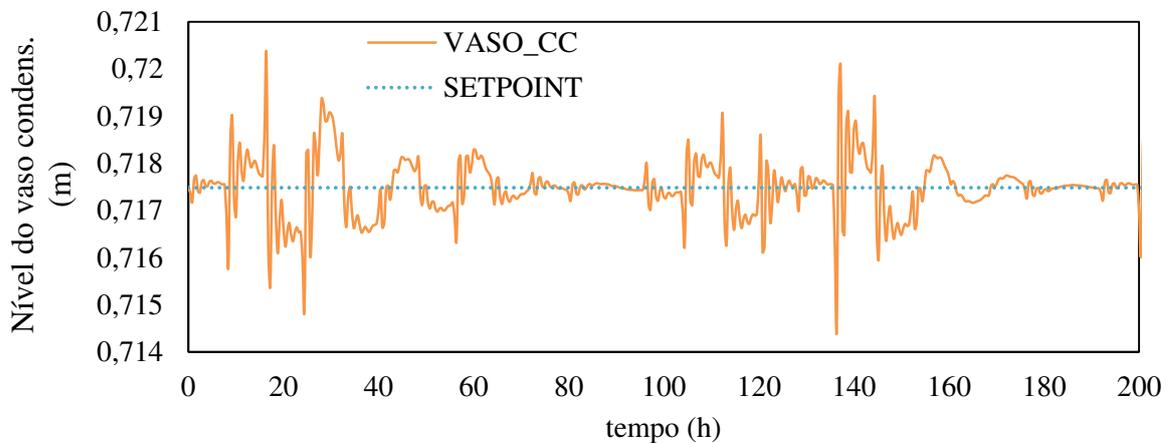
(e)

A partir da Figura 4.10 observa-se que todas as MV's sofrem alterações significativas quando a variável distúrbio é estimulada.

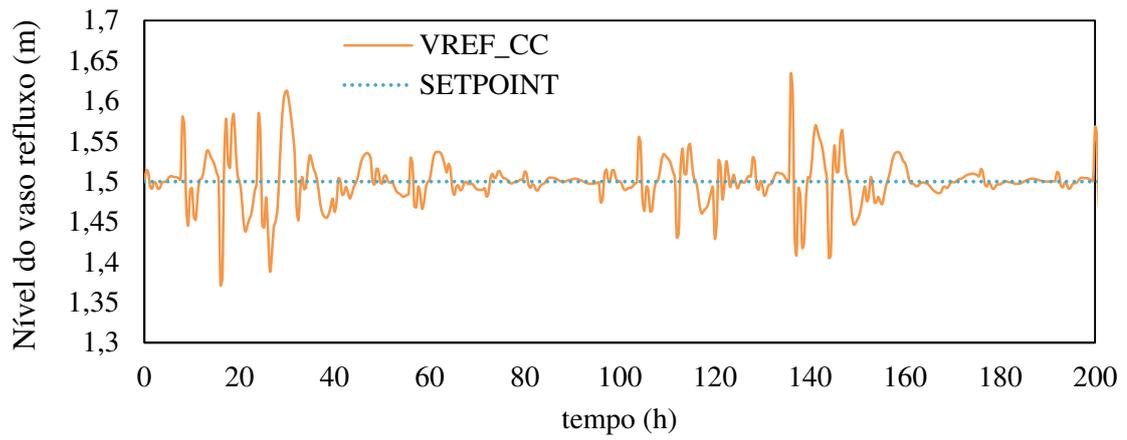
Figura 4.11 – Comportamento das CV's mediante distúrbio na vazão de alimentação do processo



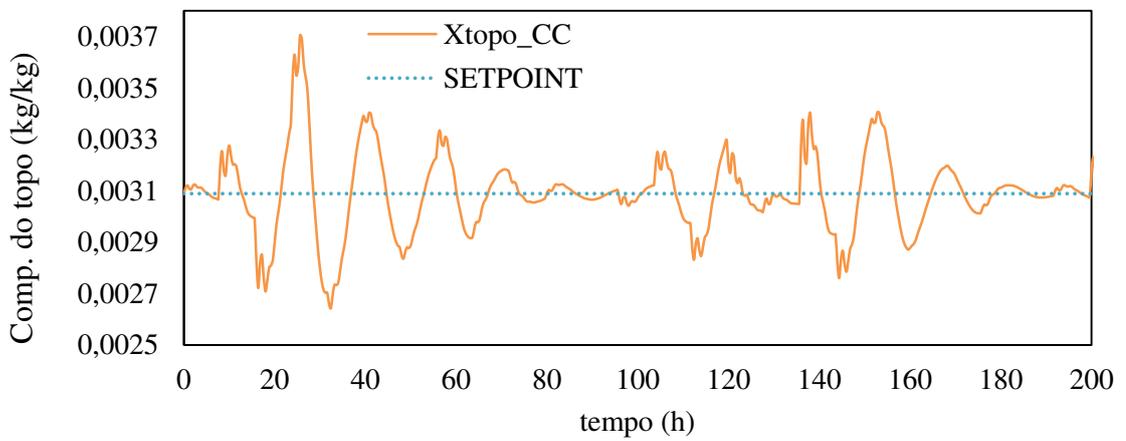
(a)



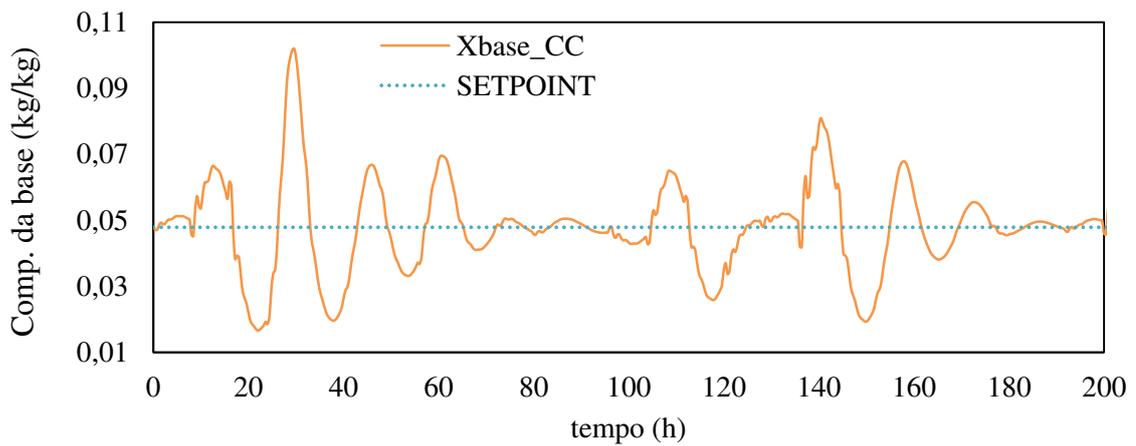
(b)



(c)



(d)



(e)

As variáveis controladas mativeram-se próximo dos seus respectivos setpoints. Observa-se nas Figuras 4.11 (a), (b) e (c) que os níveis sofreram variações discretas quando a vazão de alimentação foi perturbada. As Figuras 4.11 (d) e (e) mostram as curvas das composições de topo e de base; é possível observar que as composições sofrem alterações

significativas ao longo da simulação, mas que a partir do tempo 180 horas, elas conseguem se manter e ficam com os seus valores próximo aos setpoints.

4.4 Estratégia de Controle MPC

As principais variáveis controladas deste processo são a Composição de Propano no Topo (X_{topo}) e a Composição de Propeno na Base (X_{base}). Enquanto que o Nível do Sump, o Nível do Vaso de Condensado e o Nível do Vaso de Refluxo ($V_{RefluxLC}$) são variáveis controladas secundárias. No entanto a estabilidade da planta depende do controle dos níveis citados. Para alcançar uma condição de estabilidade, é necessário usar três variáveis manipuladas, que tem como consequência a redução do grau de liberdade para o controle da planta. Por outro lado, a especificação de níveis constantes não é uma condição necessária para a manutenção da estabilidade da planta. Os níveis podem variar numa faixa com limites de segurança, tornando flexível e não rigoroso o seu controle.

Foi observado que existe uma correlação entre os níveis e as composições em resposta a distúrbios na alimentação. Desta forma, pode-se utilizar esta correlação como proposta para aumentar o grau de liberdade do sistema, com objetivo de melhorar o desempenho das composições, em detrimento do controle de níveis. Indiretamente estaremos utilizando as variáveis manipuladas, que originalmente são usadas no controle de nível, para o controle das composições. As variáveis manipuladas das malhas dos níveis voltam a sua função original quando os níveis alcançarem os limites de segurança. Esta é uma estratégia do tipo *override*.

Da análise de controlabilidade e sensibilidade realizada para o processo, foi sugerido que o modelo identificado 5X5 não estava bem condicionado e que um controlador baseado nesse modelo seria de difícil controle e baixo desempenho. De fato, os testes realizados utilizando esse modelo não apresentaram resultados satisfatórios. Os níveis, enquanto variáveis controladas, saturam para o mínimo ou para o máximo impedindo que a simulação continuasse.

Dessa forma, devido às análises feitas e os resultados insatisfatórios para este modelo, e baseando-se na correlação entre os níveis e as composições, foi proposta uma nova estrutura de controle. A Tabela 4.12, apresenta a classificação das variáveis do processo em termos da utilização na estrutura MPC, ou seja, as variáveis de entrada (MV's) e as variáveis de saída (CV's).

Tabela 4.12 – Classificação das variáveis do processo em MV's e CV's para o MPC

Variáveis Manipuladas ou de Entrada	Variáveis Controladas ou de Saída
Vazão da Base (FC_BASE)	Composição de Propano no Topo (Xtopo)
Vazão de Refluxo (FC_REF)	
Nível do Sump (SUMP)	Composição de Propeno na Base (Xbase)
Nível do Vaso de Refluxo (VREF)	

Observa-se na Tabela 4.12 que as MV's e as CV's escolhidas para a estrutura do controlador MPC são diferentes das escolhidas para a estratégia de controle descentralizado. Observou-se que o controlador do nível do vaso de condensado (VasoLC) deve ser mantido no modo automático e os níveis do sump da coluna (SumpLC) e do vaso de refluxo (VRefluxLC) devem atuar como variáveis manipuladas e não como variáveis controladas, tornando o processo mais estável e garantindo um melhor controle das composições de topo e base.

A estrutura de controle utilizada para o MPC seguiu igual à estrutura proposta para o controle descentralizado, isto é, todos os controladores de vazão permaneceram e os níveis estão em cascata com os controladores de vazão, o que difere é que os controladores de composição de topo e de base foram retirados do fluxograma para a estratégia MPC.

Dessa forma, foi necessário realizar uma nova identificação para se utilizar um modelo 2X4 para nova estratégia de controle MPC proposta. A Figura 4.12 apresenta as saídas medidas e simuladas do novo modelo 2X4.

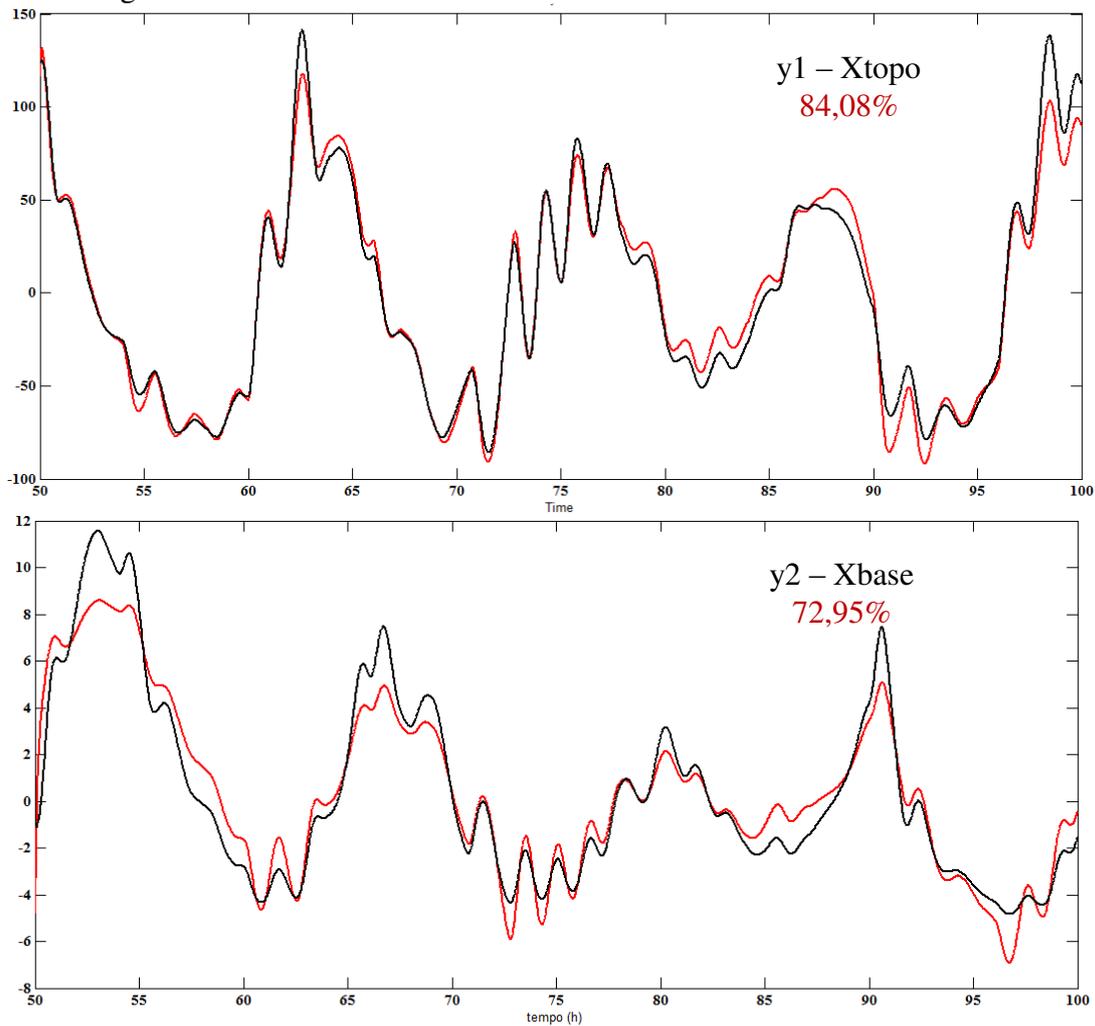
Os valores do percentual das variações das saídas que são reproduzidas pelo modelo, representados pela melhor percentagem de estimativa foram 84,08% para y_1 e 72,95% para y_2 . Isso significa que o modelo ajustou bem os dados simulados aos dados medidos, representando um bom modelo para a estratégia de controle MPC.

Para esta nova estratégia proposta, o modelo se mostrou bem condicionado e o processo estável. O número de condicionamento determinado através da matriz diagonal de valores singulares (S) foi igual a 1,7709. A Tabela 4.13 mostra a matriz diagonal S.

Tabela 4.13 – Matriz diagonal S para o modelo 2X4

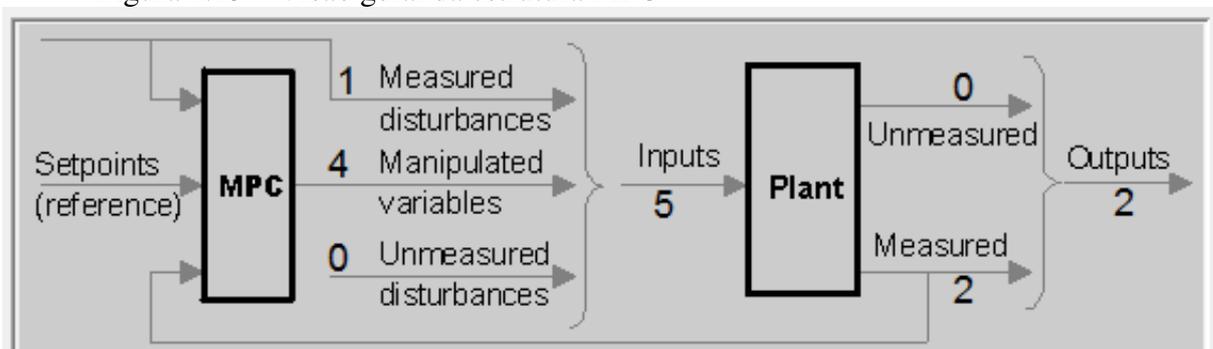
	FC_BASE	FC_REF	SUMP	VREF
Xtopo	32,6326	0	0	0
Xbase	0	18,4275	0	0

Figura 4.12 – Gráfico das saídas medidas e simuladas do modelo 2X4



De posse do modelo, foi possível projetar o controlador MPC utilizando a toolbox do matlab *mpctool*, como mencionado. Após importação do modelo da planta, em espaço de estados, configurou-se os parâmetros do controlador. A Figura 4.13 apresenta a tela da estrutura MPC gerada pela ferramenta de gerenciamento de estimativa e controle (*mpctool*).

Figura 4.13 – Visão geral da estrutura MPC



O controlador MPC é composto por uma variável distúrbio (vazão de alimentação), quatro variáveis manipuladas (vazão da base, vazão de refluxo, nível do sump e nível do vaso de refluxo) e duas saídas (composição do propano no topo e composição de propeno na base).

Importado o modelo, foram definidos os parâmetros de horizontes (Tabela 4.14), as restrições nas variáveis manipuladas (Tabela 4.15) e foi realizada uma sintonia dos pesos das entradas e saídas, cujos valores encontram-se na Tabela 4.16. Optou-se por não especificar restrições nas variáveis de saída, uma vez que essa opção deixa o problema mais complexo e torna mais rigoroso o problema de otimização que o controlador vai resolver internamente, dificultando a sintonia dos parâmetros.

Tabela 4.14 – Valores dos parâmetros dos horizontes do controlador MPC

Horizontes	
Intervalo de controle (unidades de tempo)	0,8
Horizonte de predição	51
Horizonte de controle	30

Tabela 4.15 – Valores das restrições nas variáveis manipuladas do MPC

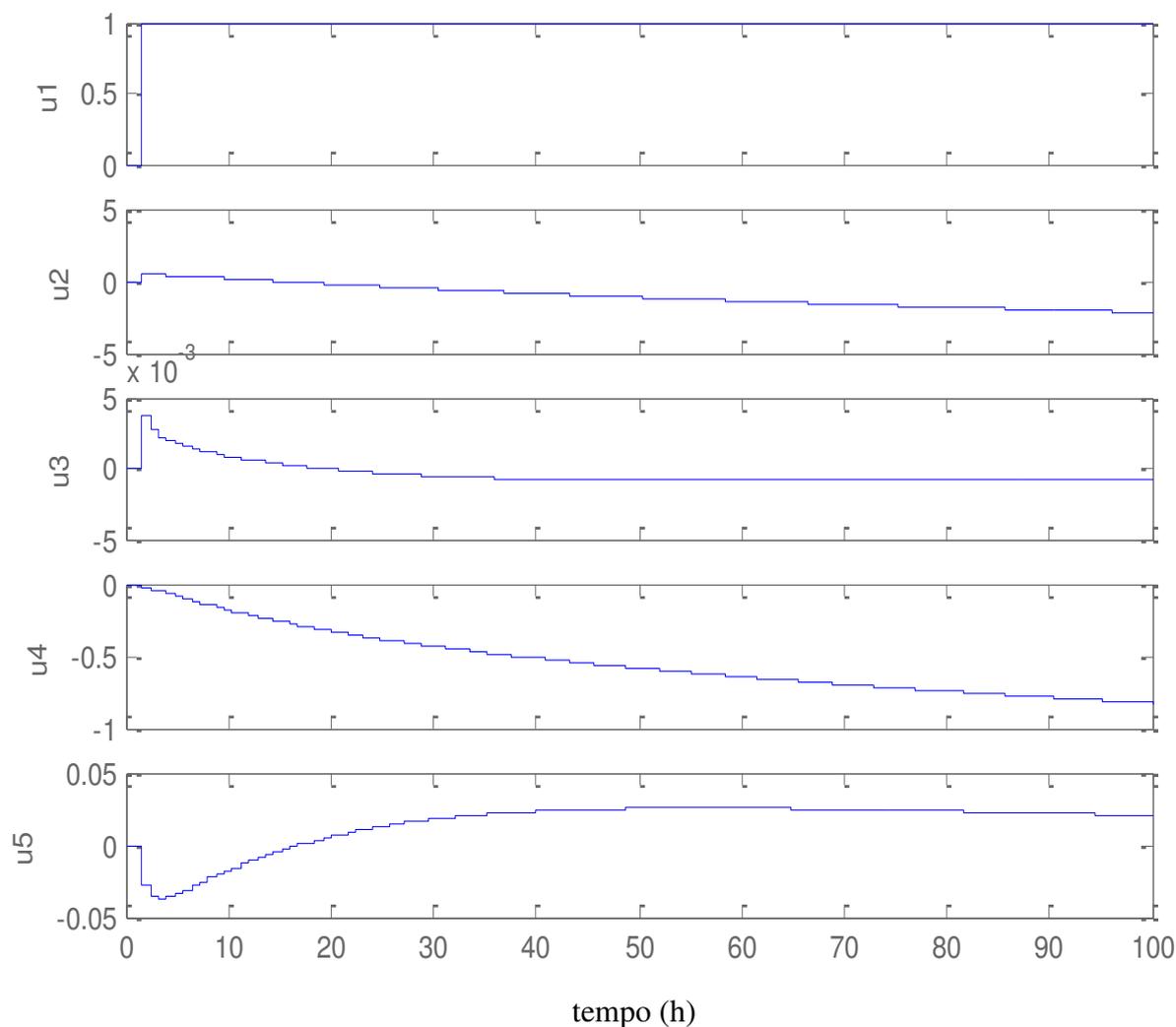
Variáveis Manipuladas	Unidades	Setpoint	Valor Mínimo	Valor Máximo
u1 FC_BASE	tons/h	5,2355	2	8
u2 FC_REF	tons/h	262,985	230	290
u3 SUMP	m	1,5	0,5	2,5
u4 VREF	m	1,5	0,5	2,5

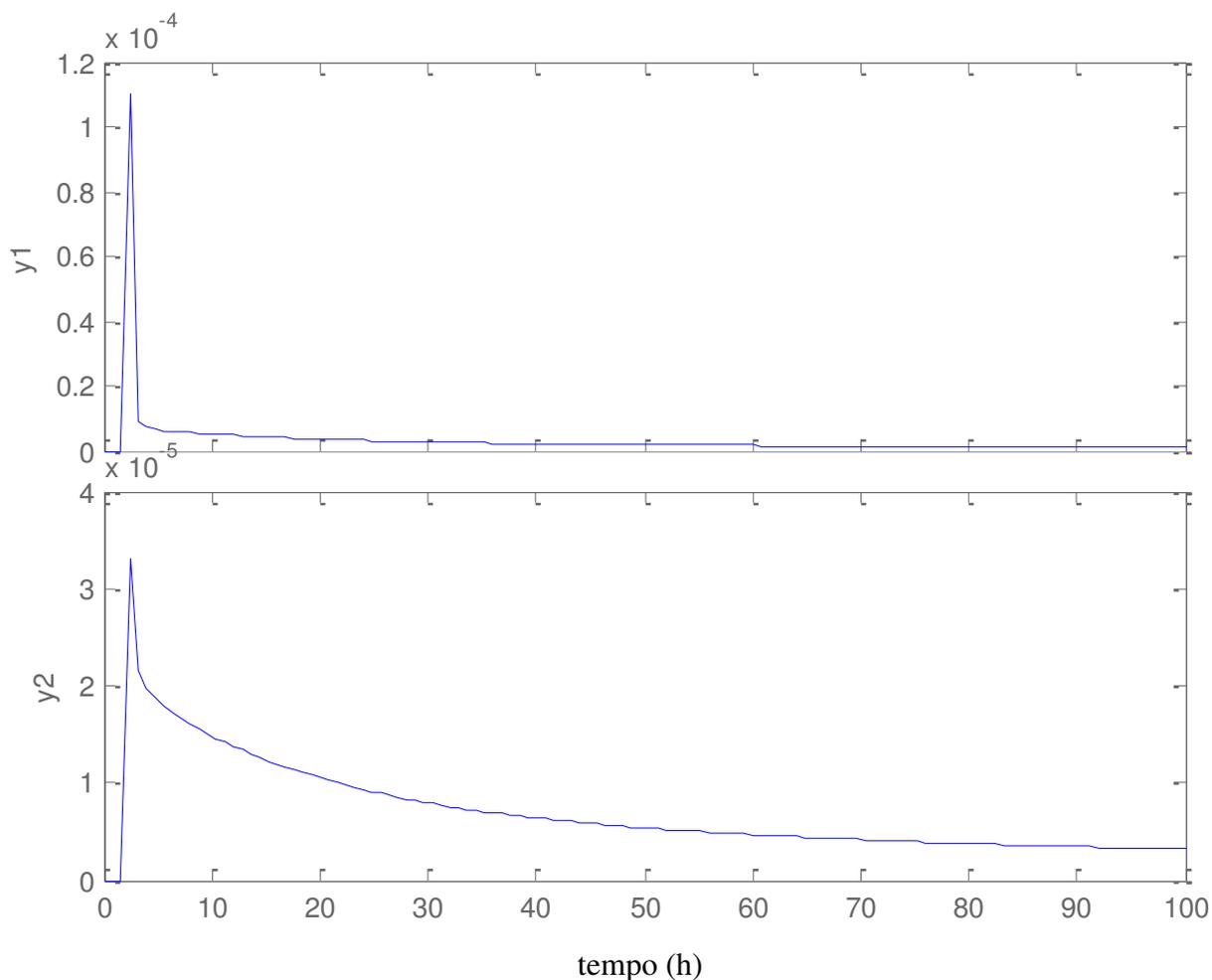
Tabela 4.16 – Pesos das variáveis de entrada e de saída do controlador MPC

Variáveis de entrada	Unidades	Weight	Rate Weight
u1 FC_BASE	tons/h	0	0,025
u2 FC_REF	tons/h	0.0448	0,044
u3 SUMP	m	0	0,95
u4 VREF	m	0	0,1
Variáveis de saída	Unidades	Weight	
y1 Xtopo	kg/kg	0,7	
y2 Xbase	kg/kg	1,5	

Os pesos das variáveis de entrada e saída apresentados na Tabela 4.16, foram sintonizados através do orientador de otimização (*Tuning Advisor*). Para realizar a sintonia dos pesos do controlador, especificou-se o tempo de duração da simulação, 100 horas para o intervalo de controle 0,8 e definiu-se um distúrbio medido do tipo degrau, com amplitude um no tempo igual à uma hora. O critério de desempenho selecionado foi o cálculo do IAE, que ao final da sintonia seu valor foi igual a 0,8447. A Figura 4.14 mostra as curvas das variáveis de entrada e saída do controlador.

Figura 4.14 – Entradas (u) e saídas (y) simuladas pelo controlador MPC



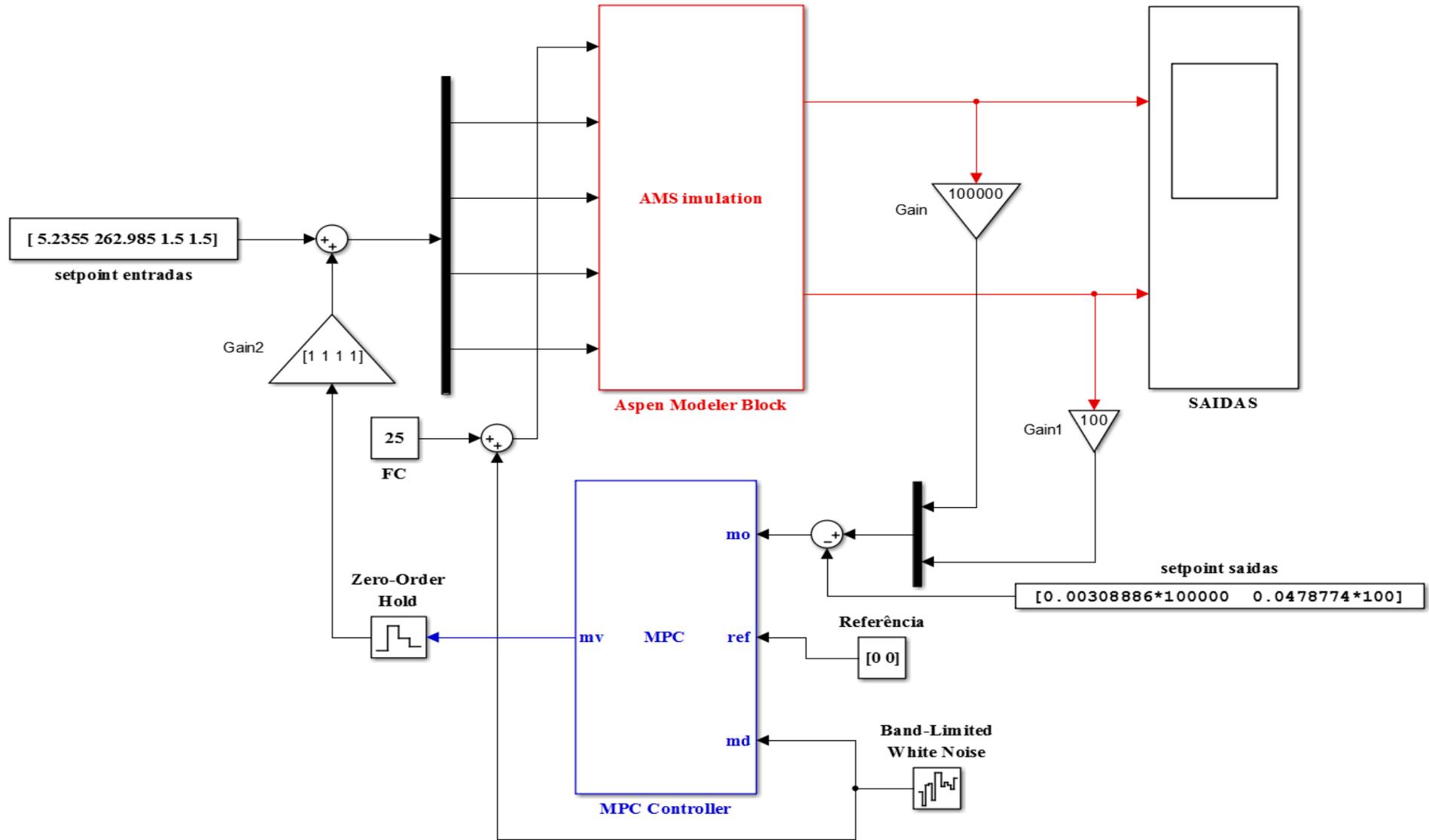


A partir da comunicação Aspen-Simulink foi possível usar o controlador MPC para controle online do processo de separação propeno/propano. A Figura 4.15 mostra o diagrama de blocos em simulink da comunicação entre os softwares. O bloco que define o controlador MPC é o bloco *MPCcontroller*, em azul. O bloco em vermelho, *Aspen Modeler Block*, é o bloco de comunicação direta entre o Aspen e o Simulink.

Foram realizadas duas avaliações:

1. A partir da aplicação de uma perturbação do tipo ruído branco;
2. A partir da aplicação de uma perturbação do tipo degrau.

Figura 4.15 – Visão geral da estrutura de comunicação aspen-simulink para o controle online do processo a partir de uma perturbação do tipo ruído branco



1. Avaliação da estratégia de controle a partir de perturbação do tipo ruído branco

A perturbação na variável distúrbio foi igual a aplicada à estrutura de controle clássico como mostra a Figura 4.16. A planta foi simulada por 200 horas, com tempo de amostragem de 0,4 hora. As Figuras 4.17 e 4.18 apresentam a comparação entre os resultados do controle clássico e do MPC, das variáveis manipuladas e das variáveis controladas, respectivamente.

Figura 4.16 – Comparação do comportamento da variável distúrbio das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.

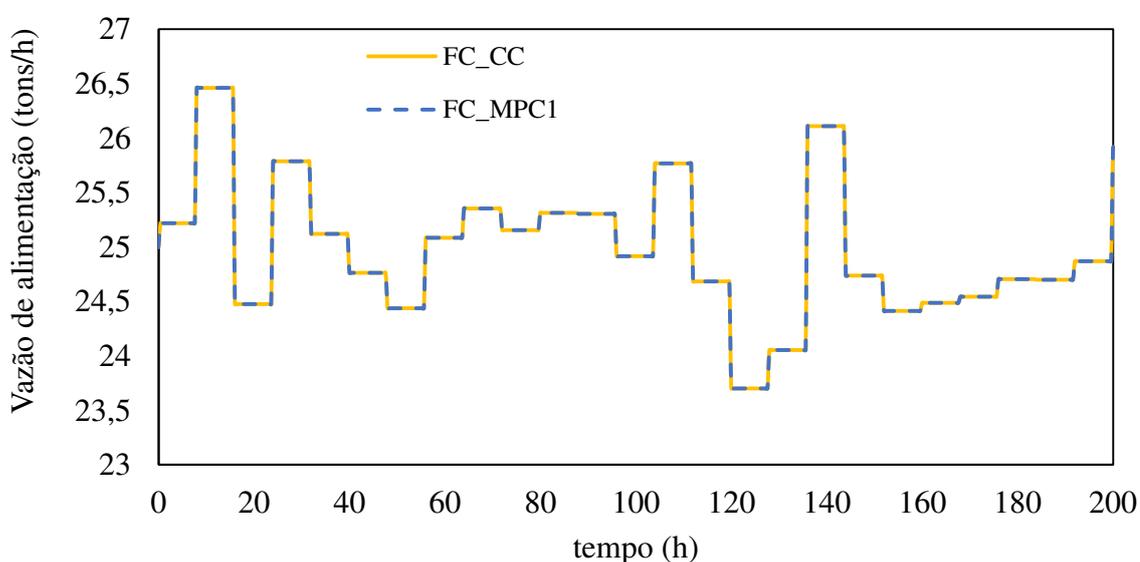
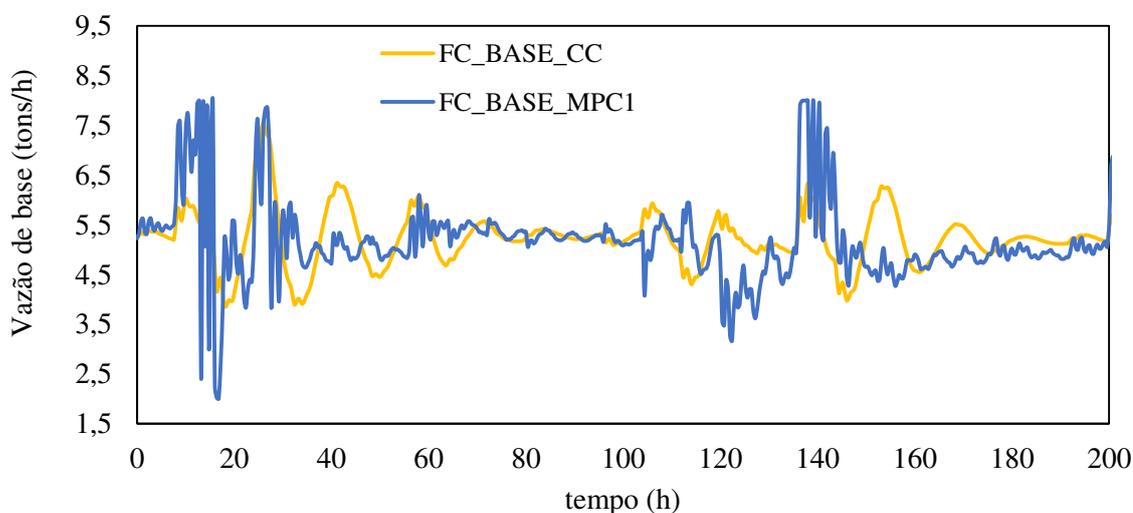
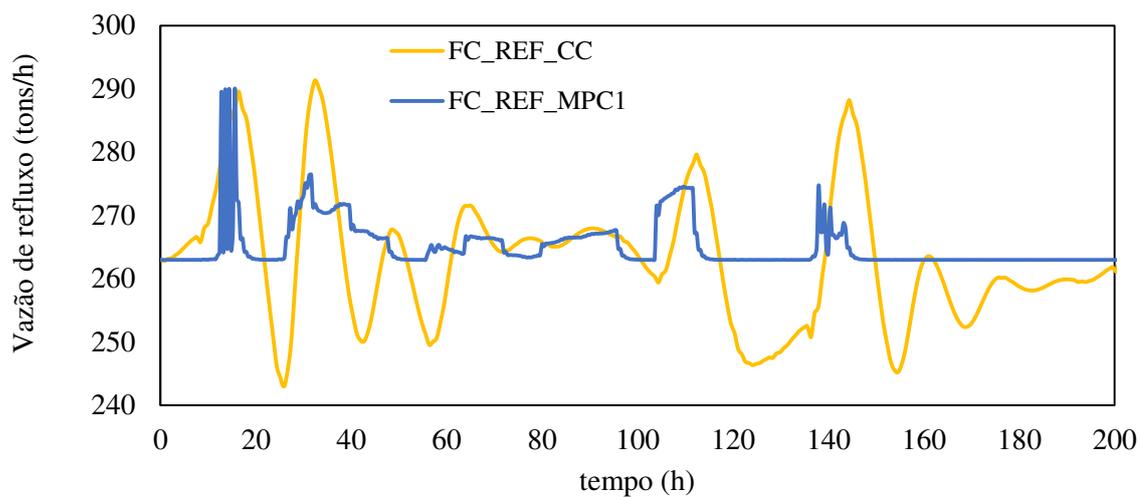


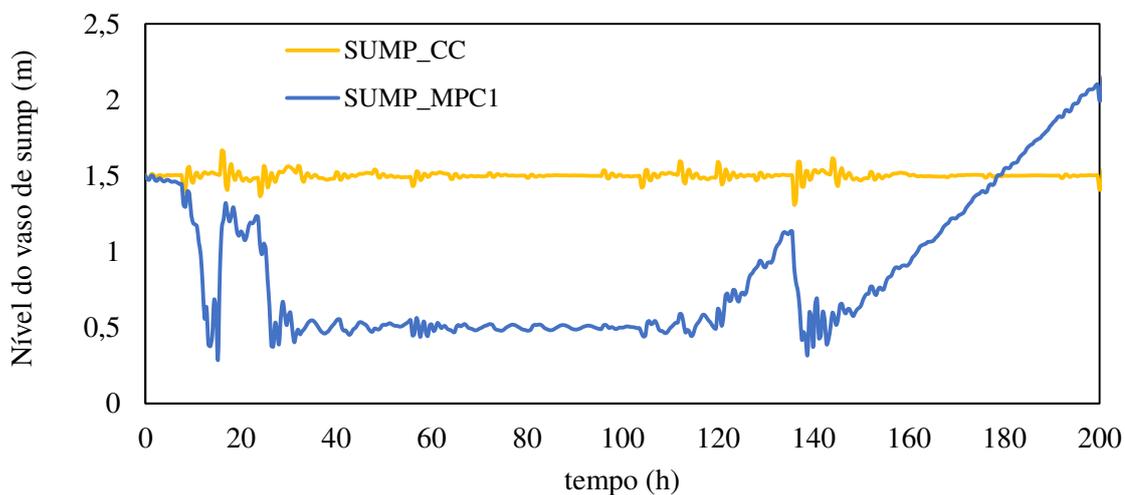
Figura 4.17 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.



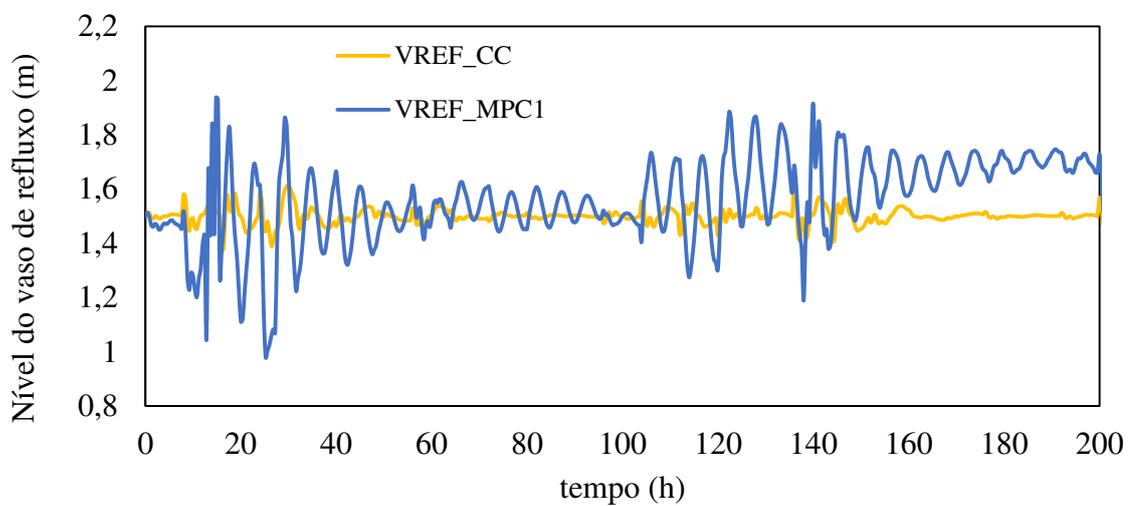
(a)



(b)



(c)

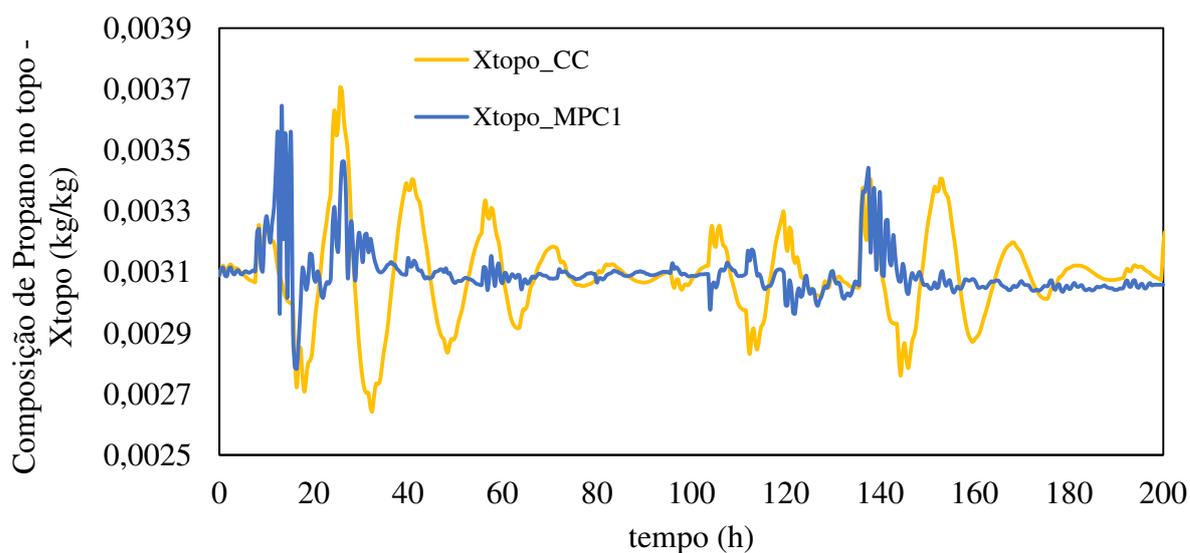


(d)

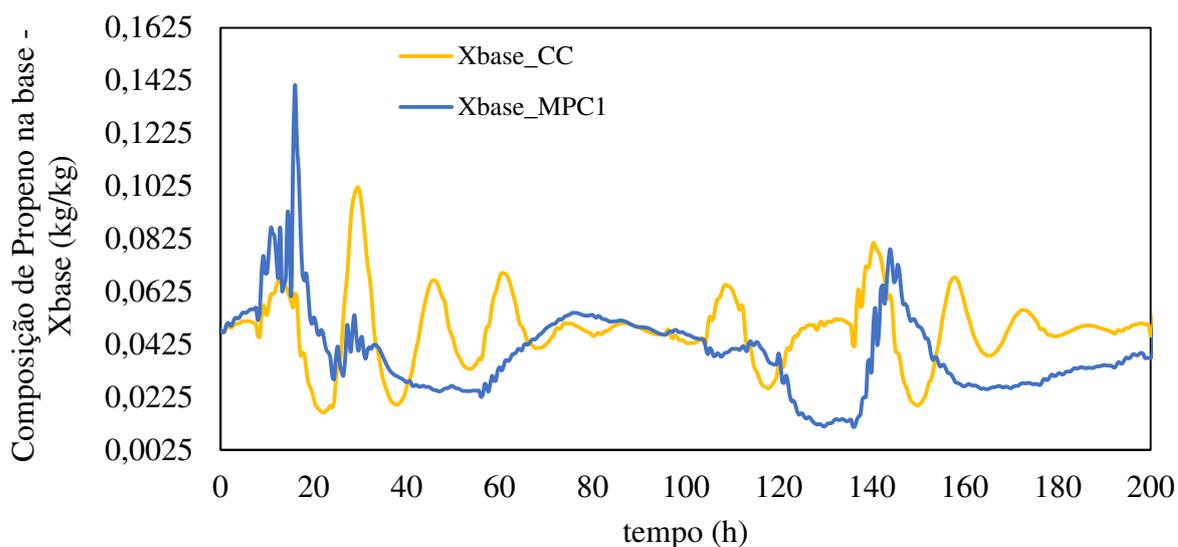
Observa-se na Figura 4.17 que todas as variáveis manipuladas sofrem alterações significativas com a variação da vazão de alimentação. As Figuras 4.17 (a), (c) e (d) apresentam alterações mais sutis para a estrutura de controle clássico do que para estrutura de controle multivariável, mas observa-se que as MV's do MPC variam dentro das restrições definidas no controlador, condição que já era esperada, pois assim fica mais fácil de manter a estabilidade da planta. Já na Figura 4.17 (b), observa-se que a variável manipulada vazão de refluxo apresenta uma pequena variação na estrutura de controle multivariável.

A Figura 4.18 apresenta o comportamento das variáveis controladas, Composição de Propano no Topo (X_{topo}) e Composição de Propeno na Base (X_{base}), para as duas estratégias de controle propostas. Observa-se que a estrutura MPC apresentou melhor resultado para as duas variáveis controladas. Na Figura 4.18 (a) percebe-se que as duas estratégias apresentaram resultados bem próximos do setpoint, mas ao longo das 200 horas a curva que representa a estrutura MPC manteve-se mais estável, com variações ao longo desse tempo mais sutis resultado da ação mais efetiva das variáveis manipuladas, diferente da estratégia de controle clássico. Isto se deve ao fato de que as variáveis manipuladas se comportaram de maneira mais eficiente mantendo a estabilidade do processo.

Figura 4.18 – Comparação do comportamento das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.



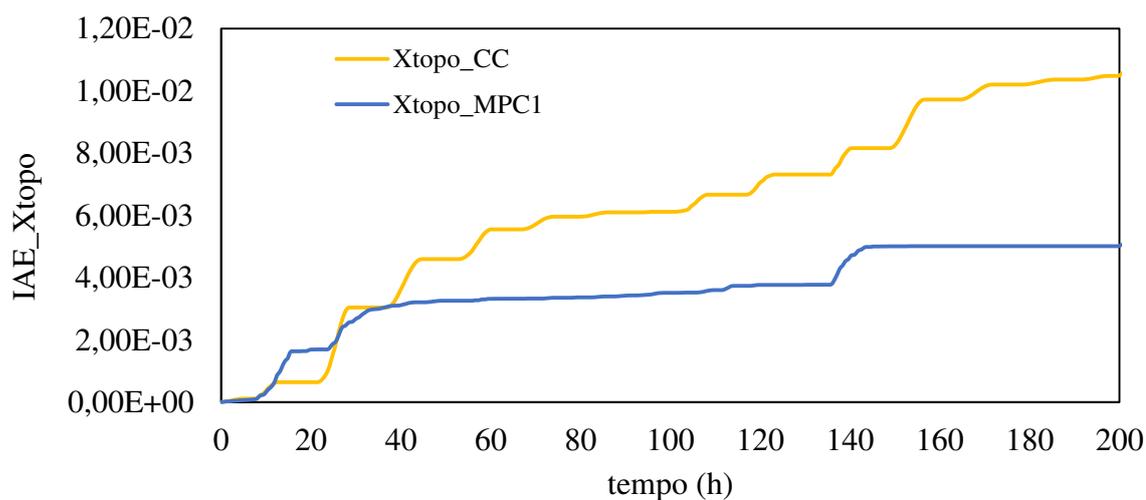
(a)



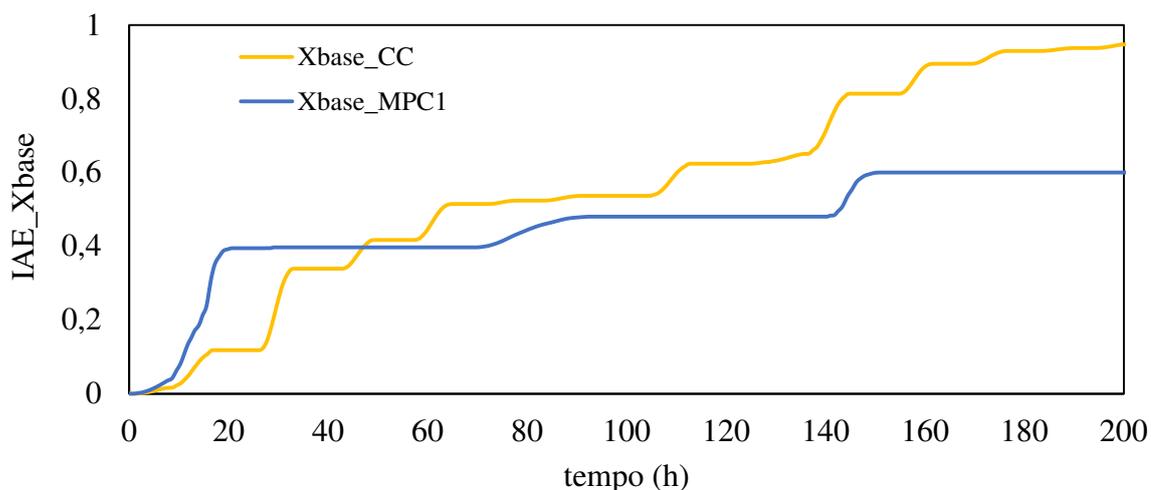
(b)

A Figura 4.18 (b) representa o comportamento da Composição de Propeno na Base da coluna. Observa-se que a estrutura MPC apresentou melhor resultado ao longo de todo o tempo de simulação, quase sempre se mantendo abaixo do seu valor de *setpoint*. Dessa forma, o controlador preditivo multivariável se mostra superior à estratégia de controle clássico. Esta afirmação pode ser comprovada pelo cálculo da Integral do Erro Absoluto (IAE), como mostra a Figura 4.19.

Figura 4.19 – Comparação do valor de IAE das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.



(a)



(b)

2. Avaliação da estratégia de controle a partir da aplicação de uma perturbação do tipo degrau.

A perturbação na variável distúrbio foi igual à aplicada a estrutura de controle clássico como mostra a Figura 4.20. A planta foi simulada por 200 horas, com tempo de amostragem de 0,4 hora. As Figuras 4.21 e 4.22 apresentam a comparação entre os resultados do controle clássico e do MPC, das variáveis manipuladas e das variáveis controladas, respectivamente.

Figura 4.20 – Comparação do comportamento da variável distúrbio das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.

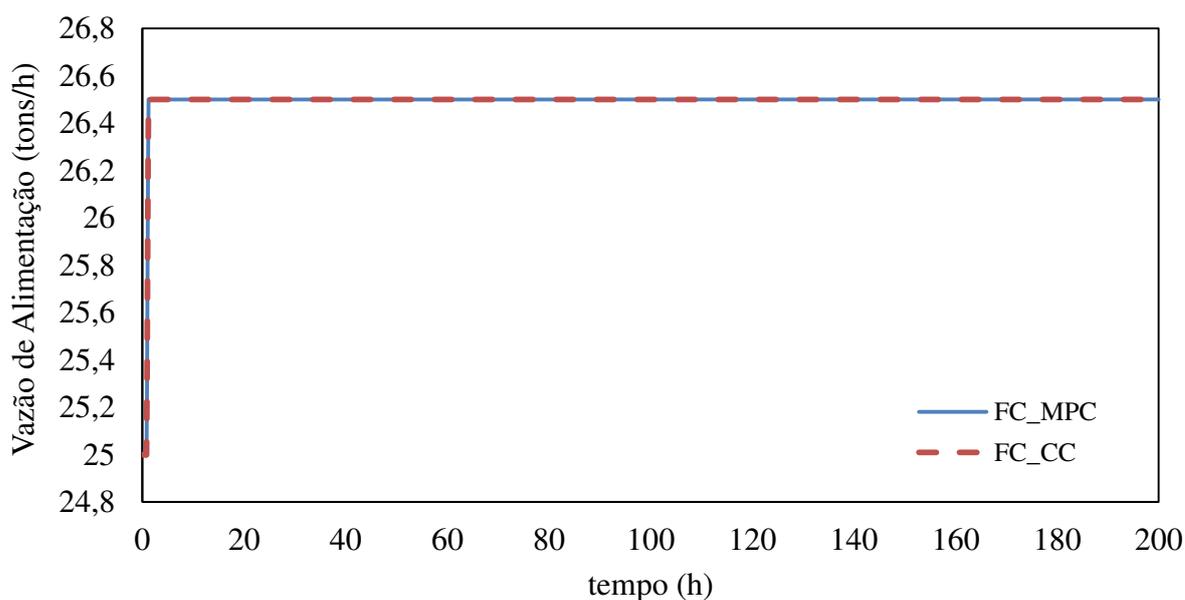
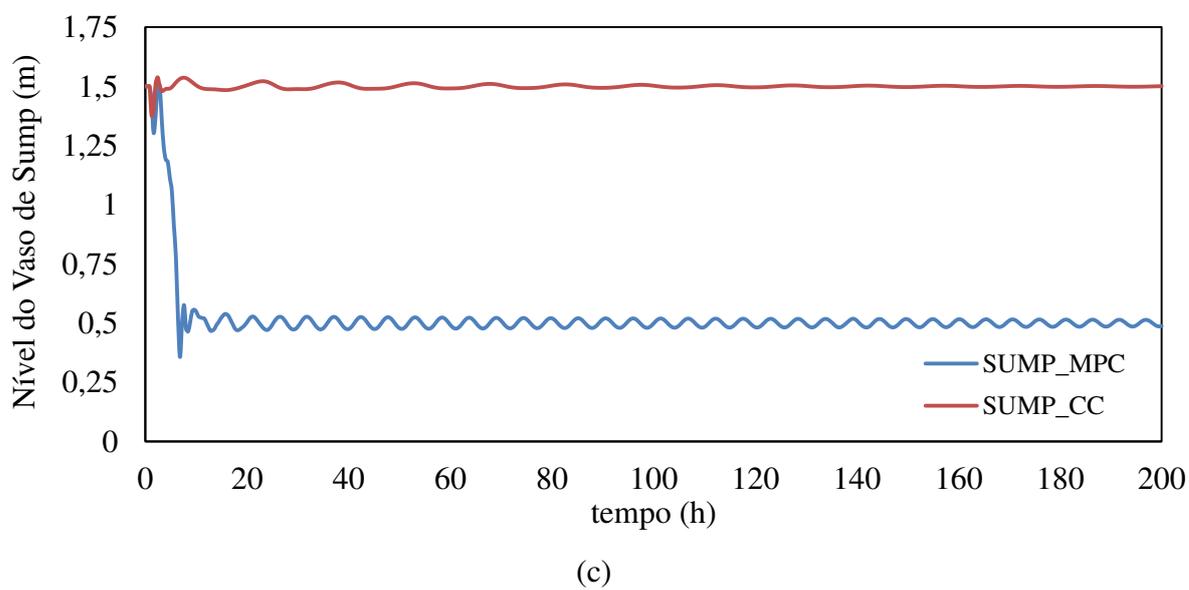
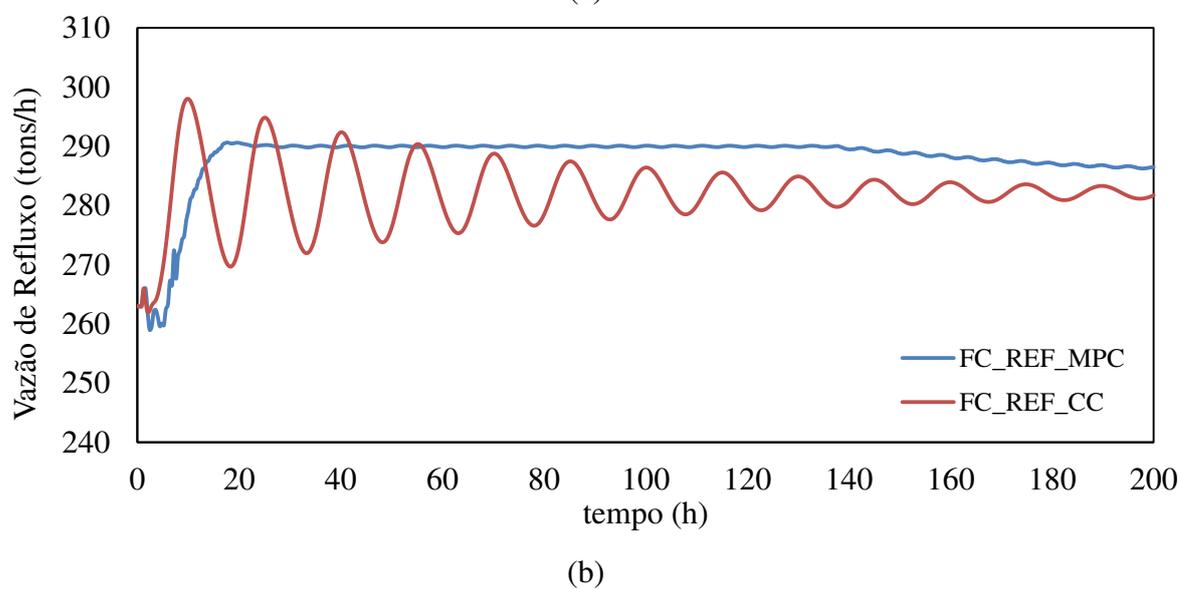
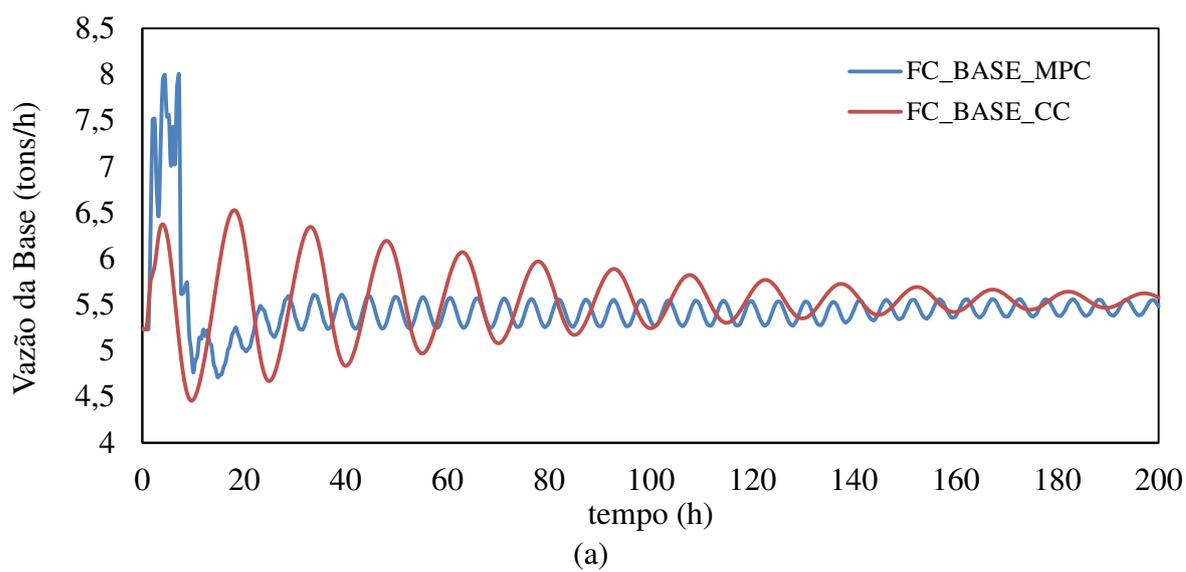
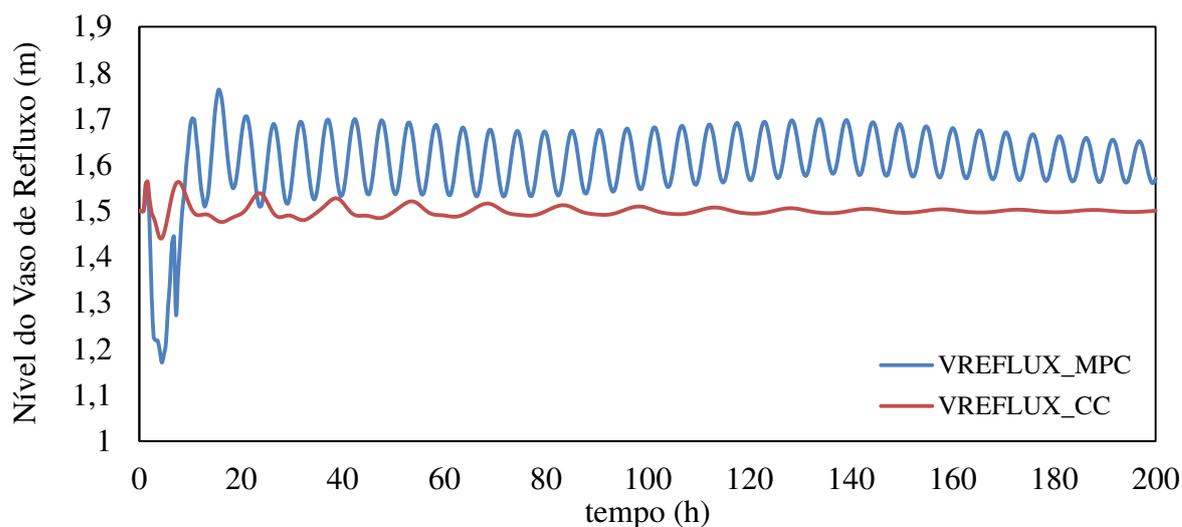


Figura 4.21 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.





(d)

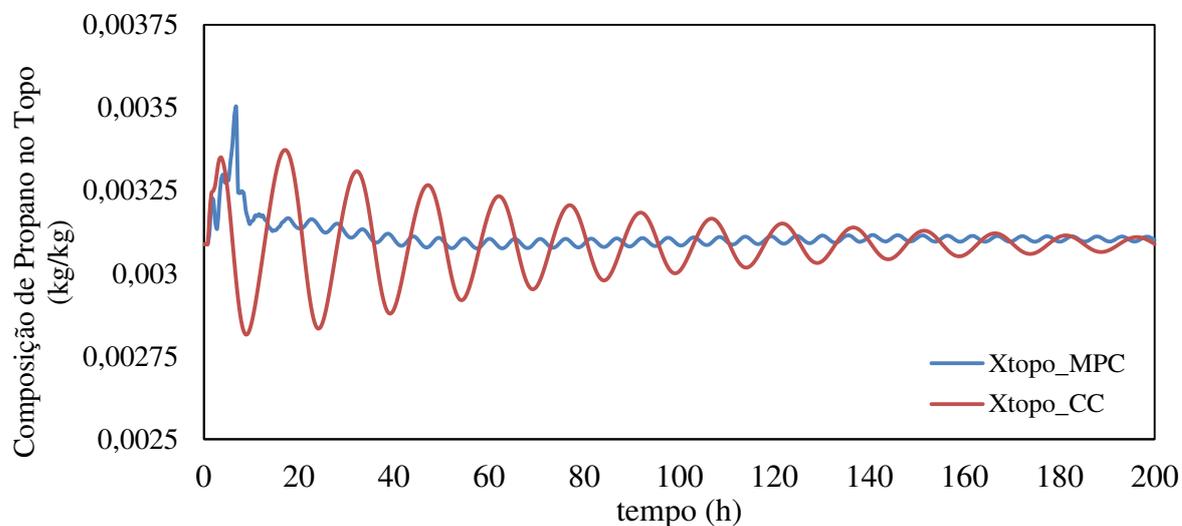
Observa-se na Figura 4.21 que todas as variáveis manipuladas sofrem alterações significativas com a variação da vazão de alimentação. As Figuras 4.21 (a), (b), (c) e (d) apresentam alterações mais sutis para a estrutura de controle clássico do que para estrutura de controle multivariável. Observa-se que as MV's do MPC variam dentro das restrições definidas no controlador, condição necessária para manter a estabilidade da planta.

A Figura 4.22 apresenta o comportamento das variáveis controladas, Composição de Propano no Topo (X_{topo}) e Composição de Propeno na Base (X_{base}), para as duas estratégias de controle propostas. Observa-se que a estrutura MPC apresentou melhor resultado para as duas variáveis controladas, uma vez que as MV's variam de forma a dar estabilidade à planta e manter as variáveis controladas mais próximo possível ou abaixo do seu *setpoint*.

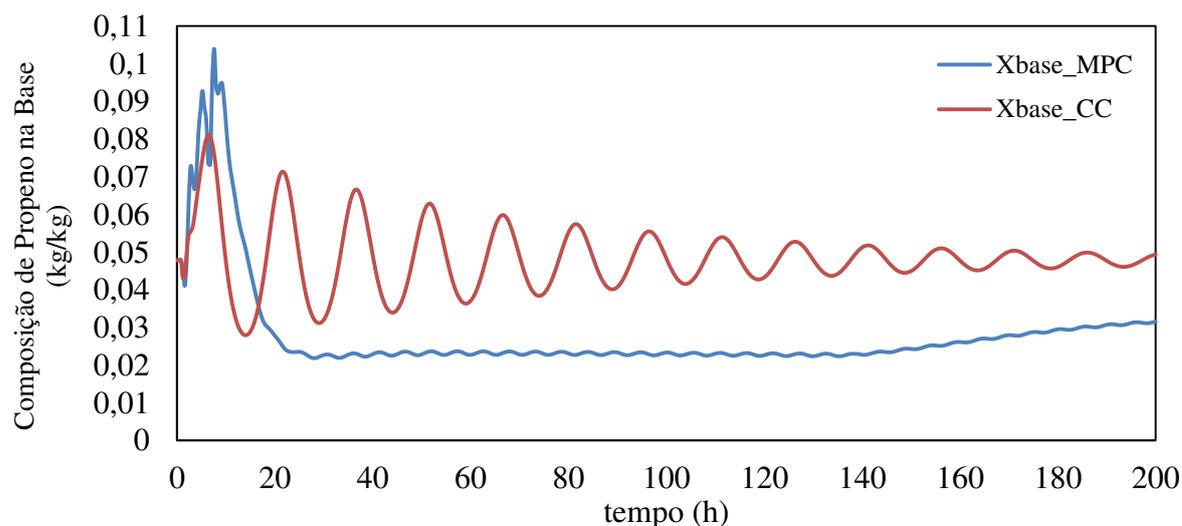
Na Figura 4.22 (a) percebe-se que as duas estratégias apresentaram resultados bem próximos do *setpoint*, mas ao longo das 200 horas a curva que representa a estrutura MPC manteve-se mais estável, com variações, ao longo desse tempo, mais sutis, resultado da ação mais efetiva das variáveis manipuladas, diferente da estratégia de controle clássico. Isto se deve ao fato de que as variáveis manipuladas se comportaram de maneira mais eficiente mantendo a estabilidade do processo.

Na Figura 4.22 (b) observa-se que a Composição de Propeno na Base (X_{base}) se mantém bem abaixo do seu valor de *setpoint* quando controlada pelo controlador MPC. O controlador clássico não apresenta um bom desempenho para esta variável, deixando-a um pouco acima do seu valor de referência.

Figura 4.22 – Comparação do comportamento das variáveis manipuladas (entradas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação degrau.



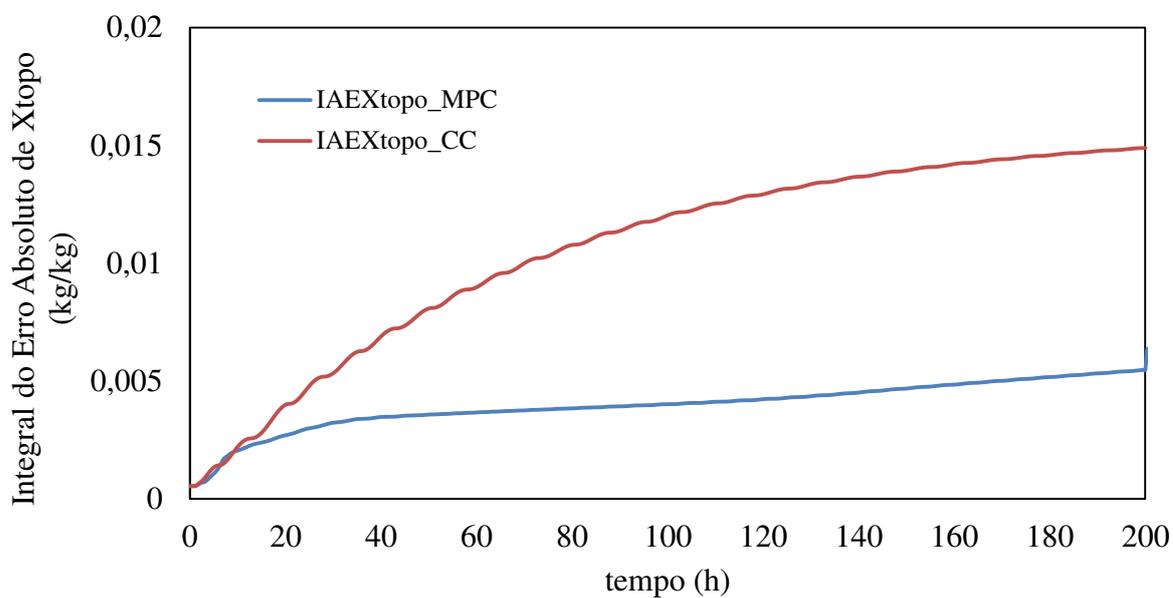
(a)



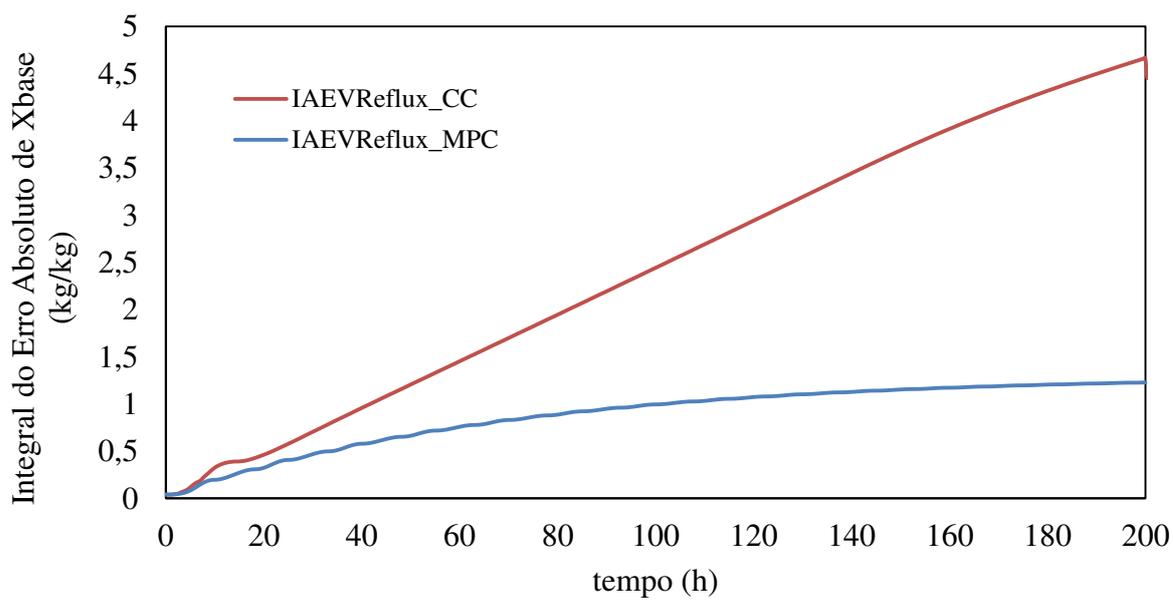
(b)

Dessa forma, o controlador preditivo multivariável se mostra superior à estratégia de controle clássico também para perturbação do tipo degrau. Esta afirmação pode ser comprovada pelo cálculo da Integral do Erro Absoluto (IAE), como mostra a Figura 4.23.

Figura 4.23 – Comparação do valor de IAE das variáveis controladas (saídas) das estruturas de controle clássico e MPC, após perturbação do tipo ruído branco.



(a)



(b)

Capítulo 5

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

5.1 Conclusões

Esta tese apresentou um estudo comparativo quanto à análise de estabilidade e desempenho das estruturas de controle multivariável descentralizado (controle clássico) e centralizado (controle preditivo multivariável).

Foi realizado um estudo e análise das consequências da interação entre as malhas de controle, através de indicadores que proporcionam uma melhor avaliação do grau de interação, controlabilidade, sensibilidade e condicionamento do sistema MIMO em estudo. A controlabilidade confirmou o forte acoplamento entre as variáveis, indicou ainda que o problema estava mal condicionado e que o processo era instável, o que dificulta o controle do processo.

Foi proposta uma nova abordagem para o procedimento de identificação de sistemas MIMO. Observou-se que ao se estimular o processo a partir das perturbações nos *setpoints* das variáveis controladas, foi possível melhorar o desempenho das variáveis manipuladas e controladas, sem que ocorresse saturação no processo.

A estratégia de controle proposta inicialmente não apresentou resultados satisfatórios devido à instabilidade do modelo identificado. Isto se deveu ao fato de que a proposta considerava manter os níveis constantes, o que não garantia a estabilidade da planta. Observou-se que quando os níveis variam numa faixa com limites de segurança, a planta se mantém estável, tornando flexível e não rigoroso o seu controle.

De acordo com a nova estratégia proposta para o modelo 2X4, o número de condicionamento foi igual a 1,7709, bem abaixo do valor encontrado para o modelo 5X5, que foi igual a $5,5579 \times 10^4$. Indicação de que o problema de controle está bem condicionado e que o processo é estável.

A proposta de comunicação entre os softwares Aspen e Simulink resultou satisfatoriamente, podendo assim avaliar o controle do processo de forma online tomando o modelo do aspen dynamics como planta.

Ao comparar-se as estratégias de controle descentralizado e MPC, verificou-se que o controle centralizado apresenta desempenho superior tanto para perturbações do tipo ruído branco quanto para perturbações do tipo degrau, o que pode ser comprovado cálculo da Integral do Erro Absoluto (IAE).

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Como sugestões para trabalhos futuros, pode-se listar os seguintes itens:

1. Testar outras estratégias de controle preditivo multivariável;
2. Propor estratégias de controle difuso;
3. Usar técnicas de separação de sinais para reduzir o acoplamento da planta;
4. Incorporar critérios de redução de consumo de energia (RTO);

Referências

AGUIRRE, L. A.. **Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Editora UFMG, Belo Horizonte, 3^a ed., 2007.

ALGHAZZAWI, A; LENNOX, B.. **Model predictive control monitoring using multivariate statistics**, *Journal of Process Control* 19, 314–327, 2009.

ALSOP, N.; FERRER, J. M.. **What Dynamic Simulation brings to a Process Control Engineer: Applied case Study to a Propylene/propane Splitter**. ERTC Computing. Londres, UK, 2004.

ALSOP, N.; FERRER, J. M.. **Avoiding plant tests with dynamic simulation**. *Hydrocarbon processing*, 2008.

ANDERSEN, H. W.; KÜMMEL, H. N.. **Evaluating estimation of gain directionally: a case study of binary distillation**. *Journal of Process Control*, Vol. 2, n° 2, pg. 67-86, 1992.

ANNAKOU, O.; MIZSEY, P.. **Rigorous investigation of heat pump assisted Distillation**. *Heat Recov. Sys. & CHP* 15, 241–247, 1995.

ARULALAN, G. R. AND DESHPANDE, P.B. **Simplified Model Predictive Control**. *Industrial & Engineering Chemistry Ressearch*, v. 26, pp. 347-356, 1987.

ASTROM, K. J.; HAGGLUND, T.. **PID Controllers: Theory, Design and Tuning**. 2^a ed., Instrumentation Society of America, Research triagle Park, 1995.

ASTROM, K. J.; HAGGLUND, T.. **The future of PID control**. *Control Engineering Practice*, Vol. 9, pp. 1163–1175, 2001.

BALCHEN, J. G.; SANDRIB, B.. Elementary nonlinear decoupling control of composition in binary distillation columns. *J. Proc. Cont.*, Vol. 5, N° 4, pp. 241-247, 1995.

BALLIN, S. L.. **Controlador Preditivo Multivariável com Restrição de Excitação para Identificação de Processos em Malha Fechada**. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 128 páginas, 2008.

BRAGAJUNIOR, L. R.. **Controle de Colunas e Destilação de Alta Pureza – Um caso Industrial**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Campina Grande, 112 páginas, 2003.

BEMPORAD, A.; BORELLI, F.; MORARI, M.. **Model Predictive Control based on linear programming-the explicit solution**. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 47, N° 12, pp. 1974-1985, 2002.

BRIGGS T. M., SEGERS V. H. **Separation of propane and propylene by distillation**. Patente 3,568,457, United States Patent Office, 1971.

BRISTOL, E. H.. **On a New Measure of Interaction for Multivariable Process Control**. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 11, PP. 133-134, 1966.

BROUSSE, E.; CLAUDEL, B.; JALLUT, C.. **Modeling and optimization of the steady state operation of a vapor recompression distillation column.** Chem. Eng. Sci. 40, 2073–2078, 1985.

BUCKLEY, P. S.. **Override controle for Distillation Columns.** In. Tech., pp. 51-58, 1968.

BUCKLEY, P. S.; LUYBEN, W. L.; SHUNTA, J.P.. **Design of Distillation Column Control Systems.** Instrument Society of America, Research Triangle Park, 1985.

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C.. **Model Predictive Control.** Springer, Londres, 1999.

CAMACHO, E. F. AND BORDONS, C. **Model Predictive Control.** London, UK: Springer-Verlag, 2004.

CASTRO, R.; ALVAREZ, J.; ALVAREZ, J.. Nonlinear Disturbance Decoupling Control of a Binary Distillation Column. Automatica, Vol. 26, N° 3, pp. 567-572, 1990.

CHANGLAI, Y-S.; WARD, T. J.. Decoupling Control of a Distillation Column. AIChE Journal, Vol. 18, N° 1, pp. 225-227, 1972.

CHUA, K. J.; CHOU, S. K.; YANG, W. M.. **Advances in heat pump systems: A review.** Applied Energy, vol. 87, pp. 3611-3624, 2010.

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

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

COLLURA, M. A.; LUYBEN, W. L.. **Energy-Saving Distillation Designs in Ethanol Production.** Ind. Eng. Chem. Res., Vol. 27, pp. 1686-1696, 1988.

CUTLER, C. R. AND RAMAKER, D. L.. **Dynamic Matrix Control-A Computer Control Algorithm.** Proceedings of the Joint Automatic Control Conference, San Francisco, CA, 1979.

CUZZOLA, F.A., GEROMEL, J.C., MORARI, M.. **Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities.** Automatica, Vol. 32, N° 10, pp.1361-1379, 1996.

DARBY, M. L.; NIKOLAOU, M.. **MPC: Current practice and challenges.** Control Engineering Practice 20, 328–342, 2012.

DEGHANI, H.; FANAIEI, M. A.; NADI, S.. **Dynamic Simulation and Control of Vapor Recompression Column.** The 7th International Chemical Engineering Congress & Exhibition (IChEC 2011), Kish, Iran, 2011.

DHANRAJ, A. V.; NANJUNDAPPAN, D.. **Design of optimized pi controller with ideal decoupler for a nonlinear multivariable system using particle swarm optimization technique.** International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 10, Number 1, 2014.

DIEZ, E.; LANGSTON, P.; OVOJERO, G.; RAMERO, M. D.. **Economic feasibility analysis of heat pumps in distillation to reduce energy use.** *Appl. Therm. Eng.* 29, 1216–1223, 2009.

FERRAMOSCA, A; LIMON, D; GONZÁLEZ, A. H.; ODLOAK, E. F.. **MPC for tracking zone regions.** *Journal of Process Control* 20, 506–516, 2010.

FERRE, J. A.; CESTELLS, F.; FLORES, J.. **Optimization of a distillation column with a direct vapor recompression heat pump.** *Ind. Eng. Chem. Proc. Des. Dev.* 24, 128–132, 1985.

FIGUEROA, J. L.; DESAGES, A. C.; ROMAGNOLI, J. A.; PALAZOGLU, A.. **Highly Structured Stability Margins for Process Control Systems: A Case Study of Decoupling Control in Distillation.** *Computers Chem. Engng*, Vol. 15, N°7, pp.493-502, 1991.

FISHER, D. G.. **Process control: an overview and personal perspective.** *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, v. 69, pp. 5-26, 1991.

GAGNON, E.; POMERLAU, A.; DESBIENS, A.. **Simplified, ideal or inverted decoupling?** *ISA Transactions*, vol. 37, pp. 265–276, 1998.

GARCÍA, C. E.; MORARI, M.. **Internal Model Control 1. A Unifying Review and Some New Results.** *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, v. 21, pp. 308-323, 1982.

GARCÍA, C. E.. **Quadratic Dynamic Matrix Control of nonlinear processes: An application to a batch reaction process.** *AICHE Annual Meeting*, San Francisco, U.S.A., 1984.

GARCÍA, C. E.; MORARI M.. **Internal Model Control 2. Design Procedure for Multivariable Systems.** *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, v. 24, pp. 472-484, 1985a.

GARCÍA, C. E. AND MORARI M.. **Internal Model Control 3. Multivariable Control Law Computation and Tuning Guidelines.** *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, v. 24, pp. 484-494, 1985b.

GARCÍA, C. E. AND MORSHEDI, A.M.. **Solution of the dynamic matrix control problem via quadratic programming.** *Proceedings of the Conference of the Canadian Industrial Computing Society*, Ottawa, Canada, pp. 13.1-13.3, 1984.

GARCÍA, C. E. AND MORSHEDI, A.M.. **Quadratic Programming Solution of Dynamic Matrix Control (QDMC).** *Chemical Engineering Communications*, v. 46 (1-3), pp. 73-87, 1986.

GARCÍA, C.E., PRETT, D.M., MORARI, M.. **Model Predictive Control: Theory and practice - a survey.** *Automatica*, Vol. 25, N° 3, pp. 335-348, 1989.

GARRIDO, J.; VAZQUEZ, F.; MORILLA, F.. **Centralized multivariable control by simplified decoupling**. Journal of Process Control, vol. 22, p. 1044–1062, 2012.

GARRIGA, J. L.; SOROUSH, M.. **Model Predictive Control Tuning Methods: A Review**. Ind. Eng. Chem. Res., vol. 49, pp. 3505–3515, 2010.

GOULD, L. A.. **Chemical Process Control: Theory and Applications**. Addison-Wesley, Reading, MA, chapter 3, 1969.

GUPTA, S.; RAY, S.; SAMANTA, A. N.. **Nonlinear control of debutanizer column using profile position observer**. Computers and Chemical Engineering 33, 1202–1211, 2009.

GUXENS, S.; SALVADO, J.; FERRE, J. A.; CASTELLS, F.. **Optimal design of a distillation column with vapor recompression**. Distill. Absorpt. 2, B291–B304, 1987.

HÄGGBLÖM, K.; WALLER, K.. **Control Structures for Disturbance Rejection and Decoupling of Distillation**. AIChE Journal, Vol. 36, N° 7, pp.1107-1113, 1990.

HARWARDT, A.; MARQUARDT, W.. **Heat-Integrated Distillation Columns: Vapor Recompression or Internal Heat Integration?**. AIChE Journal, Vol. 58, n° 12, pp. 3740-3750, 2012.

HIMMELBLAU, D. M.. **Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes**. Elsevier, North-Holland, New York, 1978.

HINOJOSA, A. I.; ODLOAK, D.. **Using Dynsim® to study the implementation of advanced control in a Propylene/Propane Splitter**. 10th IFAC International Symposium on Dynamics and Control of Process Systems the International Federation of Automatic Control, Mumbai, India, 2013.

HOLKAR, K. S.; WAGHMARE, L. M.. **An Overview of Model Predictive Control**. International Journal of Control and Automation, vol. 3, N°. 4, pp. 47-64, 2010.

HUMPHREY, J. **Separation Process Technology**. McGraw-Hill, 1997.

JAGTAP, R; PATHAK, A. S; KAISTHA, N. **Economic Plantwide Control of the Ethyl Benzene Process**. AIChE Journal, Vol. 59, N° 6, pp. 1996-2014, 2012.

JEVTOVIĆ, B. T.; MATAUŠEK, M. R.. **PID controller design of TITO system based on ideal decoupler**. Journal of Process Control, Vol. 20, pp. 869–876, 2010.

JOGWAR, S. S.; DAOUTIDIS, P.. **Dynamics and control of vapor recompression distillation**. Journal of Process Control, Vol. 19, pp. 1737–1750, 2009.

JOGWAR, S. S.; DAOUTIDIS, P.. **Vapor Recompression Distillation: Multi-Scale Dynamics and Control**. American Control Conference, Hyatt Regency Riverfront, St. Luis, USA, pp. 647–652, 2009.

JOGWAR, S. S.; DAOUTIDIS, P.. **Vapor Recompression Distillation: Multi-Scale Dynamics and Control**. Journal of Process Control, Vol. 19, pp. 1737–1750, 2009.

KALRA, L.; GEORGAKIS, C.. **The effects of operational characteristics of catalytic cracking reactors on the closed-loop performance of linear model predictive controllers.** Computers and Chemical Engineering, Vol. 20, n° 4, pg. 401-415, 1996.

KARLSMOSE, J.; KOGGERSBOLL, A.; JENSEN, N.; JORGENSEN, S. B.. **A Two Stage Procedure for Control Structure Analysis and Design.** Computers chem. Engng, Vol. 18, pp. S465-S470, 1994.

KOGGERSBOLL, A.; ANDERSEN, B. R.; NIELSEN, J. S.; JORGENSEN, S. B.. **Control Configurations for an Energy Integrated Distillation Column.** Computers chem. Engng, Vol. 20, pp. S853-S858, 1996.

KUMAR, V.; KIRAN, B.; JANA, A. K.; SAMANTA, A. N.. **A Novel Multistage Vapor Recompression Reactive Distillation System with Intermediate Reboilers.** AIChE Journal, Vol. 59, n° 3, pp. 761-771, 2012.

KWONG, W. H.. **Introdução ao Controle de Processos Químicos com Matlab.** Série Apontamentos, EdUFSCar, volume 1, São Carlos, 2002.

KWONG, W. H.. **Introdução ao Controle Preditivo com Matlab.** Sao Carlos, SP. Brasil: EdUFSCar, 2005.

LEE, J. H., MORARI, M., GARCIA, C. E.. **State-space interpretation of model predictive control.** Automática, V. 30, n° 4, p. 707-717, 1994a.

LEE, J. H.; YU, Z.. **Robust tuning of model predictive controllers.** Computers and Chemical Engineering, vol. 18, pp. 15-37, 1994b.

LEE, J. H.; YU, Z.. **Worst case formulation of model predictive control for system with bounded parameters.** Automatica, Vol. 33, pp. 763-781, 1997.

LEE, J. H.. **Model Predictive Control: Review of the Three Decades of Development.** International Journal of Control, Automation, and Systems, vol. 9, N° 3, pp. 415-424, 2011.

LI, W.; LEE, J. H.. **Controle relevant identification of ill-conditioned systems: estimation of gain directionally.** Computers and Chemical Engineering, Vol. 20, n°8, pg.

LJUNG, L.. **System Identification: Theory for the User.** Prentice Hall, 2nd Edition, Englewood Cliffs, N. J, 1999.

LUYBEN, W. L.. **Distillation Decoupling.** AIChE Journal, Vol. 16, N° 2, pp. 198-203, 1970.

LUYBEN, W. L.. **Practical Distillation Control.** Van Nostrand Reinhold, New York, 1992.

LUYBEN, M. L.; LUYBEN, W. L.. **Essentials of Process Control.** McGraw-Hill, New York, 1997.

LUYBEN, W. L.. **Effect of feed composition on the selection of control structures for high-purity binary distillation.** Ind. Eng. Chem. Res., Vol. 44, pp. 7800-7813, 2005.

LUYBEN, W. L.. **Control of a Column/Pervaporation Process for Separating the Ethanol/Water Azeotrope**. Ind. Eng. Chem. Res., Vol. 48, pp. 3484-3495, 2009.

MACIEJOWSKI, J.M.. **Predictive Control with Constraints**. 2^a ed., Prentice Hall, New York, 2002.

MAIA, M. L. O.. **Controle Preditivo de uma Coluna de Absorção**. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 1994.

MANIMARAN, M.; ARUMUGAM, A.; BALASUBRAMANIAN, G.; RAMKUMAR, K.. **Optimization and composition control of Distillation column using MPC**, International Journal of engineering and Technology (IJET), Vol. 5, N^o 2, pp. 1224-1230, 2013.

MEILI, A. **Experience with Heat Pump System for Energy Saving in Distillation Column**. In Distillation and Absorption. European Federation of Chemical Engineering, London, 1987.

MEILI, A.; STUECHELI, A.. **Distillation Column with Direct Vapor Recompression**. Chem. Eng., Vol. 94, pp. 133-143, 1987.

MICHALSKA, H.; MAYNE, D. Q.. **Robust receding horizon of constrained nonlinear systems**. IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 38, N^o 11, pp.1623-1633, 1993.

MORARI, M.; LEE, J. H.. **Model predictive control: past present and future**. Computers and Chemical Engineering 23, 667-682, 1999.

MORILLA, F.; VÁZQUEZ, F.; GARRIDO, J.. **Centralized PID Control by Decoupling for TITO Processes**. IEEE, pp. 1318-1325, 2008.

MORILLA, F.; GARRIDO, J.; VÁZQUEZ, F.. **Control Multivariable por Desacoplo**. Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial, vol. 10, p. 3–17, 2013.

MOSLER, H. A.. **Control of Sidestream and Energy Conservation Distillation Towers**. Presented at AIChE continuing Education Meeting on Industrial Process Control, Tampa, 1974.

MOSTAFA, H. A.. **Thermodynamic Availability Analysis of Fractional Distillation with Vapor Recompression**. Can. J. Chem. Eng., Vol. 59, pp. 487-491, 1981.

MUHRER, C. A.; COLLURA, M. A.; LUYBEN, W. L.. **Control of vapor recompression distillation columns**. Ind. Eng. Chem. Res. 29, 59–71, 1990.

MUSKE, K. R.; RAWLINGS, J.B.. **Model Predictive Control with Linear Models**. AIChE Journal, Vol. 39, pp. 262-287, 1993.

NIANG, M.; CACHOT, T.; GOLF, P. L.. **Evaluation of the performance of an absorption-demixtion heat pump for upgrading thermal waste heat**. Applied Thermal Engineering, Vol. 18, pp. 1277-1294, 1998.

NIEDERLINSKI, A.. **Two-Variable Distillation Control: Decouple or Not Decouple**. AIChE Journal, Vol. 17, N° 5, pp. 1261-1263, 1971.

NIELSEN, C. S.; ANDERSEN, H. W.; BRABRAND, H.; JORGENSEN, S. B.. **Adaptive Dual Composition Control of a Binary Distillation Column with a Heat Pump**. Presented at IFAC Symposium on Adaptive Control of Chemical Processes, ADCHEM-88, Lyngby, Denmark, 1988.

NORDFELDT, P.; HÄGGUND, T.. **Decoupler and PID controller design of TITO systems**. Journal of Process Control, Vol. 16, pp. 923–936, 2006.

NULL, H. R.. **Heat pumps in distillation**. Chem. Eng. Prog. 73, 58–64, 1976.

OGUNNAIKE, B.; RAY, W. H.. **Process Dynamics, Modelling and Control**. Oxford University Press, 1994.

OLIVEIRA, S. B. M.; MARQUES, R. P.; PARISE, J. A. R.. **Modeling of an ethanol–water distillation column with vapor recompression**, Int. J. Energy Res. 25, 845–858, 2001.

OLUJIC, Z.; SUN, L.; RIJKE, A.; JANSSENS, P. J.. **Conceptual design of an internally heat integrated propylene-propane splitter**. Energy, Vol. 31, pp. 3083-3096, 2006.

PANNOCCHIA, G.; MICCHI, A.; BULLERI, R.; BRAMBILLA, A.; MARCHETTI, G.. **Multivariable subspace identification and predictive control of a heat-integrated superfractionator rigorous model**. International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes (IFAC), ADCHEM, pp. 421-426, 2006.

PEREZ, J. M.. **Controle Preditivo Multivariável com Modelo de Realinhamento e Robusto quanto à Estabilidade**. Tese de Doutorado, COPPE, Rio de Janeiro, 2012.

PIRES, R. C.. **Identificação do modelo do processo em malha fechada com controlador MPC**. Dissertação. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2009.

PORFÍRIO, C. R.; ALMEIDA NETO, E.; ODLOAK, D.. **Multi-model predictive control of an industrial C3/C4 splitter**. Control Engineering Practise, Vol. 11, pp. 765-779, 2003.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A.. **An overview of nonlinear model predictive control applications**. Birkhauser, 2000.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A.. **A survey of industrial model predictive control technology**. Control Engineering Practise, Vol. 11, pp. 733-764, 2003.

QUADRI, G. P.. **Use of Heat pump in P-P splitter, part 1: Process design, part 2: Process optimization**, Hydrocarbon Proc. 60, 119–126, 147–151, 1981.

RALHAN, S.; BADGWELL, T. A.. **Robust control of stable linear systems with continuous uncertainty**. Computer and chemical engineering, Vol. 24, pp. 2533-2544, 2000.

RANGARATNAM, B.; RIGGS, J. B.. **A Novel Hammerteis Model Applied for High Purity Distillation Control**. IFAC-Dycord, p. 473-476, 1998.

RAWLINGS, J. B.. **Tutorial Overview of Model Predictive Control**. IEEE Control Systems Magazine, pp. 38-52, 2000.

RICHALET, J., RAULT, A., TESTUD, J. L., AND PAPON, J.. **Model predictive heuristic control: Applications to industrial processes**. *Automatica*, v. 14, pp. 413–428, 1978.

RICHALET, J.. **Industrial Applications of model based predictive control**. *Automatica*, Vol. 29, N° 5, pp. 1251-1274, 1993.

RIGGS, J. B.. **Improve Distillation Column Control**. *Chemical Engineering Process*, p. 31-47, 1998.

RODRIGUES, M. A.; ODLOAK, D.. **Output feedback MPC with guaranteed robust stability**. *Journal of Process Control*, Vol. 10, N° 6, pp. 557-572, 2000.

RODRIGUES, M. A.. **Controle Preditivo Robusto com Horizonte de Predição Infinito**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo, SP, Brasil, 2001.

ROBINSON, C. S.; GILLILAND, E. R.. **Elements of Fractional Distillation**. McGraw-Hill, New York, 1950.

RYSKAMP, C. J.. **New strategy improves dual composition column control**. *Hydrocarbon Process*, Vol. 59, pp. 51-59, 1980.

SALGADO, M., YUZ, J.. **Una medida de interacción multivariable en el dominio del tiempo y la frecuencia**. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, Vol. 6, pp. 17-25, 2009.

SCOKAERT, P. O. M.; MAYNE, D. Q.. **Min-max feedback model predictive control for constrained linear systems**. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 43, N° 8, pp. 1136-1142, 1998.

SEBORG, D. E.; EDGAR, F. T.; MELLICHAMP, D. A.. **Process Dynamics and Control**. 2ª Ed, John Wiley & Sons, Inc, 2004.

SHIMIZU, K.; NAKAMOTO, M.. **Override configuration of generalized predictive control for a multi-purpose control problem**. *Control Eng. Practice*, Vol. 3, No. 3, pp. 383-388, 1995.

SHI-NING JU; CHENG-LIANG CHEN; CHUEI-TIN CHANG. **Fault-tree structures of override control systems**. *Reliability Engineering and System Safety*, pp. 163–181, 2003.

SHINSKEY, F. G.. **Process Control Systems**. 4th ed., New York: McGraw-Hill, 1996.

SHUNTA, J. P.. **Achieving World Class Manufacturing Through Process Control**. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1995.

SINHA, R.; RIGGS, J. B.. **High-Purity Distillation Control Using Nonlinear Process Model-based Control**. Advances in Instrumentation, vol. 11, parte 2, ISA Services Inc., Research Triangle Pk, NC, EUA, p. 765-772, 1989.

SKOGESTAD, S.; LUNDSTRÖM, P.; JACOBSEN, E. W.. **Selecting the best distillation control configuration**. AIChE Journal, Vol. 36, n° 5, pp. 753-764, 1990.

SKOGESTAD, S.. **Simple analytic rules for model reduction and PID controller tuning**. Journal of Process Control, Vol. 13, pp. 291–309, 2003.

SKOGESTAD, S; POSTLETHWAITE, I.. **Multivariable Feedback Control: Analysis and Design**. John Wiley & sons, 2005.

SMITH, C. A.; CORRIPIO, A. B.. **Principles and Practice of Automatic Process Control**, 2ª ed. Wiley, New York, 1997.

SOETERBOEK, A. R. M.. **Predictive Control. A unified Approach**. Doctor Thesis. Delft University of Technology, Netherlands, 1990.

STEPHANOPOULOS, G.. **Chemical Process Control an Introduction to Theory and Practice**. PRENTICE HALL, Englewood Cliffs, New Jersey, 1984.

TAKAMATSU, T.; HASHIMOTO, I. HASHIMOTO, Y.. **Multivariable control system design of distillation columns system**. PSE, Kyoto, Japão, sessão técnica, pág. 243-252, 1982.

TAN, K. K.; WANG, Q. G.; HANG, C. C.. **Advances in PID Controllers**. Springer-Verlag, London, 2000.

TOIJALA, W.; FAGERVIK, K.. **A Digital Simulation Study of Two-Point Feedback Control of Distillation Columns**. Kem. Teollisuus, Vol. 29, N° 5, pp. 592-594, 1972.

TORRICO, B. C.. **Contribuições ao Controle Preditivo Robusto de Sistemas com Atraso**. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2007.

TSAI, YAW-YING; CHENG, YU-CHANG; YU, CHENG-CHING. **P/PD Types of Override Control Systems**. Asian Journal of Control, Vol. 4, N° 4, p. 494-501, 2002.

TURNER, M. C.; POSTLETHWAITE, I.. **Improving sector based results for override control, anti-windup compensation and related problems**. In Proceedings of the IEEE methods and models in automation and robotics conference, 2002b.

TURNER, MATTHEW C.; POSTLETHWAITE, IAN. **Multivariable override control for systems with output and state constraints**. Int. J. Robust Nonlinear Control; p. 1105–1131, 2004.

TURNER, MATTHEW C.; POSTLETHWAITE, IAN. **Improving sector-based results for systems with dead-zone nonlinearities and constrained control applications**. Automatica, Vol. 45, pp.155-160, 2009.

TRIERWEILER, J.O.. **A Systematic Approach to Control Structure Design**. Ph.D. Thesis, University of Dortmund, 1997.

VASQUEZ, F.; MORILLA, F.. **Tuning Decentralized PID Controllers for MIMO Systems With Decouplers**. IFAC, 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain, 2002.

WADE, H. L.. **Inverted decoupling: A neglected technique**. ISA Transactions, Vol. 36, pp. 3-10, 1997.

WALLER, K. V. T. (TOIJALA). **Decoupling in Distillation**. AIChE Journal, Vol. 20, N° 3, pp. 592-594, 1974.

WANG, Q-G.. **Decoupling Control**. Berlin-Heidelberg, Springer-Verlag, 2003.

WEISCHEDEL, K.; MCAVOY, T. J.. **Feasibility of decoupling in conventionally controlled distillation columns**. Ind. Eng. Chem. Fundam., Vol. 19, N° 4, pp. 379-384, 1980.

XU, Z.; ZHU, Y.; HAN, K.; ZHAO, J.; QIAN, J.. **A multi-iteration pseudo-linear regression method and an adaptive disturbance model for MPC**. Journal of Process Control, Vol. 20, pp. 384–395, 2010.

YU, C. C. **Autotuning of PID Controllers**. Springer-Verlag, London, 1999.

ZHU, Y.. **New development in industrial MPC identification**. 13th IFAC SYMPOSIUM ON SYSTEM IDENTIFICATION, Rotterdam, Holanda, 2003.