

Universidade Federal do Rio Grande do Norte Centro de Tecnologia



Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação

TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA A GERAÇÃO DINÂMICA DE SET POINTS PARA UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO

José Medeiros de Araújo Júnior

Orientador: Fábio Meneghetti U. de Araújo

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da UFRN (área de concentração: Automação e Sistemas) como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Livros Grátis

http://www.livrosgratis.com.br

Milhares de livros grátis para download.

Divisão de Serviços Técnicos

Catalogação da Publicação na Fonte. UFRN / Biblioteca Central Zila Mamede

Araújo Júnior, José Medeiros de.

Técnicas de inteligência artificial para a geração dinâmica de set points para uma coluna de destilação / José de Medeiros de Araújo Júnior. – Natal [RN], 2007.

78 f.

Orientador: Fábio Meneghetti U. de Araújo.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Centro de Tecnologia. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica.

1. Gás natural - processamento - Dissertação. 2. Sistema fuzzy - Dissertação. 3. Sistema de inferencia - Dissertação. 4. Coluna debutanizadora - Dissertação. I. Araújo, Fábio Meneghetti U. de. II. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. III. Título.

RN/UF/BCZM

CDU 662.767(043.3)

TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA A GERAÇÃO DINÂMICA DE SET POINTS PARA UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO

José Medeiros de Araújo Júnior

	ação de Mestrado aprovada em 23 de novembro de 2007 pela banca examinadora sta pelos seguintes membros:
	Prof. Dr. Fábio Meneghetti Ugulino de Araújo (orientador) DCA/UFRN
•	Prof. Dr. André Laurindo Maitelli
	Prof. Dr. Roberto Célio Limão de Oliveira UFPA

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a minha família pelo apoio dado em todos esses anos de estudo, em especial meus pais, Francisca Alves M. de Medeiros e José Medeiros de Araújo.

A meu irmão, Marson Ricardo M. de Medeiros, por ter auxiliado em toda minha vida acadêmica e principalmente por ser aquele em quem pude contar para um desenvolvimento pessoal.

Ao meu orientador, Prof. Fábio Meneghetti U. de Araújo, pela confiança, apoio e entusiasmo, sempre me orientando de forma valiosa, com muitas sugestões e colaboração neste trabalho.

Aos professores André Laurindo Maitelli, Adelardo Medeiros e Roberto Limão pelas sugestões.

Agradeço também aos colegas Gáudio V. L. Besch e Anderson Luiz de O. Cavalcanti que contribuíram de forma significativa no desenvolvimento deste trabalho.

Ao colega e amigo Leandro Luttiane da S. Linhares, por sua capacidade de colaborar de forma decisiva nas situações mais difíceis, além da facilidade de convivência nos trabalhos desenvolvidos em grupo.

Aos colegas da Base de Pesquisa BPCAS, em especial a João Maria e a Marconi Câmara, pelo apoio dado em todos os momentos e pela agradável convivência.

Aos engenheiros e colegas da UN-RNCE da Petrobras que contribuíram com preciosas informações.

À Petrobras e à CAPES pelo apoio financeiro.

A todos aqueles, enfim, que contribuíram e aprimoraram o conteúdo deste trabalho.

Resumo

No presente trabalho, aplicamos técnicas de inteligência artificial em um sistema simulado de destilação de petróleo, mais especificamente em uma coluna debutanizadora. Nesse processo, o produto que chega à coluna, conhecido como LGN, é fracionado por meio de aquecimento. Os componentes mais leves são transformados em vapor, que vão constituir o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo), enquanto as frações mais pesadas continuam líquidas, sendo, comumente, chamadas de C5+. Na composição do GLP, idealmente, temos apenas propanos e butanos, porém, na prática, temos a presença de contaminantes, como, por exemplo, pentanos (i-pentanos e n-pentanos).

O objetivo do trabalho é regular à quantidade de pentano presente no GLP, por meio da determinação inteligente dos *sets points* (SP) de controladores presentes na instrumentação original da coluna. Para isso é utilizado um sistema *fuzzy*, que será responsável por ajustar os valores desses SP's, a partir da comparação entre a fração molar do pentano na saída da planta (GLP) e a quantidade desejada. Optou-se por controlar apenas a fração molar de i-pentano, por esta ser, normalmente, maior que a fração molar do n-pentano, e ainda, devido ao fato de que ambas apresentam dinâmicas extremamente semelhantes em função das condições de operação da coluna.

Porém, a fração molar de pentano, seja do i-pentano ou n-pentano, é de difícil medição *on-line* devido a limitações, como: longos intervalos de medição, pouca confiabilidade e alto custo. Por essa razão, foi utilizado um sistema de inferência, construído a partir de uma rede neural de múltiplas camadas para inferir o percentual de i-pentano a partir de variáveis secundárias da coluna.

Os resultados obtidos mostram que o sistema *fuzzy* conseguiu controlar o valor da fração molar do i-pentano para diversas situações, mostrando ser um sistema de controle avançado viável e com um nível satisfatório de confiabilidade.

Abstract

Artificial Intelligence techniques are applied to improve performance of a simulated oil distillation system. The chosen system was a debutanizer column. At this process, the feed, which comes to the column, is segmented by heating. The lightest components become steams, by forming the LPG (Liquefied Petroleum Gas). The others components, C5+, continue liquid. In the composition of the LPG, ideally, we have only propane and butanes, but, in practice, there are contaminants, for example, pentanes.

The objective of this work is to control pentane amount in LPG, by means of intelligent set points (SP's) determination for PID controllers that are present in original instrumentation (regulatory control) of the column. A fuzzy system will be responsible for adjusting the SP's, driven by the comparison between the molar fraction of the pentane present in the output of the plant (LPG) and the desired amount. However, the molar fraction of pentane is difficult to measure on-line, due to constraints such as: long intervals of measurement, high reliability and low cost. Therefore, an inference system was used, based on a multilayer neural network, to infer the pentane molar fraction through secondary variables of the column.

Finally, the results shown that the proposed control system were able to control the value of pentane molar fraction under different operational situations.

Sumário

Sumário	i
Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	vii
Lista de Símbolos e Abreviaturas	Ix
1. Introdução	1
2. Unidade de Processamento de Gás Natural	5
2.1. Colunas de Destilação	6
2.1.1 Coluna Debutanizadora	7
3. Técnicas de Inteligência Artificial para Inferência e Controle Avançado	11
3.1. Inferência	12
3.2. Sistema Fuzzy	14
3.3. Sistema Fuzzy Proposto	15
3.3.1. Proposta de Controle com o FIC-101	15
3.3.2. Proposta de Controle com o FIC-101 e o TIC-102	18
3.3.3. Proposta de Controle com o FIC-101 e o TIC-102 Utilizando um Sistema de Inferência	21
4. Resultados	23
4.1. Sistema Fuzzy para Geração de Set Points para o Controlador FIC-101	23
4.2. Sistema Fuzzy para Geração de <i>Set Points</i> para os Controladores FIC-101 e TIC-102	27
4.3. Comparação Entre os Dois Sistemas Fuzzy Desenvolvidos	33
4.4. Sistema de Controle Final	36
4.4.1. Fração Molar do I-Pentano Ajustada de Forma Crescente	36
4.4.2. Fração Molar do I-Pentano Ajustada de Forma Decrescente	41
4.4.3. Fração Molar do I-Pentano Ajustada de Forma Aleatória	46
4.5. Comparação Com um Controlador Preditivo	51
4.5.1. Fração Molar do I-Pentano Ajustada de Forma Aleatória	51
5. Conclusões	61
Referências Bibliográficas	63

Lista de Figuras

Figura 2.1: Frações molares de i-pentano, n-pentano e pentano total no GLP	8
Figura 2.2: Coluna debutanizadora simulada	9
Figura 3.1: Esquema de treinamento da rede neural	13
Figura 3.2: Sistema de controle completo	14
Figura 3.3: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro	17
Figura 3.4: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro (fuzzy MIMO)	20
Figura 3.5: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro (fuzzy MIMO + inferência)	22
Figura 4.1: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101	24
Figura 4.2: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	24
Figura 4.3: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101	25
Figura 4.4: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	25
Figura 4.5: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101	26
Figura 4.6: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	27
Figura 4.7: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102	28
Figura 4.8: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	28
Figura 4.9: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	29
Figura 4.10: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102	30
Figura 4.11: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	30
Figura 4.12: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	31
Figura 4.13: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102	32
Figura 4.14: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	32
Figura 4.15: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	33
Figura 4.16: Comparação entre as frações molares do i-pentano ajustadas pelos dois controladores <i>fuzzy</i>	34
Figura 4.17: Set points (FIC-101) gerados pelos dois sistemas fuzzy	35
Figura 4.18: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência	36
Figura 4.19: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	37

Figura 4.20:	Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	38
Figura 4.21:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do i-pentano	38
Figura 4.22:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do i-pentano	39
Figura 4.23:	Erro entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano	39
Figura 4.24:	Sinal de controle gerado pelo FIC-101	40
Figura 4.25:	Sinal de controle gerado pelo TIC-102	41
Figura 4.26:	Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência	42
Figura 4.27:	Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	42
Figura 4.28:	Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	43
Figura 4.29:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do i-pentano	43
Figura 4.30:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do i-pentano	44
Figura 4.31:	Erro de estimação entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano	44
Figura 4.32:	Sinal de Controle gerado pelo FIC-101	45
Figura 4.33:	Sinal de Controle gerado pelo TIC-102	45
Figura 4.34:	Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência	46
Figura 4.35:	Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102	47
Figura 4.36:	Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101	47
Figura 4.37:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do i-pentano	48
Figura 4.38:	Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do i-pentano	49
Figura 4.39:	Erro de estimação entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano	49
Figura 4.40:	Sinal de Controle gerado pelo FIC-101	50
Figura 4.41:	Sinal de Controle gerado pelo TIC-102	50
Figura 4.42:	Comparação entre os valores estimados das frações molares do i-pentano ajustadas pelos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	52

Figura 4.43: Comparação entre os valores reais das frações molares do i-pentano ajustadas pelos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	53
Figura 4.44: Comparação entre os s <i>et points</i> gerados pelos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo para o TIC-102	53
Figura 4.45: Comparação entre os s <i>et points</i> gerados pelos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo para o FIC-101	54
Figura 4.46: Comparação do erro de rastreamento a partir dos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	55
Figura 4.47: Comparação do erro de rastreamento a partir dos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	56
Figura 4.48: Comparação do erro de estimação a partir dos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	57
Figura 4.49: Comparação entre os sinais de controle gerado pelo TIC-102 a partir dos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	58
Figura 4.50: Comparação entre os sinais de controle gerado pelo FIC-101 a partir dos controladores <i>fuzzy</i> e preditivo	58

Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Base de regras (FIC-101)	17
Tabela 3.2: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro	18
Tabela 3.3: Valores dos singletons utilizados na geração do sinal de saída do fuzzy	18
Tabela 3.4-a: 1 ^a Camada da base de regras 3D (FIC-101)	19
Tabela 3.4-b: 2ª Camada da base de regras 3D (TIC-102)	19
Tabela 3.5: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro	20
Tabela 3.6: Valores dos singletons utilizados na geração do sinal de saída do fuzzy	20
Tabela 3.7: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro	21
Tabela 3.8: Valores dos singletons utilizados na geração do sinal de saída do fuzzy	21
Tabela 4.1: Comparação quando se pretende aumentar o valor da fração molar do i- pentano	35
Tabela 4.2: Comparação quando se pretende diminuir o valor da fração molar do ipentano	35
Tabela 4.3: Valores de pico dos set points	35
Tabela 4.4: Índices de desempenho quando se aumenta a fração molar do i-pentano	52
Tabela 4.5: Índices de desempenho quando se diminui a fração molar do i-pentano	52
Tabela 4.6: Índice de desempenho baseados no erro	57
Tabela 4.7: Esforço de controle	59

Lista de Símbolos e Abreviaturas

GLP Gás Liquefeito de Petróleo

SP Set Point

PID Controlador Proporcional, Integral e Derivativo

PI Controlador Proporcional Integral

UTPF Unidade de Tratamento e Processamento de Fluidos

UPGN Unidade de Processamento de Gás Natural

CSTR Continuous Stirred Tank Reactor

LGN Líquido de Gás Natural

C1 Representação Utilizada Para se Referir ao Metano (CH₄)

C2 Representação Utilizada Para se Referir ao Etano (C₂H₆)

C3 Representação Utilizada Para se Referir ao Propano (C₃H₈)

n-C4 Representação Utilizada Para se Referir ao Butano na sua forma normal

 (C_4H_{10})

i-C4 Representação Utilizada Para se Referir ao Iso-Butano (C₄H₁₀)

n-C5 Representação Utilizada Para se Referir ao Pentano na sua forma normal

 (C_5H_{12})

i-C5 Representação Utilizada Para se Referir ao Iso-Pentano (C₅H₁₂)

C5+ Conjunto de Hidrocarbonetos Presentes no Gás Natural e que Contém 5 ou

Mais Átomos de Carbono

TIC Controlador Indicador de Temperatura

SPLT Split Range

VLV Válvula

FIC Controlador Indicador de Fluxo

 $\mu_A(x)$ Grau de Pertinência do elemento x em um conjunto fuzzy A

 Ω Universo de Discurso

x Valor Real da variavel de entrada do controlador *fuzzy*

e_f Erro entre o i-pentano desejado e o medido

ref Valor desejado para a fração molar do i-pentano

v_ip Valor da Fração Molar do i-pentano

var_ip Variação do i-pentano

e_ant Erro Anterior

 a_f Parâmetro da Função de Pertinência Bell-shaped b_f Parâmetro da Função de Pertinência Bell-shaped c_f Parâmetro da Função de Pertinência Bell-shaped

F.P Função de Pertinência

MIMO Multiple input – Multiple Output

GPC Controlador Preditivo Generalizado

Capítulo 1

Introdução

A lógica *fuzzy* é uma das tecnologias atuais mais bem sucedidas para o desenvolvimento de sistemas para controlar processos sofisticados (Driankov *et al*, 1993, Lee, 1990, Castro, 1995). Esses sistemas são chamados de controladores *fuzzy* e originaram-se a partir de pesquisas e projetos de E. H. Mamdani (Mamdani, 1976), por sua vez, baseadas nas teorias propostas por L. Zadeh (Zadeh, 1965). Esses controladores ganharam espaço, como área de estudo, em diversas instituições de ensino, pesquisa e desenvolvimento do mundo, sendo até hoje uma importante aplicação da teoria dos conjuntos nebulosos (Sandri, 1999). Um grande apelo da tecnologia *fuzzy* em controle é a possibilidade de se operar com imprecisões na definição das variáveis de entrada e de saída (Abreu e Ribeiro, 1999).

O sucesso desses controladores baseados na lógica *fuzzy* se deve à necessidade de se atuar em áreas onde decisões precisam ser tomadas a partir de um conjunto de informações vagas e imprecisas. Nesse tipo de controlador, são utilizadas regras lógicas com a intenção de descrever a experiência e intuição humana para controlar um processo. A lógica *fuzzy* expressa as leis operacionais de um sistema de controle por termos lingüísticos, ao invés de equações matemáticas, como ocorre na metodologia clássica, sendo essa a sua principal vantagem.

Os controladores *fuzzy* são robustos e de grande adaptabilidade, incorporando conhecimento que outros sistemas nem sempre conseguem acomodar (Guerra, 1998). Também são versáteis, principalmente quando o modelo físico é complexo e de difícil representação matemática. Em geral, os controladores *fuzzy* encontram maior utilidade em sistemas nãolineares, sendo capazes de superar perturbações e altos níveis de ruído (Sandri, 1999). As abordagens dos controladores convencionais mais utilizados procuram tratar as não linearidades

dos sistemas físicos através de aproximações. Ou os sistemas são considerados simplesmente lineares, ou lineares por partes, ou ainda, são descritos por extensas tabelas de buscas ("lookup tables"), que procuram mapear as entradas e saídas do processo.

Em plantas industriais complexas, como no caso de processos petroquímicos, algumas técnicas de controle não linear têm sido introduzidas, como por exemplo, os controladores *fuzzy*. Muitos trabalhos envolvendo a aplicação dessa técnica em processos petroquímicos já foram desenvolvidos. Um exemplo é a automação de uma coluna de destilação de batelada. Stens e Kuhn (1995), utilizaram controladores baseados na lógica *fuzzy* no processo de automatização deste tipo de coluna, e compararam com métodos de controle convencionais baseados em técnicas lineares e não lineares. A partir de medições em tempo real na planta, eles concluíram que a planta pode ser automatizada pelos dois tipos de controle, embora seja mais viável a utilização do controlador *fuzzy* por causa da representação de conhecimento na forma lingüística.

Coeyman e Bowles (1996), utilizaram controladores *fuzzy* no controle de temperatura do *reboiler* (refervedor), que é o sistema de aquecimento de uma coluna de destilação, e compararam com controladores PID's. Eles tinham como objetivo tentar utilizar um controlador *fuzzy* para eliminar o *overshoot* na temperatura e aumentar o rendimento dos produtos primários.

Ainda no campo das plantas industriais de processos petroquímicos, técnicas de controle têm sido introduzidas, também, em um nível da escala de automação entre o controle regulatório e o sistema supervisório. Dessa forma, mantêm-se as malhas de controle regulatório, que são vistas pela indústria como seguras e confiáveis, e as técnicas de controle mais sofisticadas atuam em nível de otimização e geração de *set points* para o controle regulatório. Essa estratégia tem sido aplicada com o nome de controle avançado. Ela tem tido excelentes resultados em plantas de processamento de gás natural, onde são utilizadas, tipicamente, técnicas de controle preditivo (Cavalcanti, 2007).

Na literatura, podem ser encontrados diversos trabalhos onde controladores *fuzzy* atuam sobre a camada de controle regulatório, porém, sendo utilizados como supervisores. Quando utilizado como supervisor, o controlador *fuzzy*, em vez de gerar os *set points*, faz ajustes nos parâmetros dos controladores da camada de controle regulatório. Isso tem sido possível, entre outros aspectos, pela disponibilidade de equipamentos computacionais com alta capacidade de processamento e a um baixo custo. Além disso, quase todas as aplicações de técnicas de controle dependem de um bom modelo do processo a ser controlado. Se um modelo preciso do processo

não é disponível, então um controle satisfatório não pode ser alcançado (Santhanam e Langari, 1994), daí a viabilidade de se utilizar controladores *fuzzy*.

Em outro trabalho, um controlador *fuzzy* atuando como supervisor é desenvolvido para manter o nível de flutuação no topo de uma unidade de destilação de uma refinaria. Esta regulação é realizada mantendo-se o nível numa faixa limite recomendada entre valores mínimo e máximo. Importantes restrições são tomadas, levando-se em conta que sejam pequenos os sinais de controle, a fim de estabilizar o fluxo de alimentação na saída do tanque. Por outro lado, o sistema tem que prever corretamente diferentes distúrbios que podem ocorrer na unidade de destilação (Galichet *et al*, 1994).

Outra utilização de um supervisor *fuzzy* em uma coluna de destilação envolve técnicas de otimização, que são utilizadas na seleção das funções de pertinência e da base de regras. Assim, não há necessidade de um método heurístico para projetar as funções de pertinências e a base de regras. A partir disso, um supervisor *fuzzy* vai adaptar os parâmetros de um controlador PI online, cuja tarefa é executar o controle da composição do produto de topo e de fundo quando distúrbios interferirem na coluna na forma de mudanças no fluxo de alimentação da planta (Somsung e Pratishthananda, 2005).

No presente trabalho, vamos utilizar um controlador *fuzzy* como um gerador dinâmico de *set points* para uma planta de processamento de gás natural. Nessas plantas, o gás *in natura*, proveniente dos campos de petróleo, costuma passar inicialmente por um processo de remoção de água e elementos oxidantes. Após esse processo, o gás é levado para colunas de destilação fracionada, onde ele é decomposto em diversos subprodutos. Um dos principais subprodutos, do ponto de vista econômico, é o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo). Uma dessas colunas de destilação fracionada, conhecida como debutanizadora, é a responsável pela produção do GLP (produto de topo) e da gasolina natural, C5+, (produto de fundo).

Com isso, um controlador *fuzzy* será utilizado no ajuste da fração molar do i-pentano presente na composição de GLP (Gás Liquefeito de Petróleo). Esse ajuste será feito a partir da geração de *set points* para dois dos controladores PID's presentes no controle regulatório da planta de processamento de gás. Conforme já mencionado, na indústria se utilizam, mais comumente, estratégias de controle preditivo para realizar esta tarefa. Contudo, tendo em vista a possibilidade de se utilizar outras estratégias de controle, este trabalho investiga a eficiência de controladores *fuzzy* na geração de *set points*.

A vantagem de se efetuar uma geração dinâmica de *set points* com o objetivo de se controlar a fração molar i-pentano é que se evita que o GLP saia de especificação, o que provocaria perdas econômicas.

Porém, na indústria petroquímica, não se tem acesso fácil à composição do GLP, devido aos longos intervalos de medição e ao alto custo dos cromatógrafos. Sendo assim, foi utilizado neste trabalho um sistema de inferência, cujo objetivo é estimar a fração molar do i-pentano presente na composição de GLP a partir de variáveis secundárias da planta. As variáveis secundárias utilizadas são a vazão de refluxo do GLP e a temperatura do prato sensível da coluna.

A inferência de características pouco acessíveis do sistema permite que esse possa ser controlado de maneira mais eficiente. Esses sistemas de inferência são utilizados em sistemas de controle onde as variáveis de interesse não são facilmente obtidas, devido a limitações de medição (Yang e Chai, 1997). Isso faz com que haja dificuldades significativas no controle dessas variáveis. Entretanto, em muitas plantas existem variáveis secundárias facilmente medidas. Se essas variáveis estão correlacionadas com as variáveis primárias e são mensuráveis, então esta correlação pode ser utilizada por um sistema de inferência.

O sistema de inferência utilizado nesse trabalho foi uma rede neural de múltiplas camadas. Porém, outras técnicas podem ser utilizadas como inferidores, como por exemplo, sistemas *fuzzy*. Margaglio *et al* (1997), utilizaram um sistema *fuzzy* de inferência para controlar a composição dos produtos em uma coluna de destilação binária, utilizando um método de aprendizagem por reforço, *Q-learning*, para ajustar as funções de pertinência.

O próximo capítulo descreve uma planta de processamento de gás natural, detalhando, mais especificamente, a estrutura e o funcionamento da coluna debutanizadora simulada. O capítulo 3 tem o objetivo de mostrar as técnicas de inteligência artificial utilizadas nesse trabalho para inferência e, principalmente, para a geração dinâmica de *set points*. No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos, e são realizadas comparações entre o sistema atuando diretamente sobre a coluna debutanizadora simulada e o sistema utilizando a técnica de inferência. Além disso, são realizadas também algumas comparações com um controlador preditivo, que é a técnica de controle normalmente utilizada para realizar essa geração dinâmica dos *set points*. Por fim, no capítulo 5 são feitas conclusões e mostradas algumas perspectivas para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Unidade de Processamento de Gás Natural

Uma unidade de tratamento e processamento de fluidos (UTPF), onde estão localizadas as unidades de processamento de gás natural (UPGN), recebe gás e petróleo de campos terrestres (*on shore*) e de campos marítimos (*off shore*). O gás e o petróleo são constituídos de misturas de vários compostos, como:

- Água;
- Elementos oxidantes, como por exemplo, nitrogênio, enxofre, oxigênio e metais;
- Hidrocarbonetos, como por exemplo, metanos, etanos, butanos, etc.

Encontrados sob forma gasosa, líquida ou sólida, a separação dos seus componentes é realizada por destilação, processo mediante o qual se obtêm novas misturas de hidrocarbonetos. Esse processo é realizado nas refinarias ou unidades de processamento, como as de gás natural.

Normalmente, o gás e petróleo recebidos em uma unidade de processamento de gás natural, são enviados para uma estação de compressores. Nessa estação, o petróleo é encaminhado às refinarias, para produção de produtos do tipo: pesados (óleos lubrificantes, parafina e vaselina), produtos intermediários (óleo diesel) e produtos leves (gasolina e querosene). Enquanto isso, o gás constituirá a carga a ser processada nas UPGN's. Nessas plantas, o gás *in natura*, inicialmente, passa por um processo de remoção de água e elementos

oxidantes. Em seguida, o gás é levado para colunas de destilação fracionadas, como por exemplo: demetanizadoras, deetanizadoras e debutanizadoras. Nessas colunas, o gás é decomposto em diversos subprodutos. Um dos principais subprodutos, do ponto de vista econômico, é o GLP (Gás Liquefeito de Petróleo), que é produzido pela coluna debutanizadora.

2.1 Colunas de Destilação

Mesmo sendo extensivamente estudadas desde a década de 70, o comportamento dessas colunas ainda é uma área muito atrativa para o desenvolvimento de novas pesquisas, principalmente na área de controle de processos. Segundo Luyben (1990), depois do CSTR (*Continuous Stirred Tank Reactor*), as colunas de destilação são provavelmente o processo mais importante e popular na área de processos químicos.

A destilação é um metodo de separação de uma mistura em seus componentes, através da adição ou subtração de calor à mistura em função das diferentes temperaturas de ebulição dos seus elementos constituintes. Normalmente, uma coluna de destilação é composta por três partes: a coluna propriamente dita, um condensador e um refervedor.

- Coluna: A coluna propriamente dita é um grande tubo cilíndrico com diâmetro que pode variar de alguns centímetros até alguns metros, sendo totalmente preenchida por pratos ou bandejas, por onde passam líquidos e vapores.
- Condensador: é um trocador de calor, responsável por condensar o vapor que chega ao topo da coluna, através da retirada de calor, normalmente utilizando água fria ou ar. Uma parte desse vapor condensado é devolvida a coluna para ser processada novamente, processo denominado de refluxo, e parte é retirada como produto destilado final.
- Refervedor: assim como o condensador, também efetua troca de calor, porém aquecendo o liquido do seu interior e retornando-o, já na forma de vapor, para a coluna. Normalmente fica localizado na base da coluna. No refervedor existe também a retirada do chamado produto de fundo, que é a fração mais pesada do que resta na coluna.

A coluna de destilação utilizada neste trabalho foi uma debutanizadora, que será detalhada melhor adiante. A coluna foi simulada, computacionalmente, no software de processos químicos denominado HYSYS.

2.1.1 Coluna Debutanizadora

Como dito anteriormente, a coluna debutanizadora é a responsável pela produção do GLP. Ela recebe como carga o LGN (Líquido de Gás Natural), composto, normalmente, por C3+ e resíduos de C2. A debutanizadora se destina a separar, por destilação, o GLP (produto de topo) do C5+ (produto de fundo).

Uma coluna, usualmente, tem as correntes de alimentação, por onde recebe sua carga, e as correntes de saída, por onde são extraídos os produtos obtidos no processo de destilação. Como dito anteriormente, parte do material que sai do topo, depois de resfriado, é direcionado de volta para a coluna, no que se chama de refluxo, e tem suas vazões controladas, contribuindo bastante para a qualidade do produto final.

A coluna debutanizadora é aquecida fazendo com que os componentes leves evaporem, formando o produto de topo da coluna. Porém, em decorrência desse aquecimento, uma pequena parte dos componentes pesados, presentes na coluna, principalmente o pentano, podem também se transformar em vapor. Para que o GLP não saia de suas especificações, a fração molar de pentano no GLP deve ser mantida dentro de uma pequena faixa da composição total do GLP. Por outro lado, se a coluna for resfriada em demasia, os produtos leves podem não ser totalmente evaporados, sendo depositados junto ao produto de fundo. Dessa forma, além de superespecificar o GLP, isto representaria uma perda econômica, uma vez que o valor de mercado do C5+ é menor que o valor do GLP.

O pentano presente na composição do GLP é formado pela soma das frações molares do ipentano e n-pentano. Neste trabalho, optou-se por controlar apenas a fração molar do i-pentano,
pois estes compostos químicos apresentam a mesma tendência de variação em função das
condições de operação. Além disso, para a carga utilizada, o i-pentano está presente no GLP em
maior percentagem. A Fig. 2.1, obtida a partir da simulação de uma coluna debutanizadora,
demonstra as relações entre os compostos citados.

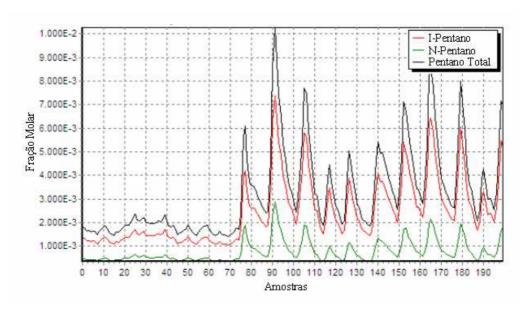


Figura. 2.1: Frações molares de i-pentano, n-pentano e pentano total no GLP.

A coluna debutanizadora implementada, Fig. 2.2, é do tipo destilação contínua, onde o processo é alimentado continuamente. Neste tipo de destilação, ao contrário da destilação em batelada, o processo está ativo o tempo todo, possuindo melhor rendimento. A coluna simula um processo real, presente em uma UTPF (Guamaré - RN), utilizando os mesmos *tag's*, mesmo número de pratos (28) e sendo alimentada pelo resultado da mistura do LGN (Líquido de Gás Natural), produto de fundo de uma coluna deetanizadora ideal, com uma vazão controlada de etano. Na debutanizadora, uma parte do produto depositado em seu fundo sai para a produção de C5+ e outra parte passa pelo processo de aquecimento no trocador de calor E-100, retornando, em seguida, para a coluna. A vazão do óleo térmico utilizado pelo trocador de calor no processo de aquecimento é controlada pelo TIC-102, atuando, assim, no perfil de temperatura da coluna.

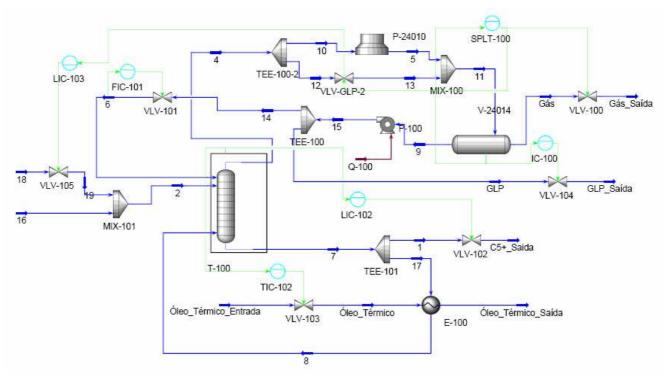


Figura. 2.2: Coluna debutanizadora simulada.

Com relação ao produto de topo da coluna, ele é enviado, a princípio, para um vaso acumulador de condensado, podendo antes, passar ou não, por um condensador a ar P-24010 (air-cooler). O condensador utiliza um ou mais ventiladores que fazem o ar circular através de dutos por onde passa o fluido. A vazão que vai direto para o vaso de condensado, sem passar pelo air-cooler, depende da atuação do controlador de pressão em split range (SPLT-100) sobre a válvula de bypass VLV-GLP-2. Deste vaso, uma parte do GLP pode ser enviada para a linha de saída de GLP com o intuito de ser comercializado; e outra parte volta para a coluna debutanizadora, através de uma linha de refluxo (linha 14). O processo de refluxo é controlado pelo FIC-101, aumentando ou diminuindo a vazão de GLP proveniente do vaso condensado. Dependendo da pressão no interior do vaso condensado, uma parte do GLP pode ser aliviada, para queima, através da linha gás de saída, processo conhecido como flare. Essa vazão estará de acordo com a abertura da válvula de alívio, VLV-104, que permite o escape de vapor se a pressão subir demasiadamente no vaso acumulador do produto de topo, fornecendo assim segurança.

Capítulo 3

Técnicas de Inteligência Artificial para Inferência e Controle Avançado

O custo crescente das matérias-primas da energia, bem como a elevação da concorrência econômica a níveis mundiais, tem exigido que a operação e o controle das plantas industriais, de forma geral, sejam conduzidos de forma otimizada quanto à produtividade e lucratividade, atendendo às exigências cada vez maiores de qualidade dos produtos finais (Nascimento *et al*, 1990). Para isto, tem-se utilizado bastante técnicas de controle, gerando *set points* para a camada de controle regulatório presente em plantas, como por exemplo, de processamento de gás natural.

Uma coluna debutanizadora, utilizada em plantas de processamento de gás natural, é responsável pela separação do GLP (produto de topo) do C5+ (produto de fundo). O GLP é o produto de maior valor no mercado, e o controle de sua composição é garantido pela atuação conjunta de alguns dos controladores presentes na instrumentação da coluna, principalmente o controle da vazão de refluxo e o controle da temperatura de fundo da coluna.

Neste trabalho buscamos otimizar apenas o controle da composição do GLP, sem nos preocuparmos com a gasolina natural, pois como já foi dito anteriormente, o GLP possui um valor econômico bem maior que o C5+. Para tanto, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema *fuzzy* para a geração dinâmica de *set points* para os controladores FIC-101 e TIC-102 (figura 2.2), em função da presença (fração molar) de i-pentano na composição do GLP.

Porém, nos campos de produção de gás, não se tem acesso aos dados facilmente. Então foi utilizado um sistema de inferência para estimar a fração molar do i-pentano presente na composição do GLP.

3.1 Inferência

Sistemas de inferência são algoritmos matemáticos capazes de estimar, em tempo real, variáveis de interesse (variáveis primárias), não medidas, a partir de outras variáveis disponíveis (variáveis secundárias), medidas instantaneamente. Esses sistemas vêm adquirindo grande aplicabilidade na indústria devido às vantagens que apresentam frente a alguns problemas de medição dos sensores reais e principalmente por algumas vantagens competitivas.

Mejdell e Skogestad (1991b), em seus trabalhos sobre controle de colunas de destilação, relatam que uma das maiores dificuldades que enfrentam é a de medir a composição de produtos. Dentre as alternativas existentes de analisadores físicos, uma das mais empregadas é a cromatografia gasosa, porém, esta apresenta algumas desvantagens, como grandes atrasos na obtenção das medidas e alto custo operacional. O tempo necessário de resposta para estes cromatógrafos é de, em média, 10 minutos, o que impossibilita sua utilização para controle. Além disso, tem também a desvantagem econômica, uma vez que exigem altos investimentos na aquisição e instalação, como também para a manutenção e operação destes equipamentos.

Os sistemas de inferência possuem grande aplicação, pois atuam auxiliando na monitoração, controle e otimização de processos em geral, fornecendo medições mais exatas, mais rápidas e mais confiáveis a um custo mais baixo tanto para desenvolvimento e implantação, como para manutenção. Sendo assim, nesse trabalho foi utilizado um sistema de inferência baseado em redes neurais artificiais. Esse sistema, apesar de não ser o foco desse trabalho, vem sendo desenvolvido em um trabalho paralelo a este, nas pesquisas desenvolvidas por Linhares *et al* (2007).

O objetivo é aplicar um sistema *fuzzy* em uma malha de controle junto com uma RNA (rede neural artificial) treinada. O sistema *fuzzy* irá gerar, dinamicamente, os *set points* dos controladores FIC-101 e TIC-102. A partir disso, as variáveis de processo relacionadas a esses controladores, vazão de refluxo e temperatura de fundo da coluna, serão medidas pelo sistema de inferência (RNA), que irá inferir um valor estimado para a fração molar do i-pentano presente na

composição do GLP, possibilitando, assim, que seja realizado um controle da qualidade do GLP produzido.

A seguir, são mostradas figuras que representam a rede neural utilizada para o treinamento e o sistema de controle completo. A estrutura utilizada para a rede neural foi baseada no modelo NNARX, com três camadas e tendo como variáveis de entrada, y(k), u_1(k) e u_2(k). Para essas variáveis, foram utilizadas dois retardos, além dos valores atuais, com exceção da primeira, que foi utilizado somente os retardos, totalizando assim oito entradas na rede neural.

As variáveis y(k) e y(k) representam o valor estimado e o valor real da fração molar do ipentano, enquanto $u_-1(k)$ e $u_-2(k)$ são as variáveis do processo (PV's) relacionadas ao refluxo e a temperatura de fundo da coluna, respectivamente. Como o sistema foi simulado, considerou-se que o mesmo não possuía atraso. Na figura 3.2, as variáveis SP_{FIC} e SP_{TIC} , são os *set points*, com os incrementos gerados pelo sistema *fuzzy*, enviados a coluna debutanizadora. PV_{FIC} e PV_{TIC} são os valores das variáveis de processo, medidas pela rede neural. Por fim, a variável $I-P_{EST}$ representa o valor estimado da fração molar do i-pentano, que é enviado ao controlador *fuzzy* para que sejam calculadas as entradas do mesmo, que são erro e variação do erro.

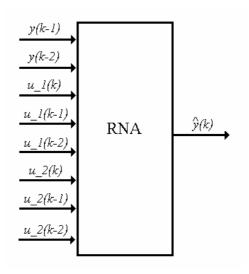


Figura 3.1: Esquema de treinamento da rede neural.

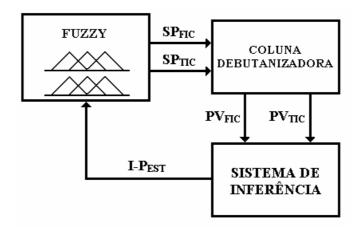


Figura 3.2: Sistema de controle completo

3.2 Sistema Fuzzy

A teoria baseada na lógica *fuzzy* tem sido cada vez mais usada em ambientes que utilizam informações fornecidas por seres humanos para automatizar procedimentos quaisquer, como, por exemplo, em controle de processos, com aplicações que vão do controle de eletrodomésticos ao controle de satélites, e tende a crescer cada vez mais, sobretudo em sistemas híbridos, que incorporam abordagens conexionistas e evolutivas, no que é chamado de "*computação natural*".

Com a utilização dessa teoria, requerimentos complexos podem ser implementados em controladores simples, de fácil manutenção e baixo custo. O uso de sistemas construídos dessa maneira, chamados de controladores *fuzzy*, é especialmente interessante quando o modelo matemático está sujeito a imprecisões (Guerra *et al*, 1997, Chiu *et al*, 1994, Weil *et al*, 1994).

Um controlador *fuzzy* é um sistema *fuzzy* à base de regras, composto de um conjunto de regras de produção do tipo SE cpremissa> ENTÃO <Conclusão>, que definem ações de controle em função das diversas faixas de valores que as variáveis de estado do problema podem assumir (Klir *et al*, 1988, D'Amore *et al*, 1997). Essas faixas de valores são denominadas termos lingüísticos.

Formalmente, um conjunto fuzzy A do universo de discurso Ω é definido por uma função de pertinência $\mu_A:\Omega\to[0,1]$. Essa função associa a cada elemento x de Ω o grau $\mu_A(x)$, com o

qual x pertence a A. A função de pertinência de $\mu_A(x)$ indica o grau de compatibilidade entre x e o conceito expresso por A.

Segundo Shaw (1999), as funções de pertinência *fuzzy* representam os aspectos fundamentais de todas as ações teóricas e práticas de sistemas *fuzzy*. Uma função de pertinência é uma função numérica, gráfica ou tabulada que atribui valores de pertinência *fuzzy* para valores discretos de uma variável em seu universo de discurso. É preciso lembrar que o universo de discurso de uma variável representa o intervalo numérico de todos os possíveis valores reais que uma variável específica pode assumir.

Ao contrário dos controladores convencionais, em que o algoritmo de controle é descrito analiticamente por equações algébricas ou diferenciais, através de um modelo matemático, em um controle *fuzzy* utilizam-se regras lógicas no algoritmo de controle, com a intenção de descrever, em uma rotina, a experiência humana, intuição e heurística para controlar um processo (Zadeh, 1965).

3.3 Sistema Fuzzy Proposto

3.3.1 Proposta de Controle com FIC-101

Inicialmente, foi implementado um sistema *fuzzy* para efetuar o controle da fração molar do i-pentano ajustando o *set point* apenas do FIC-101 (Júnior *et al*, 2007). O objetivo desta implementação foi de confirmar a possibilidade de se utilizar controladores *fuzzy* como gerador de *set points* para controladores da camada de controle regulatório. O sistema *fuzzy* foi projetado com base em um modelo Mamdani, e implementado em ambiente de programação C++ Buider, com período de amostragem de 30 segundos.

A comunicação entre o controlador *fuzzy* e a coluna debutanizadora, simulada no HYSYS, foi realizada através do acesso direto aos componentes desse programa. Para isto, a estrutura de programação do HYSYS incorpora objetos padronizados no formato COM – *Component Object Model*. Conhecendo-se as principais características de interfaces destes objetos, é possível ler (fração molar do i-pentano presente no GLP) e escrever (*set point* do FIC-101), além da possibilidade de controlar a execução da simulação.

No sistema fuzzy, foram utilizadas duas entradas, que são: erro e variação do erro, com relação à fração molar desejada de i-pentano, representadas pela fórmulas:

$$e_f = ref - v_i p (3.1)$$

$$var_e = e_f - e_ant$$
 (3.2)

Onde: *ref* é a fração molar desejada de i-pentano, *v_ip* é o valor da fração molar de i-pentano na composição do GLP produzido, *e_f* é o erro, *e_ant* é o erro anterior, e *var_e* é a variação do erro.

A função de pertinência utilizada foi do tipo *Bell-shaped*. Para esse tipo de função, a pertinência de cada variável é dada pela seguinte equação:

$$\mu_{A}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_{-}f}{a_{-}f} \right|^{2b_{-}f}}$$
(3.3)

onde *a_f*, *b_f* e *c_f* são os parâmetros da função de pertinência.

A seguir são mostradas a base de regras, as funções de pertinência e os *singletons* utilizados para o calculo da variação do *set point*. Foram utilizadas as mesmas funções de pertinência para as variáveis de entrada erro e variação do erro.

	VARIAÇÃO DO ERRO								
		Negativo Grande	Negativo	Zero	Positivo	Positivo Grande			
	Negativo Grande	Aumentar	Aumentar Pouco	Aumentar	Diminuir Pouco	Diminuir			
ERRO	Negativo	Aumentar	Aumentar Pouco	Manter	Diminuir Pouco	Diminuir			
	Zero	Aumentar	Manter	Manter	Manter	Diminuir			
	Positivo	Aumentar Muito	Aumentar	Manter	Diminuir	Diminuir Muito			
	Positivo Grande	Aumentar Muito	Aumentar	Diminuir Pouco	Diminuir	Diminuir Muito			

Tabela 3.1: Base de regras (FIC-101).

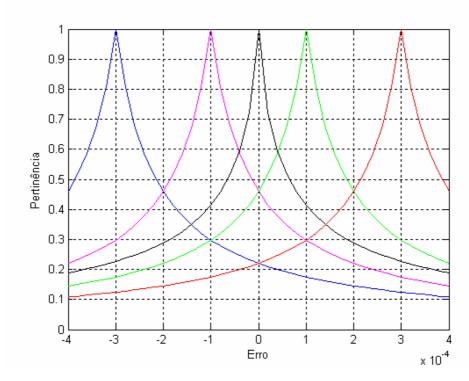


Figura 3.3: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro.

	a_f	<i>b_f</i>	<i>c_f</i>
F.P-1	0.000085	0.5	-0.0003
F.P-2	0.000085	0.5	-0.0001
F.P-3	0.000065	0.4	0
F.P-4	0.000085	0.5	0.0001
F.P-5	0.000085	0.5	0.0003

Tabela 3.2: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro.

	F.P-1	F.P-2	F.P-3	F.P-4	F.P-5	F.P-6	F.P-7
FIC-101	-3.9	-2.0	-1.0	0	1.0	2.0	3.9

Tabela 3.3: Valores dos singletons utilizados na geração do sinal de saída do fuzzy.

3.3.2 Proposta de Controle com o FIC-101 e o TIC-102

Com o intuito de se obter o melhor ajuste da fração molar do i-pentano, foi implementado em seguida um controlador *fuzzy* para ajustar o *set point* do FIC-101 e do TIC-102.

Assim como no caso anterior, este sistema baseou-se em um modelo Mandani, com as mesmas entradas, mesmo tipo de função de pertinência, mesmo período de amostragem e mesma forma de comunicação. Porém, agora ele apresenta como saídas valores de incremento para os *set points* dos controladores FIC-101 e TIC-102, caracterizando-se assim como um *fuzzy* PI (Shaw, 1999). Optou-se por utilizar valores de incremento para os *set points* por questões de segurança, pois, caso contrario, correria o risco de se atribuir um valor não adequado para algum dos *set points*, o que poderia levar a planta a instabilidade. Sendo assim, temos um sistema MIMO (*Multiple Input – Multiple Output*), já que o *fuzzy* tem duas variáveis de entrada e duas de saída.

A tabela 3.4 mostra a base de regras 3D utilizada no sistema de controle *fuzzy*. Para melhor visualização, ela foi desmembrada em duas camadas. A primeira camada está relacionada com o FIC-101 e a segunda está relacionada com o TIC-102.

	VARIAÇÃO DO ERRO									
		Negativo Grande	Negativo	Zero	Positivo	Positivo Grande				
	Negativo Grande	Aumentar	Aumentar Pouco	Aumentar	Diminuir Pouco	Diminuir				
ERRO	Negativo	Aumentar	Aumentar Pouco	Manter	Diminuir Pouco	Diminuir				
	Zero	Aumentar	Manter	Manter	Manter	Diminuir				
	Positivo Aumentar Muito Aumentar	Manter	Diminuir	Diminuir Muito						
	Positivo Grande	Aumentar Muito	Aumentar	Diminuir Pouco	Diminuir	Diminuir Muito				

Tabela 3.4-a: 1ª Camada da base de regras 3D (FIC-101).

VARIAÇÃO DO ERRO								
		Negativo Grande	Negativo	Zero	Positivo	Positivo Grande		
	Negativo Grande	Diminuir	Diminuir Pouco	Diminuir	Aumentar Pouco	Aumentar		
ERRO	Negativo	Diminuir	Diminuir Pouco	Manter	Aumentar Pouco	Aumentar		
	Zero	Diminuir	Manter	Manter	Manter	Aumentar		
	Positivo Diminuir Muito Dim	Diminuir	Manter	Aumentar	Aumentar Muito			
	Positivo Grande	Diminuir Muito	Diminuir	Aumentar Pouco	Aumentar	Aumentar Muito		

Tabela 3.4-b: 2ª Camada da base de regras 3D (TIC-102).

A seguir são mostradas as funções de pertinência utilizadas, que são as mesmas para as variáveis de entrada erro e variação do erro, e os valores dos *singletons* utilizados para o cálculo da variação dos *set points*.

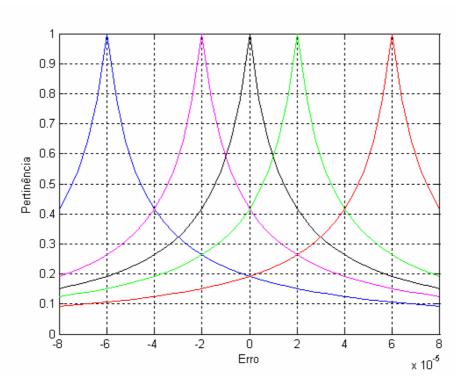


Figura 3.4: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro (fuzzy MIMO).

	a_f	<i>b_f</i>	<i>c_f</i>
F.P-1	0.000014	0.5	-0.00006
F.P-2	0.000014	0.5	-0.00002
F.P-3	0.000014	0.5	0
F.P-4	0.000014	0.5	0.00002
F.P-5	0.000014	0.5	0.00006

Tabela 3.5: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro.

	F.P-1	F.P-2	F.P-3	F.P-4	F.P-5	F.P-6	F.P-7
FIC-101	-1.2	-0.6	-0.3	0	0.3	0.6	1.2
TIC-102	-0.03	-0.015	-0.0075	0	0.0075	0.015	0.03

Tabela 3.6: Valores dos singletons utilizados na geração do sinal de saída do fuzzy.

3.3.3 Proposta de Controle com o FIC-101 e o TIC-102 Utilizando Um Sistema de Inferência

Visando a uma aplicação mais prática desse trabalho, o sistema *fuzzy* apresentado no tópico acima foi acoplado a um sistema de inferência, responsável por estimar o valor da fração molar do i-pentano. Assim, temos o sistema fuzzy MIMO gerando os set points para o sistema de controle FIC-101 e TIC-102, com a intenção de se controlar a fração molar do i-pentano com base em uma estimativa fornecida pelo sistema de inferência.

O sistema *fuzzy* aqui utilizado seguiu o mesmo padrão dos descritos anteriormente, basedo em um modelo Mandani, com as mesmas entradas, mesmo tipo de função de pertinência, mesmo período de amostragem e mesma forma de comunicação. A base de regras 3D utilizada também é igual a que foi utilizada no caso anterior. Porém, como agora temos um sistema de inferência, foram necessários alguns ajustes nos valores das funções de pertinência e dos *singletons* utilizados para calcular os *set points*, pois o valor estimado não é exatamente igual ao valor fornecido pela coluna simulada.

A seguir são mostradas as funções de pertinência utilizadas. Assim como nos casos anteriores, foram utilizadas funções de pertinência com os mesmos parâmetros para as entradas erro e variação do erro. Também são mostrados a seguir os valores dos *singletons* utilizados no calculo da variação dos *set points*.

	a_f	<i>b_f</i>	<i>c_f</i>
F.P-1	0.000014	0.5	-0.00006
F.P-2	0.000013	0.45	-0.00002
F.P-3	0.000012	0.4	0
F.P-4	0.000013	0.45	0.00002
F.P-5	0.000014	0.5	0.00006

Tabela 3.7: Valores dos parâmetros das funções de pertinência para as entradas erro e variação do erro.

	F.P-1	F.P-2	F.P-3	F.P-4	F.P-5	F.P-6	F.P-7
FIC-101	-1.2	-0.6	-0.3	0	0.3	0.6	1.2
TIC-102	-0.004	-0.002	-0.001	0	0.001	0.002	0.004

Tabela 3.8: Valores dos *singletons* utilizados na geração do sinal de saída do *fuzzy*.

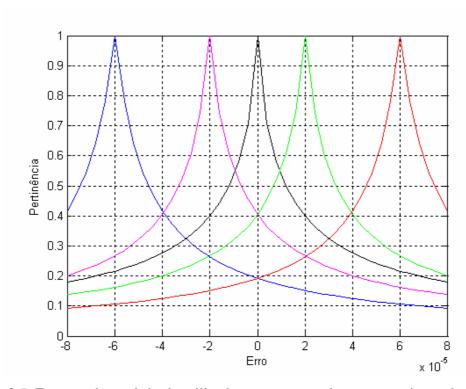


Figura 3.5: Funções de pertinência utilizadas para as entradas erro e variação do erro (fuzzy MIMO + inferência).

Capítulo 4

Resultados

4.1 Sistema Fuzzy para Geração de Set Points para o Controlador FIC-101

As figuras 4.1 e 4.2 mostram o comportamento da coluna debutanizadora, em termos da presença de i-pentano no GLP, e do sistema *fuzzy* na geração de *set points* para o controlador PID representado pelo FIC-101, na medida em que se pretende aumentar a fração molar de i-pentano na composição do GLP produzido.

Verifica-se que, de uma forma dinâmica, o sistema *fuzzy* projetado conseguiu ajustar bem o valor da fração molar. Podemos verificar também que o sistema não apresentou oscilações nem erro de regime, se comportando de forma estável para todas as referências.

As figuras 4.3 e 4.4 mostram o comportamento da debutanizadora e do sistema *fuzzy*, também para o caso em que as frações molares são ajustadas na medida em que se pretende diminuir o seu valor.

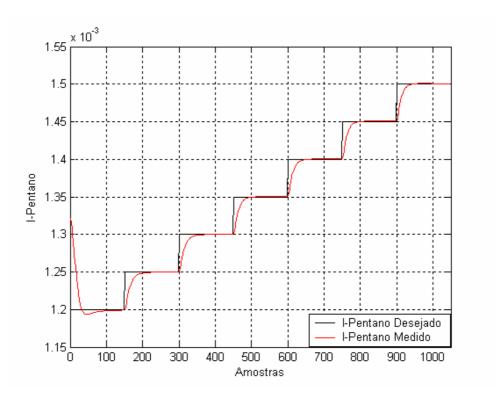


Figura 4.1: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101.

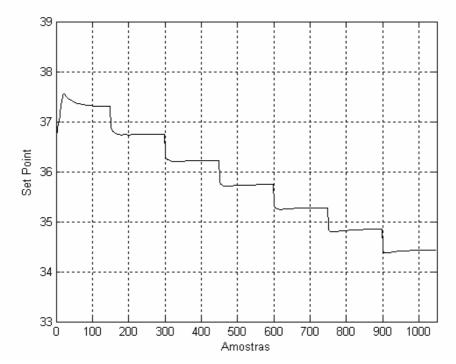


Figura 4.2: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

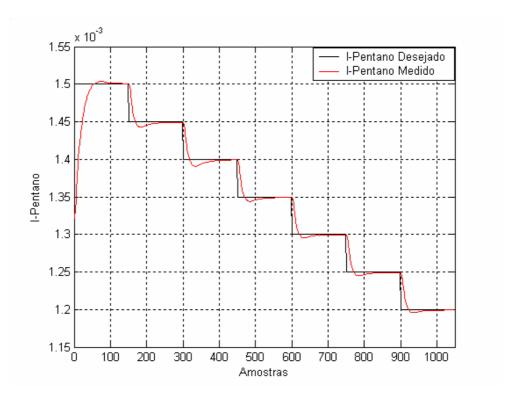


Figura 4.3: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101.

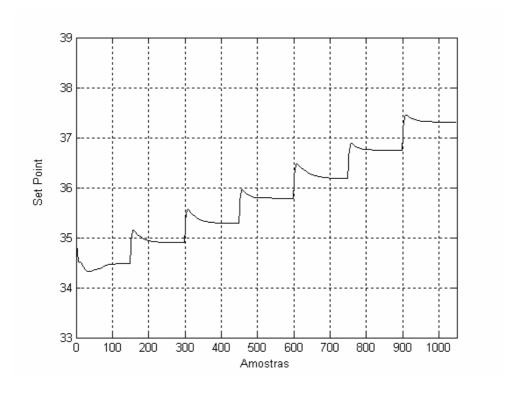


Figura 4.4: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

Podemos verificar nesse caso que o controlador *fuzzy* também ajustou de forma eficiente o valor da fração molar do i-pentano para todas as referências. Porém, ao contrário do primeiro caso, o sistema apresentou um pequeno valor de pico nos *set points*, refletindo, dessa forma, nos valores das frações molares do i-pentano, que apresentaram um pequeno *overshoot*. Isso se deve ao fato de que o sistema apresenta dinâmica diferente para o caso em que se diminui o valor da fração molar do i-pentano, associado ao fato de que o ajuste manual do sistema *fuzzy* preservou a simetria das funções de pertinência.

Para confirmar a eficiência do sistema *fuzzy* na geração de *set points* para o FIC-101, foi realizado um último teste com uma seqüência de valores de referência gerados de maneira aleatória, como pode ser observado nas figuras 4.5 e 4.6.

Verifica-se que, assim como nos casos anteriores, o controlador *fuzzy* conseguiu ajustar bem a fração molar do i-pentano para todas as referências. O fato da dinâmica da coluna ser diferente para os casos em que a fração molar aumenta ou diminui de valor fica bem evidente.

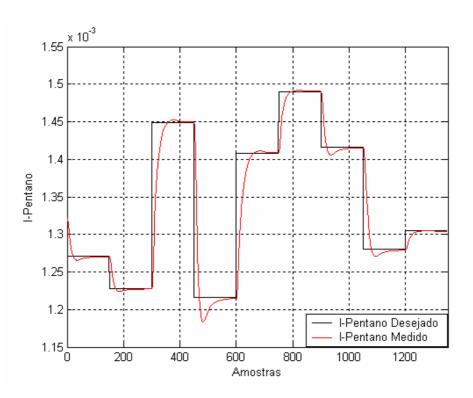


Figura 4.5: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101.

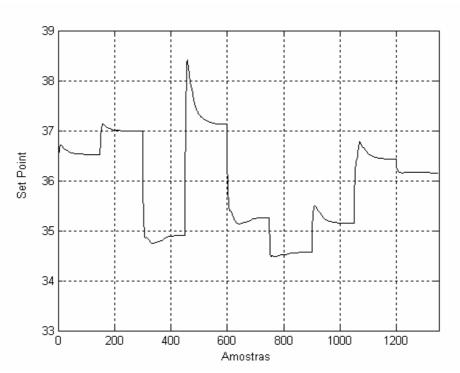


Figura 4.6: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

4.2 Sistema Fuzzy para Geração de *Set Points* para o Controlador FIC-101 e TIC-102

A fração molar do i-pentano presente na composição do GLP depende também da temperatura de fundo da coluna. Esta temperatura, como dito anteriormente, é controlada pelo TIC-102. Então, com o objetivo de se obter um controle mais eficiente sobre o valor da fração molar do i-pentano, foi implementado um *fuzzy* MIMO, tendo como entradas erro e variação do erro com relação a fração molar do i-pentano; e como saídas os *set points* do FIC-101 e do TIC-102. A seguir são mostrados gráficos obtidos a partir do *fuzzy* MIMO.

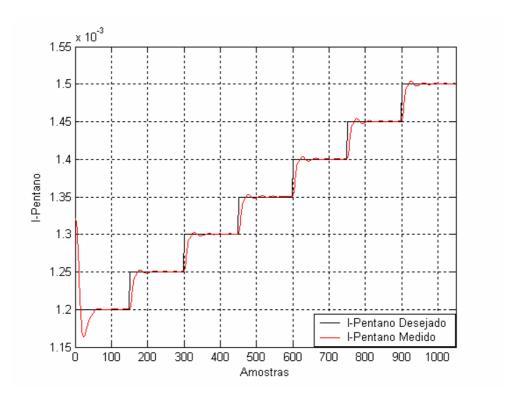


Figura 4.7: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102.

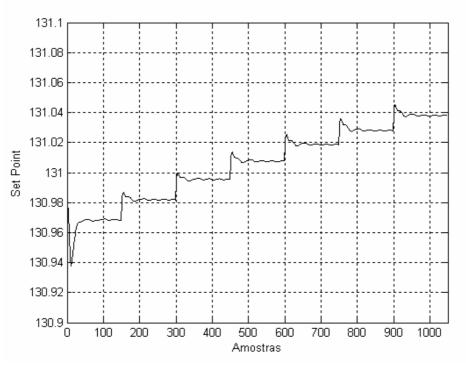


Figura 4.8: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

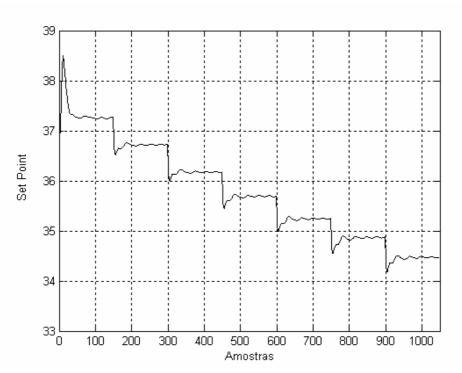


Figura 4.9: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

Verifica-se que, de uma forma dinâmica, o sistema *fuzzy* projetado conseguiu ajustar bem o valor da fração molar. Na intenção de atingir rapidamente o valor desejado para a fração molar do i-pentano, o sistema *fuzzy* produz, inicialmente, valores para os *set points* um pouco além dos valores de regime, mas, em seguida, atinge esses valores, acarretando em uma fração molar de i-pentano suficientemente próxima da desejada.

As figuras 4.10, 4.11 e 4.12 mostram o comportamento da debutanizadora e do sistema *fuzzy*, também para o caso em que as frações molares são ajustadas em valores decrescentes. Nota-se que assim como no caso anterior, o *fuzzy* gerou *set points* de maneira adequada. Nesse caso, porém, devido a planta ter uma dinâmica diferente em função do sentido em que o ponto de operação é ajustado, podemos notar que a dinâmica na geração dos *set points* foi um pouco menos suave, provocando oscilações com amplitudes maiores. Além disso, podemos verificar que a fração molar de i-pentano na composição do GLP produzido demorou um pouco mais para estabilizar para cada variação.

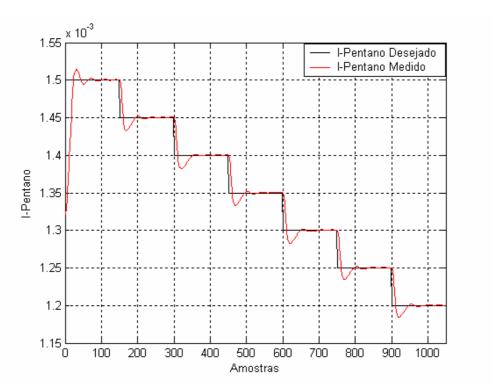


Figura 4.10: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102.

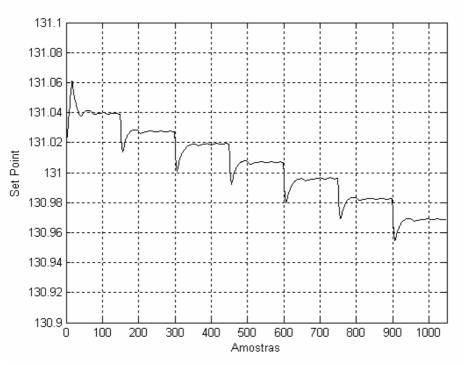


Figura 4.11: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

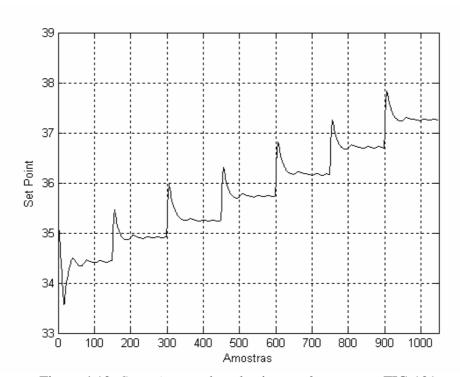


Figura 4.12: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

Assim como foi feito no primeiro controlador *fuzzy* projetado, para se confirmar a eficiência desse sistema na geração de *set points* para o FIC-101 e o TIC-102, foi realizado um último teste, no qual colocamos as frações molares com valores de referência escolhidos aleatoriamente. Para efeito de uma melhor comparação, foi utilizada aqui a mesma seqüência de referências utilizadas para o primeiro controlador *fuzzy* projetado. Nota-se que o *fuzzy* se comportou de forma satisfatória, conseguindo ajustar bem a fração molar do i-pentano para todas as referências, inclusive para os intervalos em que foi necessário um incremento bem significativo nos valores dos *set points*. O sistema apresentou um pouco de oscilação em relação ao *fuzzy* projetado para gerar o *set points* apenas do FIC-101. Isso foi provocado pelo fato de que agora temos a fração molar do i-pentano sendo ajustada por meio da geração de *set points* para o FIC-101 e também para o TIC-102.

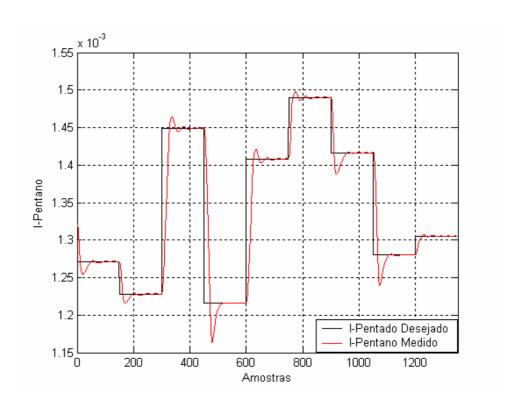


Figura 4.13: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102.

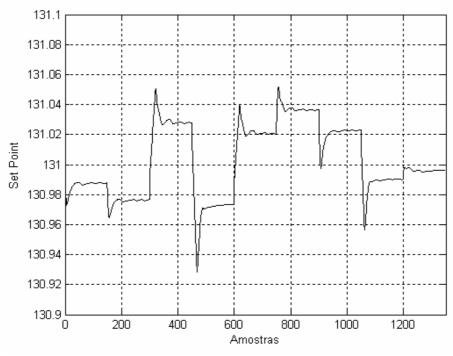


Figura 4.14: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

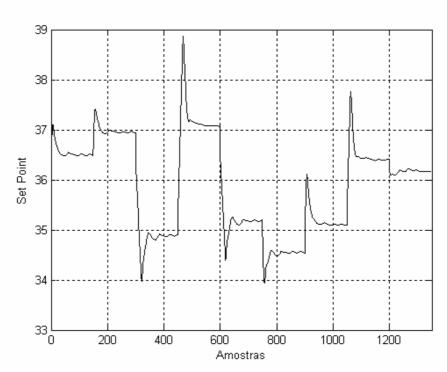


Figura 4.15: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

4.3 Comparação Entre os Dois Sistemas Fuzzy Desenvolvidos

A seguir é mostrada uma comparação dos dois sistemas *fuzzy* desenvolvidos neste trabalho, observando como se comportam com relação ao teste realizado com a seqüência de valores aleatórios para referência. Como foi dito anteriormente, para se obter um controle mais eficiente, decidiu-se pela implementação de um sistema *fuzzy* MIMO. Esse sistema aumenta o grau de liberdade do sistema de geração dinâmica dos *set points*, pois ajustando o *set point* para um segundo controlador possibilita que, por exemplo, um tenha uma ação mais rápida, enquanto o outro seria mais conservativo. No presente trabalho, obedecendo-se a característica natural de cada malha, foi utilizado um ajuste mais rápido para o FIC-101, e um ajuste mais conservativo para o TIC-102.

Podemos observar nos gráficos a seguir, que a fração molar do i-pentano atingiu mais rapidamente a referência quando se utilizou o *fuzzy* MIMO. Porém, como pode ser visto na figura 4.17, o *set point* para esse sistema apresentou um valor de pico alto, enquanto o sistema *fuzzy* para o FIC-101 apresentou oscilações menores na geração do *set point* e praticamente não

apresentou *overshoot* no valor da fração molar do i-pentano. Sendo assim, com um ajuste melhor nos parâmetros do *fuzzy* MIMO, pode-se obter uma resposta mais rápida, com menor valor de pico no *set point* e com menor *overshoot* na fração molar do i-pentano, porém isso não faz parte do objetivo deste trabalho.

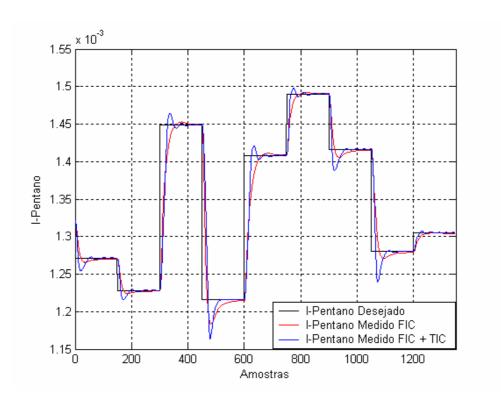


Figura 4.16: Comparação entre as frações molares do i-pentano ajustadas pelos dois controladores *fuzzy*.

As tabelas 4.1 e 4.2 mostram as comparações, de forma numérica, para os casos mais críticos, quando se pretende aumentar e diminuir os valores das frações molares do i-pentano, levando em consideração alguns índices de desempenho. Os casos mais críticos foram quando se aumentou o valor da referencia para a fração molar de 1.2228x10⁻³ para 1.449x10⁻³, e quando se diminuiu de 1.449x10⁻³ para 1.216x10⁻³. A tabela 4.3 mostra os valores de pico dos *set points* (somente do FIC-101) gerados para esses casos críticos.

	Fuzzy – FIC-101	<i>Fuzzy</i> – FIC-101 + TIC-102
Overshoot	0.3%	1.05%
Tempo de Resposta - Subida	870 seg	570 seg
Tempo de Acomodação	1710 seg	840 seg
Erro de Regime	$1x10^{-6}$	1×10^{-6}

Tabela 4.1: Comparação quando se pretende aumentar o valor da fração molar do i-pentano.

	Fuzzy – FIC-101	<i>Fuzzy</i> – FIC-101 + TIC-102
Overshoot	2.7%	4.2%
Tempo de Resposta - Descida	330 seg	390 seg
Tempo de Acomodação	1290 seg	1200 seg
Erro de Regime	1×10^{-6}	1×10^{-6}

Tabela 4.2: Comparação quando se pretende diminuir o valor da fração molar do i-pentano.

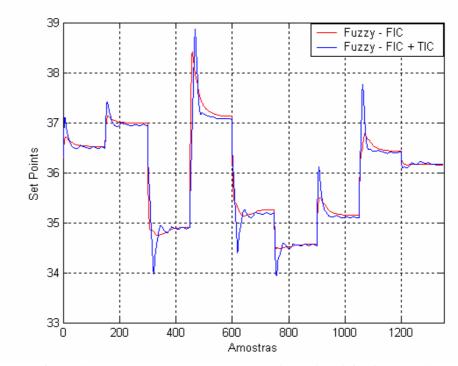


Figura 4.17: Set points (FIC-101) gerados pelos dois sistemas fuzzy

	Fuzzy – FIC-101	<i>Fuzzy</i> – FIC-101 + TIC-102
Valor de Pico - Descida	0.45 %	2.65 %
Valor de Pico - Subida	3.5 %	4.75 %

Tabela 4.3: Valores de pico dos set points.

4.4 Sistema de controle final

Visando a uma aplicação mais prática desse trabalho e levando em consideração que a geração dinâmica de *set points* é realizada normalmente junto com sistemas de inferência, mostramos a seguir resultados obtidos com o *fuzzy* MIMO ajustando os *set points* do FIC-101 e TIC-102, a partir do valor da fração molar do i-pentano estimado por um sistema de inferência. A partir disso, fechamos a malha de controle que constitui o objetivo principal desse trabalho. Para efeito de uma melhor comparação com a malha de controle que utiliza diretamente a composição fornecida pela simulação, utilizou-se os mesmos valores de referencia para a fração molar do i-pentano já utilizados nos casos anteriores.

4.4.1 Fração Molar do I-Pentano Ajustado de Forma Crescente

A seguir, são mostrados os resultados obtidos para o caso em que se deseja que o valor da fração molar do i-pentano aumente.

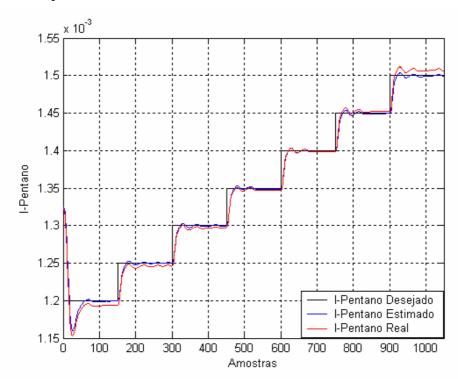


Figura 4.18: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência.

Podemos observar que, assim como nos testes realizados com a coluna simulada no HYSYS, o resultado foi bem satisfatório. O sistema de inferência conseguiu estimar bem o valor da fração molar do i-pentano, e o sistema *fuzzy* conseguiu ajustar de forma satisfatória este valor.

Nas duas figuras a seguir, são mostrados os valores dos *set points* gerados dinamicamente pelo controlador *fuzzy* para o controle de vazão de refluxo e de temperatura de fundo da coluna. Além disso, são mostrados também figuras com erros relacionados ao sistema. Na figura 4.21, que mostra o erro entre o valor desejado e o sinal estimado da fração molar do i-pentano, observa-se que o erro de regime ficou sempre muito próximo de zero, o que mostra a eficiência tanto do sistema de inferência com do controlador *fuzzy*. A figura 4.22 mostra o erro entre o valor desejado e o valor obtido pela coluna simulada no HYSYS. Nessa figura, pode-se observar o erro total, resultado da combinação do erro de regime com relação ao valor estimado da fração molar do i-pentano com o erro de estimação, mostrado na figura 4.23.

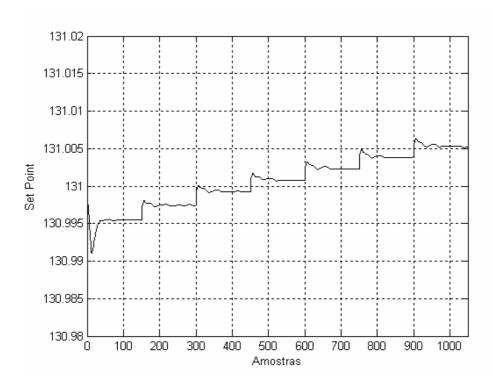


Figura 4.19: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

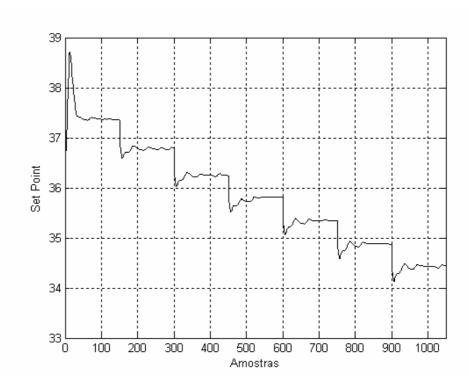


Figura 4.20: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

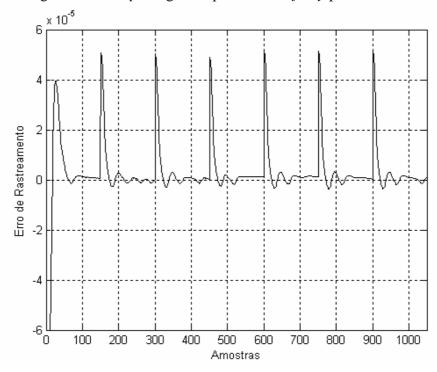


Figura 4.21: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do ipentano.

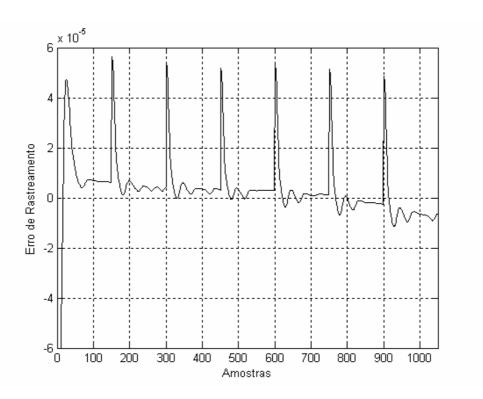


Figura 4.22: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do ipentano.

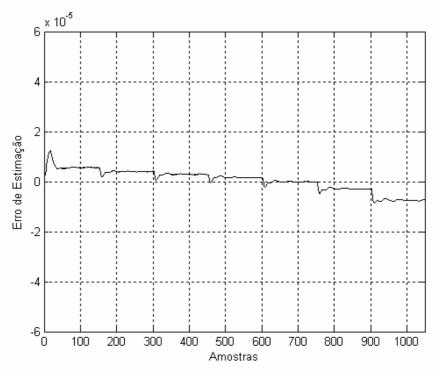


Figura 4.23: Erro entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano.

As figuras a seguir mostram os valores dos sinais de controle gerados pelos controladores PID's, que atuam sobre a vazão de refluxo e a temperatura de fundo, respectivamente, após as mudanças nos *set points*. Podemos observar que o sinal de controle do FIC-101 apresentou bastante oscilação para os valores de referência de maior valor. Isso pode ter sido provocado por uma sintonia incorreta dos parâmetros do controle regulatório, como, por exemplo, ganho proporcional com valor acima do adequado. Porém, como não é objetivo deste trabalho atuar na sintonia dos controladores, e sim na geração dinâmica dos *set points*, resolveu-se deixar os parâmetros da forma como estavam definidos na coluna simulada, pois os resultados da estratégia de controle proposta foram satisfatórios, mesmo com essa sintonia do regulatório.

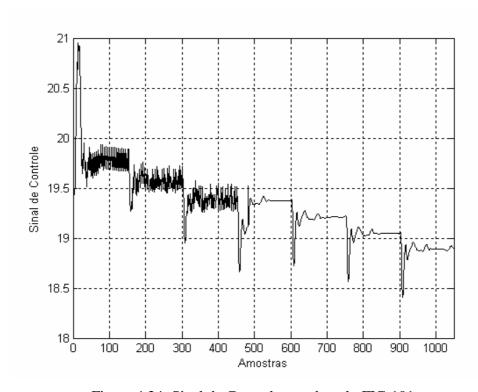


Figura 4.24: Sinal de Controle gerado pelo FIC-101.

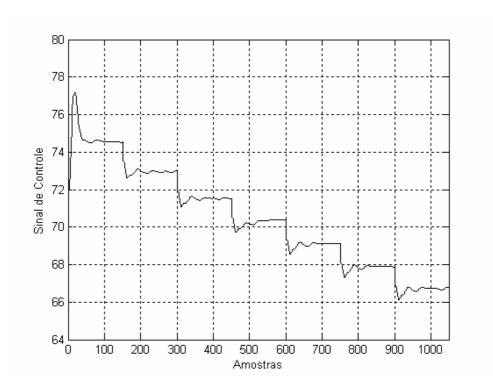


Figura 4.25: Sinal de Controle gerado pelo TIC-102.

4.4.2 Fração Molar do I-Pentano Ajustado de Forma Decrescente

A seguir, são mostrados os resultados obtidos para o caso em que o valor da fração molar do i-pentano diminui. Da mesma forma que no caso anterior, o resultado foi bem satisfatório. Como já era de se esperar, pelos resultados obtidos no item 4.3, o valor da fração molar do i-pentano apresentou *overshoot* e um pouco mais de oscilações. O erro entre o valor desejado e o sinal estimado da fração molar do i-pentano ficou sempre muito próximo de zero, mostrando mais uma vez que o sistema conseguiu ajustar de forma eficiente a fração molar do i-pentano.

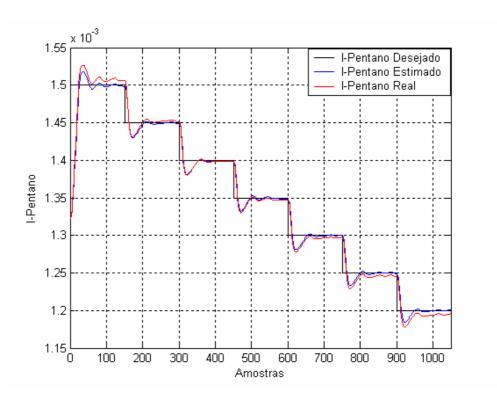


Figura 4.26: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência.

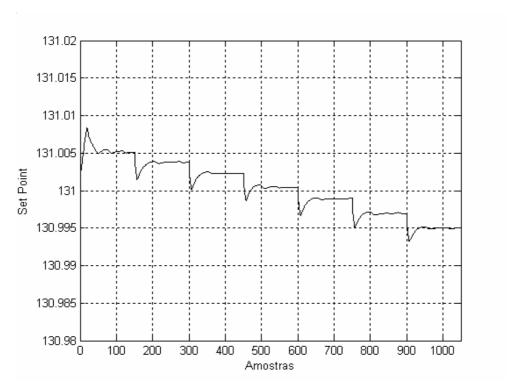


Figura 4.27: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

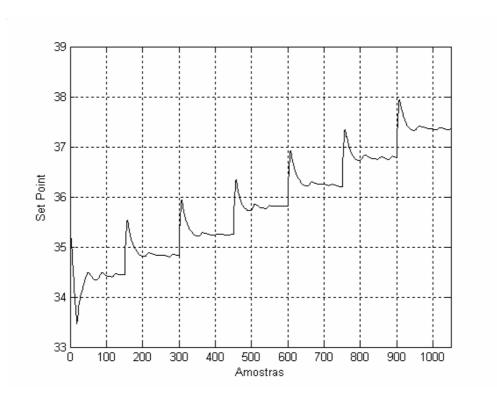


Figura 4.28: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

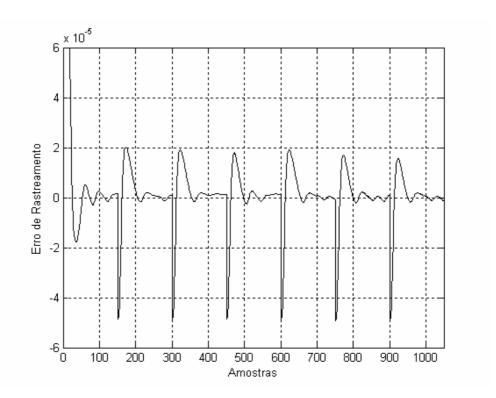


Figura 4.29: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do ipentano.

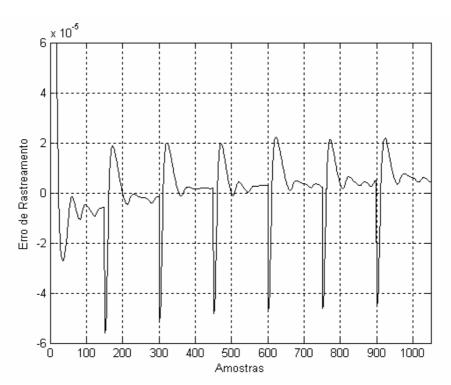


Figura 4.30: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do ipentano.

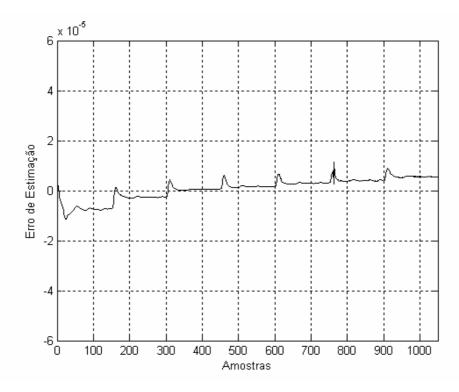


Figura 4.31: Erro de estimação entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano.

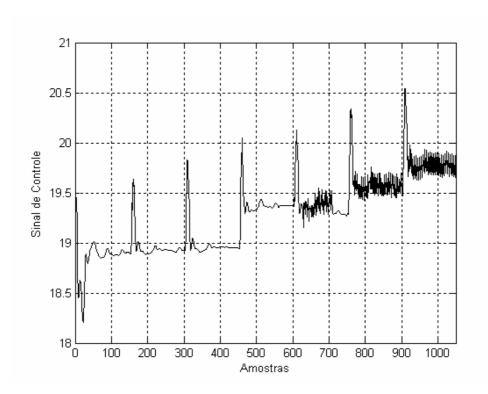


Figura 4.32: Sinal de Controle gerado pelo FIC-101.

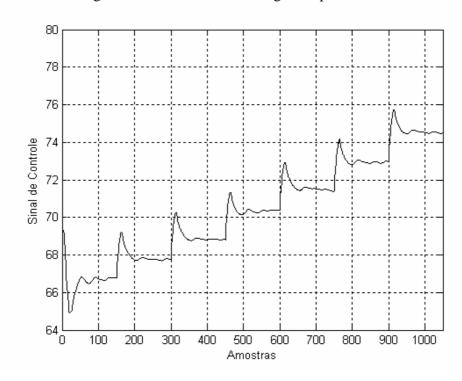


Figura 4.33: Sinal de Controle gerado pelo TIC-102.

4.4.3 Fração Molar do I-Pentano Ajustado de Forma Aleatória

Como já vinha sendo feito nesse trabalho, foi realizado um último teste com o objetivo de avaliar o sistema em uma situação que se aproxime do funcionamento real da coluna de destilação. Nesse teste, são atribuídos valores aleatórios como referência para a fração molar do ipentano. Esses valores estão dentro dos limites de segurança estabelecidos na simulação, e são os mesmos valores utilizados nos itens 4.1 e 4.2. A seguir são mostrados os resultados deste teste.

Como podemos observar, o sistema se comportou de forma satisfatória, mostrando que o *fuzzy* ajustou bem os *set points* do FIC-101 e do TIC-102 a partir dos valores inferidos da fração molar do i-pentano.

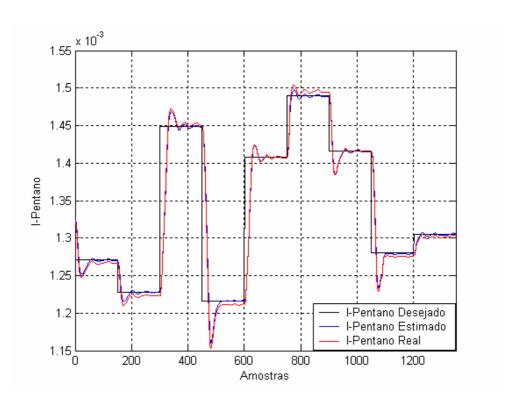


Figura 4.34: Fração molar do i-pentano ajustado a partir do FIC-101 e do TIC-102 utilizando um sistema de inferência.

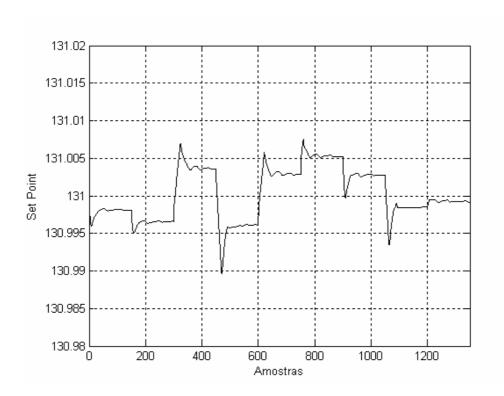


Figura 4.35: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o TIC-102.

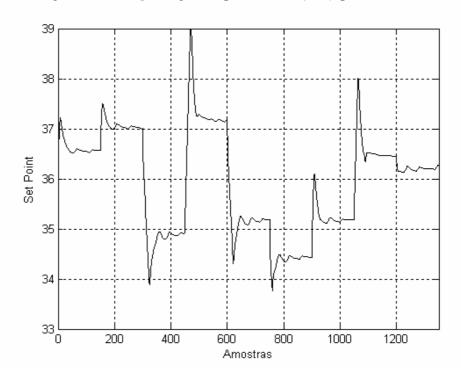


Figura 4.36: Set point gerado pelo sistema fuzzy para o FIC-101.

Como pode ser observado nas figuras acima, os sinais dos *set points* apresentaram valores de pico. Sendo assim, em uma eventual aplicação pratica desse trabalho, seria necessário um melhor ajuste nas funções de pertinência do controlador *fuzzy*. Caso contrario, deverá ser utilizado saturadores para não correr o risco desses sinais passarem dos limites de segurança da planta, o que poderia levá-la a instabilidade.

A figura abaixo mostra o erro de rastreamento com relação à valores estimados. Esse erro ficou próximo a zero quando o sistema esta em regime, apresentando alguns picos de erro somente nos pontos onde foram realizadas mudanças nas referências. O erro com relação à valores reais também ficou próximo a zero, apesar do controle atuar levando em consideração somente o valor fornecido pelo sistema de inferência.

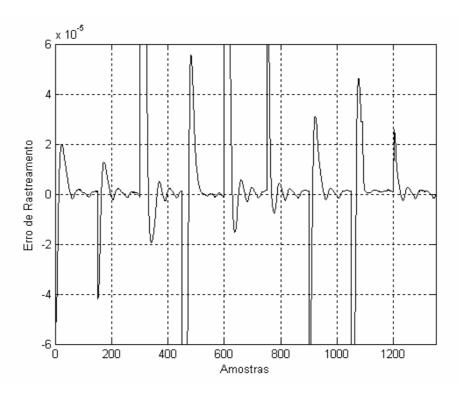


Figura 4.37: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor estimado da fração molar do ipentano.

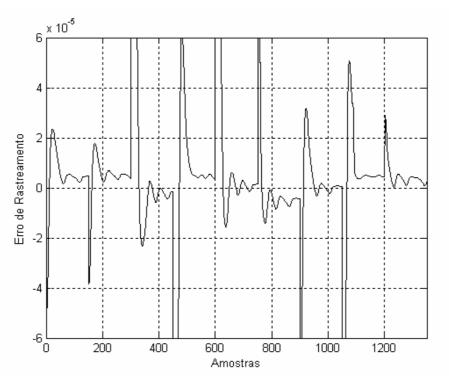


Figura 4.38: Erro de rastreamento entre o valor desejado e o valor real da fração molar do ipentano.

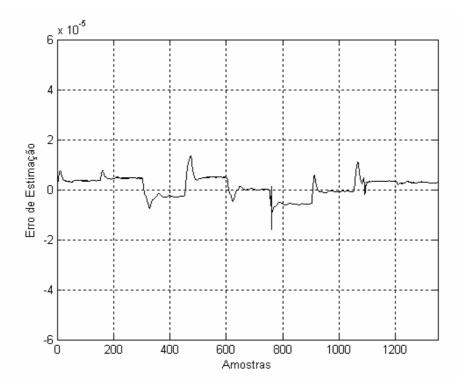


Figura 4.39: Erro de estimação entre o valor real e o valor estimado da fração molar do i-pentano.

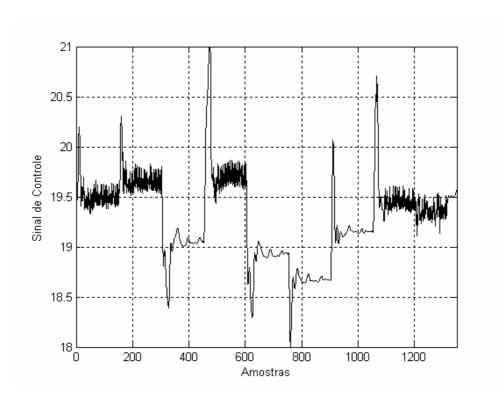


Figura 4.40: Sinal de Controle gerado pelo FIC-101.

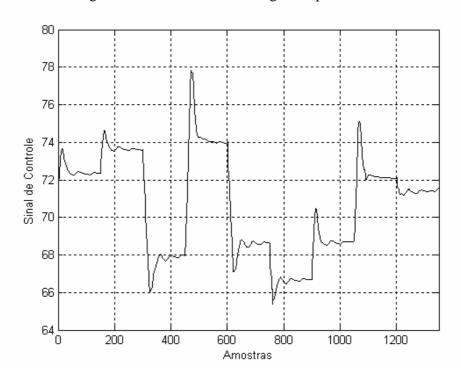


Figura 4.41: Sinal de Controle gerado pelo TIC-102.

4.5 Comparação com um Controlador Preditivo

Como já foi dito, a geração dinâmica de *set points* utilizando um sistema de inferência, conhecida como controle avançado, classicamente é realizada por técnicas de controle preditivo. Nesse item, foi realizada uma comparação entre o controlador *fuzzy* desenvolvido neste trabalho e um controlador preditivo para o caso em que se pretende ajustar a fração molar do i-pentano utilizando valores aleatórios para referência. Foram comparados todos os sinais mostrados no item 4.4 com os mesmos sinais obtidos utilizando-se um controlador preditivo. O controlador preditivo generalizado (GPC) aqui utilizado baseia-se no projeto desenvolvido por Cavalcanti (2006).

4.5.1 Fração Molar do I-Pentano Ajustado de Forma Aleatória

Podemos observar que o controlador *fuzzy* ajustou o valor estimado do i-pentano mais rapidamente, no entanto, apresentou um pouco de oscilação, enquanto o preditivo realizou esse ajuste de forma mais conservativa, com o valor da fração molar atingindo o valor desejado mais lentamente, porém, sem oscilações.

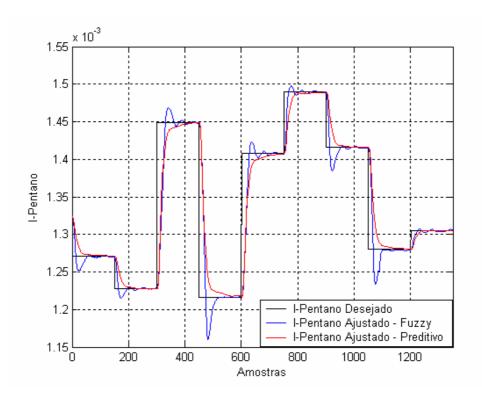


Figura 4.42: Comparação entre os valores estimados das frações molares do i-pentano ajustadas pelos controladores *fuzzy* e preditivo.

Assim como foi feito no tópico 4.3, aqui mostramos as comparações, de forma numérica, para os casos mais críticos quando se pretende aumentar e diminuir os valores das frações molares do i-pentano, levando em consideração alguns índices de desempenho.

	<i>Fuzzy</i> – Inferência	Preditivo – Inferência
Overshoot	1.3%	0%
Tempo de Resposta - Subida	600 seg	720 seg
Tempo de Acomodação	810 seg	960 seg
Erro de Regime	$1x10^{-6}$	0

Tabela 4.4: Índices de desempenho quando se aumenta a fração molar do i-pentano.

	Fuzzy – Inferência	Preditivo – Inferência
Overshoot	4.5%	0%
Tempo de Resposta - Descida	420 seg	780 seg
Tempo de Acomodação	1290 seg	990 seg
Erro de Regime	$1x10^{-6}$	$2x10^{-6}$

Tabela 4.5: Índices de desempenho quando se diminui a fração molar do i-pentano.

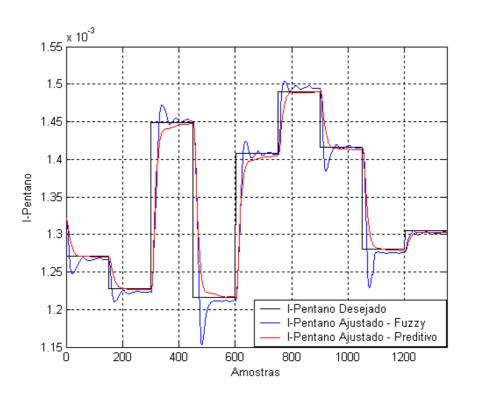


Figura 4.43: Comparação entre os valores reais das frações molares do i-pentano ajustadas pelos controladores *fuzzy* e preditivo.

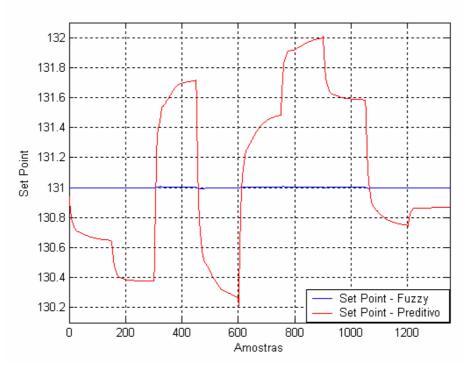


Figura 4.44: Comparação entre os s*et points* gerados pelos controladores *fuzzy* e preditivo para o TIC-102.

Nas figuras 4.44 e 4.45 mostramos a comparação entre os *set points* gerados pelos dois controladores para o FIC-101 e o TIC-102. Na figura 4.44 observamos que o controle preditivo gerou valores maiores para o *set point*, com degraus maiores e variando em uma faixa de valores mais ampla, 130.3 a 132 °C, enquanto o controlador *fuzzy* gerou *set points* variando entre 130.98 a 131.02 °C (para melhor visualizar esses valores, ver a figura 4.35). Já na figura 4.45, observamos que o controlador *fuzzy* gerou valores maiores para o *set points* do FIC-101, com degraus variando, sem levar em conta o overshoot, entre 34.5 e 37.3 m³/h, enquanto que o controlador preditivo gerou *set points* de forma mais conservativa, com degraus menores e variando entre 35.6 a 36.4 m³/h.

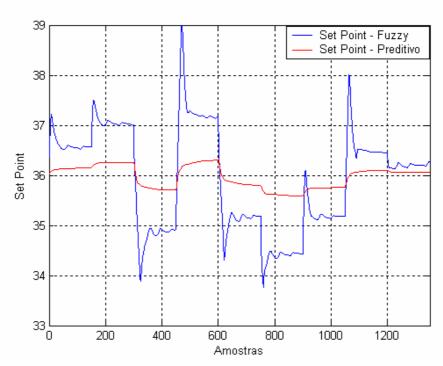


Figura 4.45: Comparação entre os s*et points* gerados pelos controladores *fuzzy* e preditivo para o FIC-101.

Na figuras 4.46, 4.47 e 4.48, comparamos os sinais do erro de rastreamento com relação ao valor estimado, erro de rastreamento com relação ao valor fornecido pelo HYSYS e erro de estimação, obtidos a partir do controlador *fuzzy* e do controlador preditivo. Como era de se esperar, os sinais relativos ao controlador preditivo apresentam-se sem *overshoots* e sem oscilações, porém, mais lento, enquanto o sinal relativo ao controlador *fuzzy* é mais rápido, porém, oscilatório.

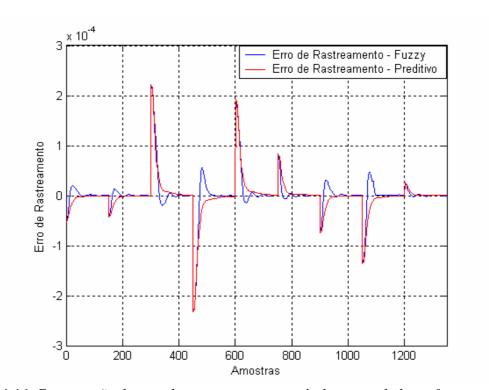


Figura 4.46: Comparação do erro de rastreamento a partir dos controladores fuzzy e preditivo.

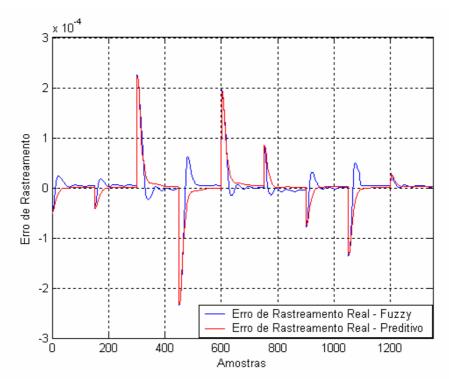


Figura 4.47: Comparação do erro de rastreamento a partir dos controladores *fuzzy* e preditivo.

A tabela 4.6 faz uma comparação dos erros de rastreamento dos dois sistemas de controle acima comparados utilizando os índices IAE (Integral do valor absoluto do erro) e ISE (Integral do quadrado do erro). Pode-se observar que os índices relacionados aos valores reais da fração molar do i-pentano, obtidos do sistema de inferência atuando junto com o controlador preditivo, ficaram menores que os obtidos pelo sistema de inferência atuando junto com o controlador *fuzzy*. Com isso, pode-se concluir que os valores estimados pela rede neural, quando se utiliza o controlador preditivo gerando os set points, ficaram mais próximos dos valores reais. Isso é conseqüência do controlador preditivo ter gerado valores de *set points* maiores para o controlador TIC-102. Dessa forma, a variável do processo relacionada a esse controlador variou em uma faixa mais ampla, de modo que, a rede neural, que faz a medição dessa variável, estimou melhor a fração molar do i-pentano. Porém, como podemos observar pelo IAE e ISE, o *fuzzy* conseguiu ajustar melhor o valor estimado.

	Fuzzy	Preditivo
IAE – Real	0.02189	0.02060
ISE – Real	2.11x10 ⁻⁶	2.09×10^{-6}
IAE – Estimado	0.01938	0.02097
ISE – Estimado	2.19×10^{-6}	2.19×10^{-6}

Tabela 4.6: Índice de desempenho baseados no erro.

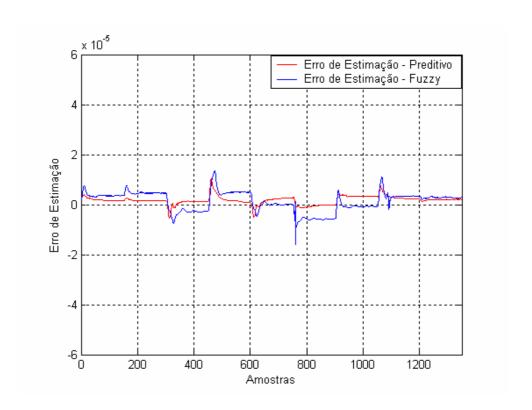


Figura 4.48: Comparação do erro de estimação a partir dos controladores *fuzzy* e preditivo.

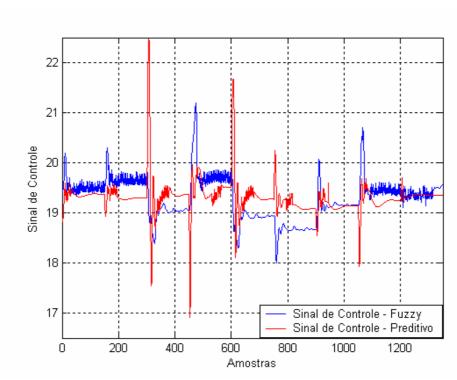


Figura 4.49: Comparação entre os sinais de controle gerado pelo TIC-102 a partir dos controladores *fuzzy* e preditivo.

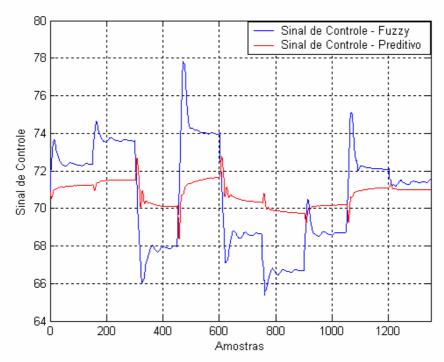


Figura 4.50: Comparação entre os sinais de controle gerado pelo FIC-101 a partir dos controladores *fuzzy* e preditivo.

A tabela 4.7 compara os valores do esforço de controle gerado pelos controladores PID's, que atuam sobre a vazão de refluxo e a temperatura de fundo, após as mudanças nos *set points* a partir dos sistemas *fuzzy* e preditivo.

	Fuzzy – Inferência	Preditivo – Inferência		
Esforço de Controle – FIC-101	5005.13	5007.19		
Esforço de Controle – TIC-102	372.49	373.09		

Tabela 4.7: Esforço de controle.

Capítulo 5

Conclusões

Neste trabalho foi proposto o desenvolvimento de um controlador *fuzzy* para a determinação inteligente de *set points* para o sistema de refluxo (FIC-101) e para o sistema de aquecimento da coluna (TIC-102). Inicialmente esse controlador gerava esses *set points* somente para uma coluna debutanizadora simulada. Essa etapa foi concluída com sucesso, tendo sido obtidos resultados satisfatórios.

Em seguida partiu-se para a utilização de um sistema de inferência, que ficou responsável por estimar o valor da fração molar do i-pentano. Assim, finalmente foi realizada a última etapa do trabalho, que consiste em utilizar o controlador *fuzzy* gerando *set points* para a coluna simulada no HYSYS, a partir do valor do i-pentano estimado pelo sistema de inferência.

Nessa ultima etapa, nota-se a existência de *overshoots* e algumas oscilações nos valores das frações molares do i-pentano. Isso se deve as não linearidades da coluna debutanizadora, pois a mesma apresenta dinâmicas diferentes quando se pretende aumentar ou diminuir o valor da fração molar do i-pentano presente no GLP. Sendo assim, o ideal seria utilizar funções de pertinências distribuídas assimetricamente, além de um melhor ajuste nos parâmetros, uma vez que no presente trabalho esses ajustes foram feitos manualmente.

Podemos concluir que os resultados obtidos foram satisfatórios. Eles demonstraram que o sistema de inferência e o controlador *fuzzy* atuaram juntos de forma bastante viável, demonstrando o potencial dos sistemas *fuzzy* na geração de *set points* para o controle regulatório, e conseqüentemente, sua aplicação em processos industriais de petróleo e gás natural.

Como perspectivas para trabalhos futuros, uma alternativa que deve ser considerada é a utilização de técnicas de otimização visando um melhor ajuste das funções de pertinência. Uma possibilidade é a utilização de algoritmos genéticos para executar essa tarefa. Além disso, podese partir para a determinação inteligente de *set points* para o controle regulatório de outras colunas presentes na unidade de processamento de gás natural, a partir da inferência de outros compostos do GLP, como, por exemplo, o C2.

Referências Bibliográficas

- Abreu, G. L. C. M., Ribeiro, J. F., Controle Ativo de Vibração Usando Controladores Baseados em Lógica Fuzzy, XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, São Paulo, Brasil, 1999.
- Castro, J. L., *Fuzzy logic controllers are universal approximators*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, pp. 629 635, 1995.
- Cavalcanti, A. L. O., et al, Generalized predictive control based in multivariable bilinear multi-model, 8th International Symposium on Dynamics and Control of Process Systems DYCOPS, México, 2007.
- Chiu, S. and Chand, S., *Adaptative Traffic Signal Control Using Fuzzy Logic*, The Institute of Eletrical and Eletronics Engineers, Inc., New York, 1994.
- Coeyman, B., Bowles, J.B., *Fuzzy logic applied to reboiler temperature control*, Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol. 1, pp. 511 516, Setembro 1996.
- D'Amore, R., Saotome, O., and Kienitz, K. H., *Controlador nebuloso com detecção de regras ativas*, Anais do 3 Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, pp. 313–318, Setembro 1997.
- Driankov, D., Hellendoorn, H., and Reinfrank, M., An Introduction to Fuzzy Control, Springer-Verlag, 1993.
- Galichet, S., Foulloy, L., Chebre, M., Beauchene, J.P., *Fuzzy logic control of a floating level in a refinery tank*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems, vol. 3, pp. 1538 1542, Junho 1994.
- Guerra, R., Sandri, S. A., and M. L. O. S., *Dynamics and design of autonomous attitude control of a satellite using fuzzy logic*, Anais do COBEM, Dezembro 1997.
- Guerra, R., *Projeto e simulação do controle de atitude autônomo de satélites usando lógica nebulosa*, Master's thesis, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais INPE, São José dos Campos SP, 1998.

- Júnior, J. M. A., Linhares, L. L. S., Araújo, F. M. U., *Artificial Intelligence techniques applied in a simulated oil distillation system*, COBEM 19th International Congress of Mechanical Engineering, Brasília 2007.
- Klir, G. J. and Folger, T. A., *Fuzzy Sets, Uncertainty, and Informations*, Prentice Hall, Englewood Cliffs New Jersey, 1988.
- Lee, C. C., Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller (part i), IEEE Transactions on Systems, Man an Cybernetics, pp. 404 418, Março/Abril 1990.
- Linhares, L. L. S., Araújo Júnior, J. M., Araújo, F. M. U., *Redes Neurais Artificiais para Identificação da Fração Molar de Pentanos na Composição do GLP*, VIII SBAI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Florianópolis 2007.
- Luyben, W. L., *Process Modeling, Simulation and Control for Chemical Engineers*. 2^a ed., New York, McGraw-Hill, 1990.
- Mamdani, E. H., *Advances in the linguistic syntesis of fuzzy controllers*, Int. J. Man-Mach, pp. 669 678, 1976.
- Margaglio, E., Lamanna, R., Glorennec, P.-Y., *Control of a distillation column using fuzzy inference systems*, Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol. 2, pp. 995 999, Julho 1997.
- Mejdell, T., Skogestad, S., Composition Estimator in a Pilot-Plant Distillation Column Using Multiple Temperatures, Industrial & Engineering Chemistry Research, vol. 30, pp. 2555 2564, 1991.
- Nascimento, C. A. O., *et al*, *Simulação Modular Dinâmica de uma Coluna de Destilação Multicomponente*: Seminário Sobre Aplicações e Desenvolvimento em Simuladores de Processos, pp. 1 57, Rio de Janeiro, 1990.
- Sandri, S., Correa, C., *Lógica Nebulosa*, V Escola de Redes neurais, São Paulo, Brasil, pp. c073-c090, 1999.
- Santhanam, S., Langari, R., *Supervisory fuzzy adaptive control of a binary distillation column*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of the Third IEEE Conference on Fuzzy Systems, vol. 2, pp. 1063 1068, Junho 1994.
- Shaw, I. e Simões, M.G., Controle e Modelagem Fuzzy, Edgard Blücher, São Paulo, 1999, Brasil.

- Somsung, K., Pratishthananda, S., Design and Implementation of Fuzzy Supervisory PI Controllers Using Fuzzy c-Means Clustering Combined with Fuzzy Gain Scheduling for a Binary Distillation Column, Tencon 2005, IEEE Região 10, pp. 1 6, Novembro 2005.
- Stenz, R., Kuhn, U., *Automationof a Batch Distillation Column Using Fuzzy and Conventional Control*, IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 3, n°2, pp. 171 176, Junho 1995.
- Zadeh, L. A., *Fuzzy sets*, Information and Control, pp. 338 353, 1965.
- Yang, Y. and Chai, T., *Soft sensing based on artificial neural network*, Proceedings of the american control conference, pp. 674–678, EUA, 1997.
- Weil, H. G., Probst, G., and Graf, F., Fuzzy Expert System for Automatic Transmission Control, The Institute of Eletrical and Eletronics Enginees, Inc., New York, 1994.

Livros Grátis

(http://www.livrosgratis.com.br)

Milhares de Livros para Download:

<u>Baixar</u>	livros	de A	\dm	<u>inis</u>	<u>tração</u>

Baixar livros de Agronomia

Baixar livros de Arquitetura

Baixar livros de Artes

Baixar livros de Astronomia

Baixar livros de Biologia Geral

Baixar livros de Ciência da Computação

Baixar livros de Ciência da Informação

Baixar livros de Ciência Política

Baixar livros de Ciências da Saúde

Baixar livros de Comunicação

Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE

Baixar livros de Defesa civil

Baixar livros de Direito

Baixar livros de Direitos humanos

Baixar livros de Economia

Baixar livros de Economia Doméstica

Baixar livros de Educação

Baixar livros de Educação - Trânsito

Baixar livros de Educação Física

Baixar livros de Engenharia Aeroespacial

Baixar livros de Farmácia

Baixar livros de Filosofia

Baixar livros de Física

Baixar livros de Geociências

Baixar livros de Geografia

Baixar livros de História

Baixar livros de Línguas

Baixar livros de Literatura

Baixar livros de Literatura de Cordel

Baixar livros de Literatura Infantil

Baixar livros de Matemática

Baixar livros de Medicina

Baixar livros de Medicina Veterinária

Baixar livros de Meio Ambiente

Baixar livros de Meteorologia

Baixar Monografias e TCC

Baixar livros Multidisciplinar

Baixar livros de Música

Baixar livros de Psicologia

Baixar livros de Química

Baixar livros de Saúde Coletiva

Baixar livros de Serviço Social

Baixar livros de Sociologia

Baixar livros de Teologia

Baixar livros de Trabalho

Baixar livros de Turismo