



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

PAULO ROMERO DE ARAUJO MARIZ

**ESTRATÉGIAS DE CONTROLE INFERENCIAL UTILIZANDO
CONTROLADORES LÓGICO *FUZZY* APLICADOS EM UMA PLANTA DE
PRODUÇÃO DE ETILBENZENO**

JOÃO PESSOA

2017

PAULO ROMERO DE ARAUJO MARIZ

**ESTRATÉGIAS DE CONTROLE INFERENCIAL UTILIZANDO
CONTROLADORES LÓGICO *FUZZY* APLICADOS EM UMA PLANTA DE
PRODUÇÃO DE ETILBENZENO**

Monografia de graduação apresentada ao Centro de
Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba,
como requisito parcial para a obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Arioston Araújo de Moraes
Júnior

JOÃO PESSOA

2017

M343e Mariz, Paulo Romero de Araujo

Estratégias de controle inferencial utilizando controladores lógico *fuzzy* aplicados em uma planta de produção de etilbenzeno./ Paulo Romero de Araujo Mariz. – João Pessoa, 2017.

59f. il.:

Orientador: Prof. Dr. Arioston Araújo de Morais Júnior.

Monografia (Curso de Graduação em Engenharia Química) Centro de Tecnologia - Campus I - UFPB / Universidade Federal da Paraíba.

1. Processo do etilbenzeno 2. Seleção de pares de variáveis 3. Controle inferencial 4. Controlador *fuzzy* 5. ITAE 6. IAE 7. ISE I. Título.

BS/CT/UFPB

CDU: 2.ed.66.01(043)

PAULO ROMERO DE ARAUJO MARIZ

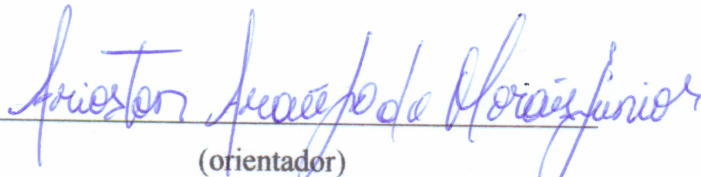
**ESTRATÉGIAS DE CONTROLE INFERENCIAL UTILIZANDO
CONTROLADORES LÓGICO FUZZY APLICADOS EM UMA PLANTA DE
PRODUÇÃO DE ETILBENZENO**

Monografia de graduação apresentada ao Centro de Tecnologia da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Química.

RESULTADO: Aprovado NOTA: 9,90 (nove e noventa)

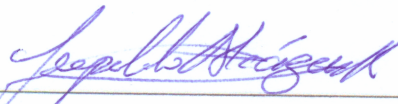
João Pessoa, 04 de dezembro de 2017.

BANCA EXAMINADORA



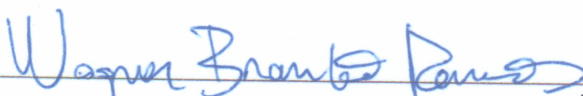
(orientador)

Prof. Dr. Arioston Araújo de Moraes Júnior
Universidade Federal da Paraíba



(Avaliador interno)

Prof. Dr. Leopoldo Oswaldo Alcázar Rojas
Universidade Federal da Paraíba



(Avaliador externo)

Prof. Dr. Wagner Brandão Ramos
Universidade Federal de Campina Grande

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por ser a luz que me guia e o escudo que me protege.

Agradeço aos meus pais, José Ezelino Mariz e Maria Lucia de Araujo Mariz, sem os quais não eu teria chegado até aqui.

Agradeço a minha namorada e futura esposa, Mayrla Oliveira Dantas, por ser minha inspiração maior e está sempre ao meu lado, ajudando, apoiando e incentivando.

Agradeço ao professor Arioston Araujo de Moraes Junior, a oportunidade de tê-lo como orientador de Iniciação Científica e Trabalho Final de Curso. Agradeço pela confiança, pela amizade, conselhos e paciência.

Agradeço ao professor Leopoldo Oswaldo Alcázar Rojas, por partilhar de seus conhecimentos, por todos os conselhos e pela amizade.

Agradeço aos meus irmãos, Ricardo, Francisco e Rafael por todo apoio.

Agradeço aos familiares que estiveram ao meu lado incentivando e acreditando em meus sonhos.

Agradeço aos meus primos Marcos e Dr. Carlos que me ajudaram no início da graduação.

Agradeço a Maria de Fátima e familiares por todo apoio e incentivo.

Agradeço aos colegas que a vida acadêmica me proporcionou, em especial a família do Laboratório de Modelagem Computacional e Controle de Processos – LABMC.

So far as laws of mathematics refer to reality, they are not certain. And so far they are certain, they do not refer to reality. Albert Einstein (1921).

RESUMO

O etilbenzeno é um hidrocarboneto aromático insaturado amplamente utilizado como principal matéria prima na produção de estireno. No entanto, o benzeno e tolueno produzido como subproduto, a depender da rota utilizada para produção do etilbenzeno, desencadeiam reações paralelas na reação de desidrogenação catalítica do estireno. A rota do processo para este trabalho consiste na produção do etilbenzeno a partir da reação de alquilação envolvendo os reagentes etileno e benzeno. O controle de qualidade dessas variáveis é realizado a partir da medição em cromatógrafos que apresentam custo de aquisição alto e manutenção onerosa. Um método mais atrativo economicamente e, sobretudo, viável para tal finalidade é o uso de controle inferencial. Para este tipo de controle há a necessidade de se estabelecer a estrutura ótima de controle, mas nos casos das composições de topo das colunas C1 e C2 esta tarefa requer o uso de técnicas de seleção de pares de variáveis haja vista que as colunas de destilação são sistemas multivariados (MIMO). Foram utilizados a decomposição em valores singulares (SVD), número condicional (CN), matriz de ganho relativo (RGA) e matriz de ganho relativo para sistemas não quadrático (NRG). Tais técnicas utiliza o ganho estacionário do sistema para medir a interação entre as mesmas. As técnicas indicaram, concomitantemente, o estágio 13 da coluna de destilação (C1) como àquele que apresenta maior sensibilidade as variações de temperatura e vazão de vapor fornecido pelo refeedor como sendo a variável manipulada para controlá-la. Para a segunda coluna de destilação (C2), as técnicas de pares de seleção indicaram, também, a vazão de vapor do refeedor como variável manipulada para controlar a temperatura do estágio 17. O processo foi simulado no ambiente *Aspen Plus* e *Aspen Dynamics*TM para avaliar o comportamento da composição no topo de C1 e no topo de C2, uma vez que o programa utiliza modelo rigoroso para simular as colunas de destilação. Uma vez definido os pratos de maior sensibilidade das colunas C1 e C2, foi implementado no *Simulink/Matlab*® o controlador *fuzzy* e o controle inferencial de composição. Os resultados apresentaram maior desempenho para o controlador *fuzzy-Cascata* em relação aos algoritmos de controle PID e lógico *fuzzy* (FLC) de acordo com os critérios de desempenho IAE, ITAE e ISE utilizados.

Palavras-chave: Processo do Etilbenzeno. Seleção de Pares de Variáveis. Controle Inferencial. Controlador Fuzzy. ITAE. IAE. ISE.

ABSTRACT

The ethyl benzene is an unsaturated aromatic hydrocarbon widely used as the main raw material in the production of styrene. However, the producing of benzene and toluene as by-product depends the route used to produce ethylbenzene and they trigger parallel reactions in the catalytic dehydrogenation of the styrene reaction. The process route for this work is the production of ethylbenzene from the alkylation reaction involving the ethylene and benzene reactants. The quality control of these variables is performed from the measurement in chromatographs that have a high acquisition cost and costly maintenance. A more economically and, above all, feasible method for this purpose is the use of inferential control. For this type of control there is a need to establish the optimal control structure, but in the cases of top compositions of columns C1 and C2 this task requires the use of techniques of selection of pairs of variables since the distillation columns are multivariate systems (MIMO). It was used the decomposition in singular values (SVD), conditional number (CN), relative gain matrix (GOR) and relative gain matrix for non-quadratic systems (NRG). The techniques indicated the 13th stage of the distillation column (C1) as well as the one that shows the highest sensitivity to the temperature and vapor flow variations provided by the referent as the variable manipulated to control it. For the second distillation column (C2), the selection pairs techniques also indicated the same steam flow rate as manipulated variable to control the 17th temperature stage. The process was simulated in *Aspen Plus and Aspen DynamicsTM* software for evaluate the behavior of the composition at the top of C1 and at the top of C2, since the program uses rigorous model to simulate the distillation columns. Once the highest sensitivity plates of the C1 and C2 columns were defined, the fuzzy controller and the inferential composition control were used in *Simulink/Matlab®*. The results presented higher performance for the fuzzy-cascade controller in relation to the PID and fuzzy logic (FLC) algorithms, according to the IAE, ITAE and ISE performance criteria used.

Key words: Ethyl Benzene Process. Variables Pair Selection. Inferential Control. Fuzzy Controller. ITAE. IAE. ISE.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Flowsheet do etilbenzeno.	17
Figura 2. Reator CSTR não adiabático.	19
Figura 3. Reator CSTR adiabático.	20
Figura 4. Coluna de destilação fracionada.	21
Figura 5. Estratégia de controle Realimentação.	27
Figura 6. Estratégia de controle inferencial.	28
Figura 7. Estratégia de controle em cascata.	29
Figura 8. Pertinência de temperatura na lógica clássica.	31
Figura 9. Pertinência de temperatura na lógica fuzzy.	31
Figura 10. Funções de pertinências (a) trapezoidal e (b) triangular.	33
Figura 11. Estrutura do controlador fuzzy.	36
Figura 12. Fluxograma do processo do etilbenzeno implementado no simulador Aspen Plus TM	40
Figura 13. Fluxograma da simulação da planta de etilbenzeno no Aspen Dynamic TM	42
Figura 14. Diagrama de blocos para obter a matriz de ganho do sistema e estrutura de controle a partir das técnicas SVD, RGA e NRG.	43
Figura 15. Fluxograma de blocos para projeto do controlador fuzzy.	44
Figura 16. Funções de pertinência para o (a) erro, (b) variação do erro e (c) carga térmica do refeedor para o controlador de temperatura da coluna C1.	45
Figura 17. Funções de pertinência para o (a) erro, (b) variação do erro e (c) carga térmica do refeedor para o controlador de temperatura da coluna C2.	46
Figura 18. Diagrama de blocos do simulink/Matlab para controlador de temperatura fuzzy.	46

Figura 19. Propostas do controle inferencial realimentação lógico fuzzy para C1.	48
Figura 20. Propostas do controle inferencial realimentação lógico fuzzy para C2.	48
Figura 21. Relações lógicas entre controlador primário e secundário na construção do FLC-Cascata.	49
Figura 22. Propostas do controle inferencial cascata-fuzzy para C1.....	50
Figura 23. Propostas do controle inferencial cascata-fuzzy para C2.....	50
Figura 24. Perfis de composição molar (Kmol/Kmol) e de temperatura (K) das colunas C1 e C2 do processo produtivo do etilbenzeno.	52
Figura 25. Ganho em estado estacionário frente aos distúrbios em (a) Q1 e (b) RR1.	54
Figura 26. Ganho em estado estacionário frente aos distúrbios em (a) Q2 e (b) RR2.	54
Figura 27. Matriz de sensibilidade para as colunas de destilação (a) C1 e (b) C2.	55
Figura 28. NRG para o par RR ₁ e	56
Figura 29. NRG para o par RR ₂ e	56
Figura 30. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha aberta de temperatura.	57
Figura 31. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha aberta de temperatura.	57
Figura 32. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha fechada de temperatura com controlador PID não linear.....	58
Figura 33. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha fechada de temperatura com controlador PID não linear.....	58
Figura 34. (a) Perfil de composição de B em D1 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para as colunas C1 e C2, respectivamente em malha fechada de composição com controlador PID não linear.....	59

Figura 35. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha fechada de temperatura com controlador lógico fuzzy.....	60
Figura 36. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha fechada de temperatura com controlador lógico fuzzy.....	60
Figura 37. (a) Perfil de composição de B em D1 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para as colunas C1 e C2, respectivamente, em malha fechada de composição com controlador lógico fuzzy.	61
Figura 38. (a) Perfil de composição no topo de B no topo de C1 e (b) EB no topo de C2 para controlador de composição cascata-fuzzy.	62
Figura 39. Perfis de composição de benzeno no topo da coluna (a) C1 (b) C2.....	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Valores de ganho relativo.	26
Tabela 2. Cinética de reação do etilbenzeno.	41
Tabela 3. Regras para ação reversa do controlador fuzzy.	45
Tabela 4. Conjunto de regras para o controlador fuzzy de composição.	47
Tabela 5. Número Condicional C_1	54
Tabela 6. Número condicional C_2	54
Tabela 9. Resultado da RGA para C_1	55
Tabela 10. Resultado da RGA para C_2	55
Tabela 13. Desempenho dos controladores para controle de composição de x_B no topo de C_1	63
Tabela 14. Desempenho dos controladores para controle de composição de x_{EB} no topo de C_2	63

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	OBJETIVOS.....	15
1.1.1	Objetivo Geral.....	15
1.1.2	Objetivos Específicos	16
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
2.1	PROCESSO DO ETILBENZENO.....	17
2.2	MODELAGEM MATEMÁTICA.....	18
2.3	RUÍDOS DE MEDIÇÃO	22
2.4	TÉCNICAS DE SELEÇÃO DE PARES DE VARIÁVEIS (MV-PV).....	23
2.4.1	DECOMPOSIÇÃO EM VALORES SINGULARES (SVD)	23
2.4.2	NÚMERO CONDICIONAL (CN).....	24
2.4.3	MATRIZ DE GANHO RELATIVO (RGA).....	25
2.4.4	MATRIZ DE GANHO RELATIVO PARA SISTEMAS NÃO QUADRÁTICOS (NRG).....	26
2.5	ESTRATÉGIA DE CONTROLE.....	27
2.5.1	REALIMENTAÇÃO (FEEDBACK)	27
2.5.3	CONTROLE EM CASCATA	29
2.6	ALGORITMO DE CONTROLE	30
2.6.2	CONTROLADOR LÓGICO FUZZY (FLC)	30
2.6.2.1	VARIÁVEIS LINGUÍSTICAS	32
2.6.2.2	CONJUNTOS FUZZY	32
2.6.2.3	OPERAÇÕES E PROPRIEDADES EM CONJUNTOS FUZZY.....	34
2.6.2.4	CONTROLADOR FUZZY	35
2.7	CRITÉRIOS DE DESEMPENHO	37
3	METODOLOGIA	39
3.5	SIMULAÇÃO EM REGIME ESTACIONÁRIO	39
3.6	ESTRUTURA DE CONTROLE (PV-MV).....	42

3.7 PROJETO DO CONTROLADOR FUZZY (PV-MV)	44
3.7.1 CONTROLADOR FUZZY DE TEMPERATURA.....	44
3.7.2 CONTROLADOR FUZZY DE COMPOSIÇÃO	47
3.7.3 CONTROLADOR CASCATA-FUZZY	49
4 RESULTADOS.....	52
4.5 RESULTADOS REFERENTE A SIMULAÇÃO EM REGIME ESTACIONÁRIO	52
4.6 RESULTADOS REFERENTE A SELEÇÃO DE PARES DE VARIÁVEIS....	53
4.7 CONTROLE DE TEMPERATURA E INFERENCIAL DE COMPOSIÇÃO ..	56
4.8 CONTROLE DE TEMPERATURA E INFERENCIAL DE COMPOSIÇÃO UTILIZANDO CONTROLADOR FLC.....	59
4.9 CONTROLE INFERENCIAL CASCATA DE COMPOSIÇÃO UTILIZANDO CONTROLADOR LÓGICO FUZZY	61
5 CONCLUSÕES	64
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66

1 INTRODUÇÃO

O etilbenzeno (EB), composto químico aromático em estado líquido a temperatura ambiente e altamente inflamável, se apresenta como uma grande *commodity* química, e cujo processo de produção representa o início da cadeia produtiva do estireno, monômero que possui mercado amplo, com demanda de mais de 25 milhões de toneladas por ano em todo o mundo. No Brasil, o consumo é de 600 mil toneladas de estireno por ano, sendo boa parte transformado em poliestireno, com cerca de 32% absorvida pelas indústrias de descartáveis (copos), 22% com as indústrias de linha branca, 16% destinados a embalagens de alimentos congelado, e os outros 30% ficam com as indústrias de eletroeletrônicos e automobilística. Em menor escala, é utilizado pelas indústrias de tintas e em resinas de poliéster (MINURA e SAITO, 2000).

Com tamanha aplicação, o estireno necessita de uma produção competitiva de EB para suprir a demanda do mercado a nível que é crescente a nível mundial. Porém a sua qualidade (pureza) deve-se manter alta a qualquer custo porque na reação de desidrogenação catalítica, a presença de contaminantes como tolueno e benzeno desencadeia reações secundárias e compromete o rendimento da reação de formação de estireno (ULLMANN, 2011; HONG et. al, 2008). Com isso, medidas de controle devem ser adotadas por parte das indústrias petroquímicas no processo de produção.

Na prática a medição da composição do produto, que é uma variável físico-química, é feita em cromatógrafos. Geralmente, estes equipamentos apresentam difícil manutenção e são onerosas. Por isso, os analisadores de composição não são frequentemente usados. Métodos alternativos são utilizados para inferir a composição de uma mistura a partir de medições de temperatura em diferentes pontos da coluna ou a partir do prato mais sensível. Assim, composição é controlada a partir da relação termodinâmica direta entre composição e temperatura para a pressão do equipamento constante. Este método apresenta alta confiabilidade, baixo custo de aquisição e de manutenção dos sensores além de ser rápido para implementar (KISTER, 1992; CAMPOS et. al., 2006; LUYBEN, 1992).

A rota em estudo do processo EB possui como principais equipamentos: dois reatores CSTR em série e duas colunas de destilação multicomponentes (LUYBEN, 2011). A planta de EB é um sistema não linear, interativo e de dinâmica lenta. Isto torna desafiador a utilização de

algoritmos de controle clássicos PID para atuar em processos complexos, pois requer sintonias periódicas de seus parâmetros.

Além dos controladores clássicos, existem os algoritmos avançados de controle, que é abrangente dentro da teoria do controle. Algumas estratégias de controle avançadas são o controle preditivo baseado em modelo (MPC); controle de processo estatístico (SPC); *Run2Run* (R2R); classificação e falha de detecção (FDC); *override* e controladores inteligentes - lógico *fuzzy* (FLC). Assim, uma forma alternativa é empregar controlador avançado para controle de composição a partir do controle inferencial (ZHANG, 2010; MARLIN, 2012).

O algoritmo de controle lógico *fuzzy*, apresenta algumas vantagens, dentre as quais se incluem a possibilidade de agregar o conhecimento especialista da operação do processo. No controlador fuzzy, o algoritmo matemático PID é substituído por uma base de regras desenvolvidas a partir do uso conveniente do conhecimento humano que, em geral, é um especialista (ASKARI et al., 2017).

Contudo, o desempenho satisfatório do controlador depende, além de outros fatores, da estrutura ótima de controle para sistemas multivariados, ou seja, sistemas com múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO) (SMITH e CORRÍPIO, 2008). Para isso, as técnicas de seleção de variáveis são usadas para indicar a estrutura ótima de controle (PV-MV) pois as colunas de destilação apresentam vários estágios cuja sensibilidade a variações de temperatura é distinta. As técnicas de seleção utilizadas para tal fim, que utiliza o ganho estacionário são: decomposição em valores singulares (SVD), matriz de ganho relativo (RGA) e matriz de ganho relativo para sistemas não quadráticos (NRG). Elas são amplamente difundidas e empregadas para auxiliar na estrutura de controle que minimize os efeitos transientes da variável de processo (SEBORG et. al, 2011).

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo desse trabalho consiste em utilizar Decomposição em Valor Singular (SVD) Matriz de Ganhos Relativos (RGA) e Matriz de Ganhos Relativos para Sistemas não Quadráticos para projeto de malhas de controle utilizando o *software* Matlab®, no intuito de

controlar as composições de benzeno e etilbenzeno no produto de destilado das colunas de destilação através de controle inferencial *fuzzy* e cascata-*fuzzy* no processo produtivo do etilbenzeno, modelada no *Aspen Dynamics*®.

1.1.2 Objetivos Específicos

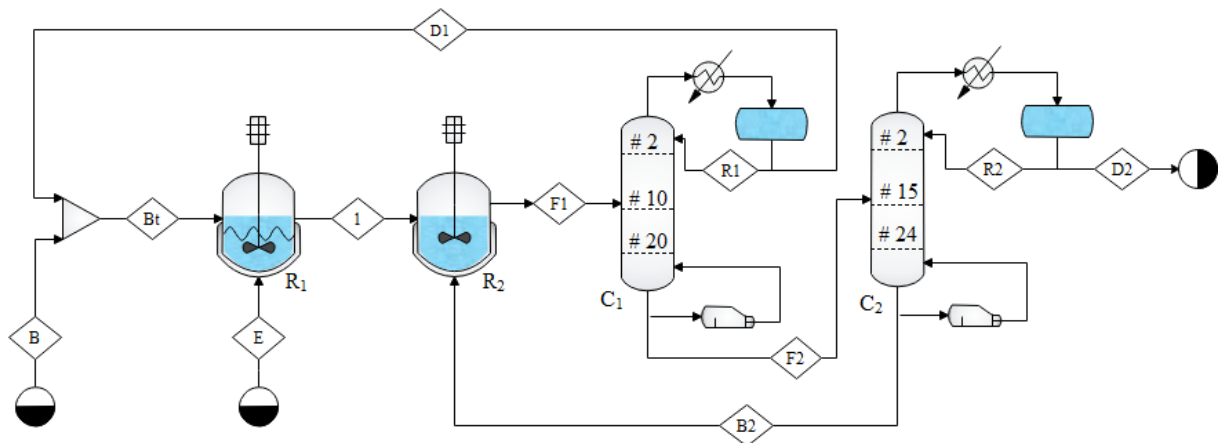
- Simular o processo do etilbenzeno em regime estacionário e transiente utilizando os simuladores particulares *Aspen Plus* e *Dynamics*™ para conhecer e avaliar a dinâmica de variáveis críticas do processo;
- Propor estrutura ótima de controle de temperatura (PV – MV) para as colunas de destilação utilizando as técnicas SVD, RGA e NRG;
- Projetar controladores inteligentes lógico *fuzzy* para substituição dos controladores PID não linear de temperatura e de composição nas colunas de destilação;
- Desenvolver estratégia de controle inferencial cascata-*fuzzy* para controle de composição (x_B e x_{EB}) nas correntes de destilado D1 e D2;
- Avaliar desempenho dos controladores utilizando *ITAE*, *ISE* e *IAE*.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 PROCESSO DO ETILBENZENO

Na figura 1 é apresentado o fluxograma do processo produtivo do etilbenzeno, cuja rota é via alquilação do benzeno. As reações ocorrem em dois reatores contínuos agitados (CSTR), sendo o primeiro que o primeiro CSTR (R1) opera na condição exotérmica, enquanto o segundo CSTR (R2) opera na condição adiabática.

Figura 1. *Flowsheet* do etilbenzeno.



Fonte: Adaptado de LUYBEN (2011)

As reações presentes no processo envolvem, como reação principal, o contato dos reagentes benzeno líquido (B) e etileno gasoso (E) no interior de R1, para desencadear a formação de etilbenzeno (EB), descrito na equação 1.



Todavia, reações secundárias envolvendo o EB e E favorece a formação do subproduto dietilbenzeno (DEB), de acordo com a equação 2.



As condições operacionais de R1 e R2 às pressões elevadas e/ou alta concentração de B, favorece a formação de EB via a reação de transalquilação, que envolve DEB e B, de acordo com a equação 3.



Duas colunas de destilação são utilizadas para separar a mistura de hidrocarbonetos leves. Na primeira coluna de destilação multicomponente (C1), o componente “chave leve” (benzeno) é retirado na corrente de topo (D1), a qual é o reciclo de alimentação de R1. Já a corrente de base de C1 (B1) é a corrente de alimentação (F1) da segunda coluna (C2). Na coluna C2, a mistura rica em EB e DEB, contendo partes por milhão (ppm) de B e E, é separada de modo que no topo de C2 saí uma corrente rica (99,9%) em EB (D2) e no fundo uma corrente uma corrente rica (99,9%) de DEB (B2). Vale ressaltar, que a corrente B2 é reciclo para o segundo reator, haja vista que essa parcela aumenta a conversão no produto EB.

2.2 MODELAGEM MATEMÁTICA

A modelagem fenomenológica usa as leis físicas e correlações para descrever um determinado sistema. As variáveis de estado, por sua vez, são utilizadas para descrever o processo a partir da quantidade de massa, energia e momento linear do sistema. A relação entre os estados é determinada usando-se balanços (princípios de conservação) de momento linear, massa, energia e também outras equações constitutivas (correlações) (LUYBEN, 1999).

A vantagem de modelos físicos é que eles podem fornecer informações pormenorizadas do sistema e eles permitem extrapolações. Estes modelos permitem, também, obter um conhecimento mais global das relações entre as diversas variáveis, incorporando as possíveis não-linearidades.

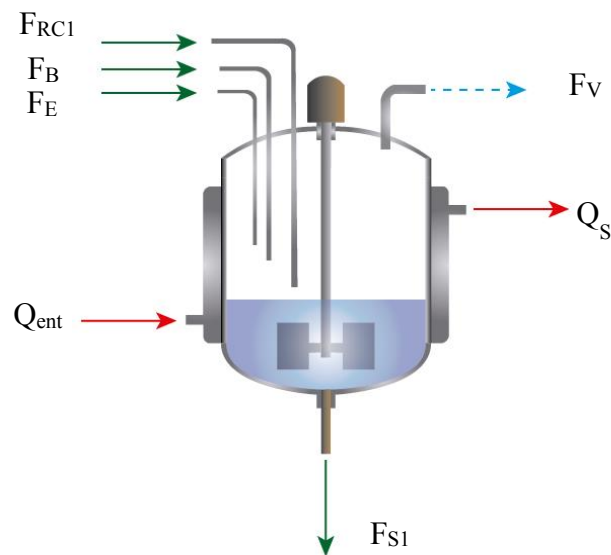
A desvantagem é que pode ser difícil construir modelos físico-químicos dinâmicos de processos complexos, como certas colunas de destilação e certos reatores. O modelo além de dinâmica muito complexa pode apresentar pouca praticidade em relação a precisão dos seus parâmetros. O tempo também necessário para desenvolver o modelo é outro fator que limita a aplicabilidade das modelagens do processo (GARCIA, 2005).

Com isto, uma forma alternativa disponível é a simulação em regime estacionário e dinâmico utilizando ambientes particulares. Os simuladores de processos contêm uma biblioteca ampla de equipamentos representados por módulos, os quais consistem de um conjunto de equações e propriedades termodinâmicas, capazes de realizar a modelagem e a

simulação de processos químicos/físicos a partir das condições especificadas pelo usuário (SEADER et al., 2016). Para misturas com grande número de componentes, há um elevado conjunto de equações não-lineares a serem solucionadas, o que exige métodos iterativos com recursos de *softwares*, como é o caso do simulador *Aspen Plus* e *Dynamics*TM (AZEVEDO e ALVES, 2013).

A modelagem matemática utilizada pelo simulador estão descritas para os equipamentos R1, R2, C1 e C2. No simulador, o bloco do reator CSTR (R1) é representado por equações oriundas do balanço de massa e de energia que o representa, tal como se encontram descritas abaixo.

Figura 2. Reator CSTR não adiabático.



Fonte: próprio autor, 2017.

Fazendo o balanço de massa para os componentes B, E, EB e DEB, de acordo como a figura 2, temos:

$$\frac{dn_{E,1}}{dt} = F_E + F_{E(RC1)} \times x_{E(RC1)} - F_S \times x_{E(S)} + r_E \times V_1 \quad (4)$$

$$\frac{dn_{B,1}}{dt} = F_B + F_{B(RC1)} \times x_{B(RC1)} - F_S \times x_{B(S)} + r_B \times V_1 \quad (5)$$

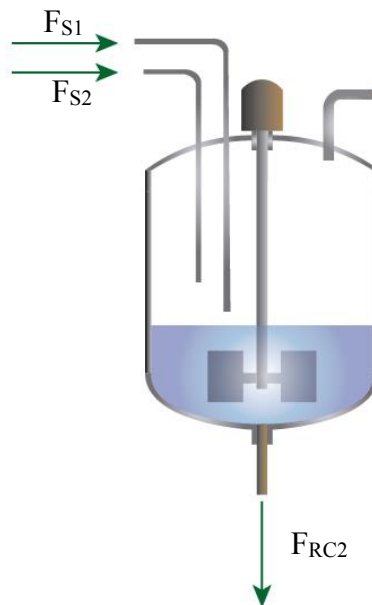
$$\frac{dn_{EB,1}}{dt} = F_{EB} + F_{EB(RC1)} \times x_{EB(RC1)} - F_S \times x_{EB(S)} + r_{EB} \times V_1 \quad (6)$$

$$\frac{dn_{DEB,1}}{dt} = -F_{R,1} \times x_{DEB(RC1)} + r_{DEB} \times V_1 \quad (7)$$

A temperatura no interior do reator varia de acordo com a equação fornecida pelo balanço de energia.

$$\rho V_{R1} C_V \frac{dT_{R1}}{dt} = Q + F_{RC1} H_{RC1} + F_B H_B + F_E H_E - F_S \times H_S + \sum_{i=1}^N r_i (-\Delta H_i) \quad (8)$$

Figura 3. Reator CSTR adiabático.



Fonte: próprio autor, 2017.

De forma análoga, fazendo o balanço de massa por componente no reator R2, a partir da figura 3, temos:

$$\frac{dn_{E,2}}{dt} = F_{S1} \times x_{E,S1} - F_{S2} \times x_{E,S2} + r_E \times V_2 \quad (9)$$

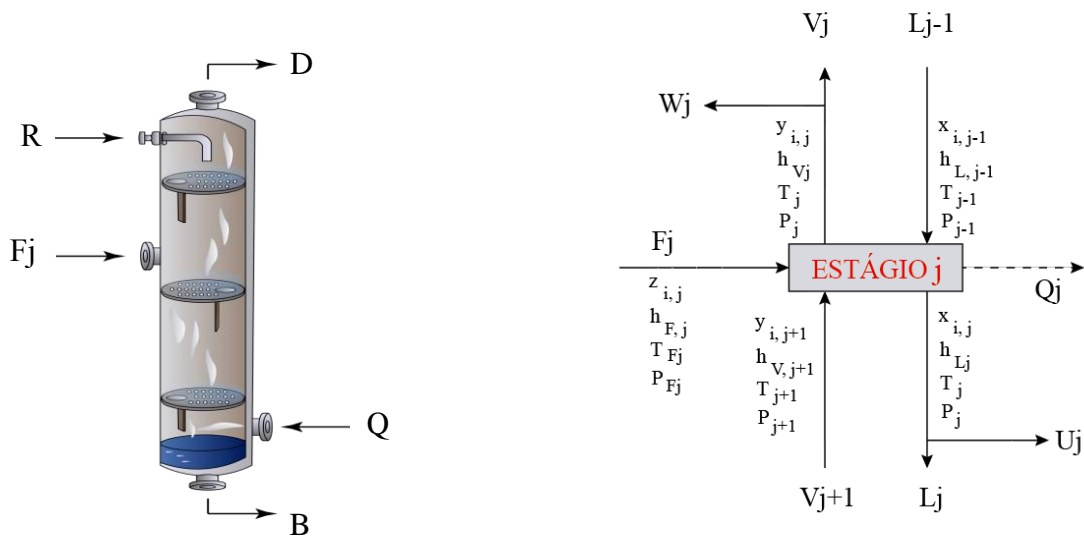
$$\frac{dn_{B,2}}{dt} = F_{S1} \times x_{B,S1} - F_{S2} \times x_{B,S2} + r_B \times V_2 \quad (10)$$

$$\frac{dn_{EB,2}}{dt} = F_{EB,S1} \times x_{EB,S1} + F_{RC2} \times x_{EB,RC2} - F_{EB,S2} \times x_{EB,S2} + r_{EB} \times V_2 \quad (11)$$

$$\frac{dn_{DEB,2}}{dt} = F_{S1} \times x_{DEB,S1} + F_{RC2} \times x_{DEB,RC2} - F_{S2} \times x_{DEB,S2} + r_{DEB} \times V_2 \quad (12)$$

Com relação a modelagem matemática das colunas de destilação, o *Aspen Plus* e *Dynamics*TM utiliza o conceito de um estágio j em equilíbrio, figura 4, que faz uso das equações de massa (M), equilíbrio (E), somatório de frações (S) e entalpia/energia (E), ou equações MESH.

Figura 4. Coluna de destilação fracionada.



Fonte: Próprio autor, 2017.

As equações MESH estão especificadas a seguir:

Balanco de massa (M):

$$M_{i,j} = L_{j-1}x_{i,j-1} + V_{j+1}y_{i,j+1} + F_j z_{i,j} - (L_j + U_j)x_{i,j} - (V_j + W_j)y_{i,j} = 0 \quad (14)$$

Relação de equilíbrio de fases para cada componente (E):

$$E_{i,j} = y_{i,j} - K_{i,j}x_{i,j} = 0 \quad (15)$$

Somatório das frações molares (S):

$$(S_y)_j = \sum_{i=1}^C y_{i,j} - 1 = 0 \quad (16)$$

$$(S_x)_j = \sum_{i=1}^C y_{i,j} - 1 = 0 \quad (17)$$

Balço de Energia (E):

$$H_j = L_{j-1}h_{L_{j-1}} + V_{j+1}h_{V_{j+1}} + F_j h_{F_j} - (L_j + U_j)h_{L_j} - (V_j + W_j)h_{V_j} - Q_j = 0 \quad (18)$$

A especificação dos graus de liberdade (GL) desempenha papel crucial na modelagem processos químicos (LOSHCHEV; CARDONA; PISARENKO, 2010). No uso de modelos matemáticos para simulação de processo, o número de variáveis desconhecidas deve ser igual ao número de equações independentes do modelo para que o sistema seja determinado. Uma forma equivalente é dizer que o grau de liberdade deve ser igual a zero. As colunas de destilação com condensador acoplado, são especificados dois graus de liberdades para tornar o sistema possível e determinado.

As equações dos reatores em regime estacionário, são resolvidas numericamente pelo simulador com o método de Newton para sistemas de equação algébricas não lineares. Enquanto, que para as colunas, ao utilizar a rotina *Radfrac*, o Aspen utiliza quaisquer um dos métodos numéricos a seguir: *sum-rates*, *inside-out* ou *simutaneuos-corections*. Em regime transiente, o conjunto de equações diferenciais ordinárias são resolvidos numericamente empregando os métodos de *Runge-Kutta* (SEADER et al., 2016).

2.3 RUÍDOS DE MEDIÇÃO

Os elementos de medição são passíveis de apresentar valores divergentes do que se obtém a partir da simulação do processo, devido às condições operacionais os quais são submetidos. Por conseguinte, a variável de processo pode assumir valores fora do ponto de ajuste em decorrência das oscilações geradas pelas interferências do sinal do elemento de medição e/ou em virtude do desgaste do próprio sensor, sem que necessariamente esteja ocorrendo perturbações reais no processo (AGUIRRE, 2007; GARCIA, 2005). Os ruídos são classificados em:

- Ruídos aditivos ou de medição – superposição do sinal ideal com o ruído;
- Ruídos dinâmicos ou multiplicativos – afeta a dinâmica do processo;

- Ruídos brancos: diz respeito a variação temporal nas amostras individuais de ruído que afetam o sinal. Branco, refere-se à decomposição de frequência da sequência de amostras de ruído e, essencialmente, diz que o sinal de ruído contém componentes de potência esperada igual em todas as frequências.
- Ruídos gaussianos: é aleatório, com tempo de estabelecido de amostragem a partir de uma distribuição gaussiana fixa.

Em aplicações práticas de controle automático do processo, se faz necessário a avaliação do desempenho do controlador quando o mesmo é submetido à ruídos de medição, uma vez que é mais comum e isso pode comprometer a instabilidade e conseqüentemente gerar efeitos indesejáveis no elemento final de controle.

Matematicamente, o ruído de medição é definido como a superposição do sinal ideal, $y^i(k)$, com o ruído $e(k)$, conforme a equação 19 (AGUIRRE, 2007).

$$y(k) = y^i(k) + e(k) \quad (19)$$

2.4 TÉCNICAS DE SELEÇÃO DE PARES DE VARIÁVEIS (MV-PV)

2.4.1 Decomposição em Valores Singulares (SVD)

A Decomposição em Valores Singulares, também designada por SVD, foi introduzido em 1873 pelo matemático italiano Eugenio Beltrami e desde então tem sido alvo de diversos estudos e aplicações ao nível computacional (ANTON e RORRES, 2010).

Trata-se de um algoritmo numérico baseado na teoria de autovalores e autovetores da álgebra linear que a partir matriz de ganho estático do sistema ($K_{m \times n}$) é possível decompor em outras três matrizes para avaliar o impacto da não linearidade do sistema (MORAIS, 2011).

$$K_{m \times n} = U_{m \times m} D_{m \times n} P^T_{n \times n} = (u^1, u^2, \dots, u^m) \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p^1 \\ \vdots \\ p^n \end{pmatrix} \quad (20)$$

A matriz $U_{m \times m}$ é ortonormal em que seus elementos u^i representam os vetores singulares a esquerda. Esta matriz é calculada a partir da matriz de ganho de acordo com a equação 21.

$$U_{m \times m} = K_{m \times n} \times K_{m \times n}^T \quad (21)$$

Esta matriz fornece informações acerca da sensibilidade do processo frente a variações nas variáveis de entrada de forma que o vetor singular u^1 apresenta maior sensibilidade às respostas frente aos vetores subsequentes u^2, \dots, u^n .

A matriz $P_{n \times n}$ também é ortonormal formada por vetores singulares à direita e é calculada a partir da matriz de ganho de acordo com a equação 22.

$$P_{n \times n} = K_{m \times n}^T \times K_{m \times n} \quad (22)$$

Os vetores desta matriz representam as direções de entrada do sistema que provocam um ganho correspondente ao valor singular da coluna $D_{m \times n}$, gerando as direções de saídas para os vetores colunas de $U_{m \times m}$ para a mesma perturbação.

A matriz $D_{m \times n}$ é uma matriz diagonal na qual os elementos da diagonal principal são valores singulares de $K_{m \times n}$ arranjados em ordem decrescente. Sendo, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \dots \geq \sigma_n > 0$ e $\sigma_1 = \sqrt{\lambda_1}, \sigma_2 = \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sigma_k = \sqrt{\lambda_n}$ em que $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ são autovalres que correspondem a matriz $P_{n \times n}$.

Esta técnica é útil para seleção de pares de variáveis em sistemas multivariados porque fornece informações sobre a direcionalidade e ganhos da planta para frequência de determinada variável de entrada do sistema. No entanto, apenas a utilização da SVD não é suficiente para determinar a estrutura de controle mais adequada pelo fato de grandezas distintas das MVs influenciar no ganho estático do processo e, conseqüentemente, a sensibilidade da matriz $U_{m \times m}$.

2.4.2 Número Condicional (CN)

A razão entre o valor singular máximo e o mínimo é conhecido como número condicional (NC).

$$NC = \sigma_{11} / \sigma_{ij} \quad (23)$$

Um grande valor do número condicional indica que todos os objetivos de controle são passíveis de insucesso e, portanto, não é recomendado.

2.4.3 Matriz de Ganho Relativo (RGA)

Uma medida quantitativa de interação foi desenvolvida por Bristol (1966), e ampliado por muitos engenheiros, que é a matriz de ganho relativo (RGA) do sistema. A RGA mede a sensibilidade de um sistema independentemente do escalonamento, uma vez que consiste de termos provenientes de razões entre o ganho estático quando um determinado par de variáveis MV-PV se encontra em malha aberta em relação ao seu ganho em malha fechada.

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \lambda_{n2} & \cdots & \lambda_{nn} \end{bmatrix} \quad (24)$$

O ganho relativo, λ_{ij} , é calculado a partir da equação 25.

$$\lambda_{ij} = \frac{\left(\frac{\partial PV_i}{\partial MV_j} \right)_{MV_{K=Const., K \neq j}}}{\left(\frac{\partial PV_i}{\partial MV_j} \right)_{PV_{K=Const., K \neq i}}} = \frac{\text{Ganho em Malha Aberta}}{\text{Ganho em Malha Fechada}} \quad (25)$$

Em que o ganho em malha aberta, K_{ij} , corresponde a variação na variável de saída i para uma variação na variável de entrada j com todas as outras variáveis de entrada constantes. Para o ganho relativo correspondendo a uma unidade, $\lambda_{ij} = 1$, o ganho do processo não é afetado pelas outras malhas de controle e não há interações. Valores de λ_{ij} próximo da unidade indica que a dependência da variável de saída i com a variável de entrada j é forte. Na tabela 1 estão descritos os significados dos ganhos relativos de acordo com seus diferentes valores.

Via de regra, o emparelhamento de variáveis (PV-MV) deve ser escolhido a partir do ganho relativo com valores positivos e o mais próximo da unidade.

Tabela 1. Valores de ganho relativo.

Valores de λ_{ij}	Significado dos Ganhos Relativos
$\lambda_{ij} > 1$	Há interação entre as malhas de controle
$\lambda_{ij} < 1$	Impossibilidade de controlar o sistema
$\lambda_{ij} = 1$	Sistema desacoplado
$\lambda_{ij} = 0$	A variável de entrada j não atua sobre a variável de saída i .
$0 < \lambda_{ij} < 1$	Há interação entre as malhas de controle

Fonte: Seborg et. al, (2011).

Uma forma alternativa de calcular a RGA para matrizes complexas não singulares, de dimensão $n \times n$, é utilizar apenas a matriz de ganho estático do sistema de acordo com a equação 26.

$$\Lambda = K \otimes (K^{-1})^T \quad (26)$$

Em que \otimes denota a multiplicação elemento por elemento e o sobrescrito T indica a matriz transposta.

2.4.4 Matriz de Ganho Relativo para Sistemas não Quadráticos (NRG)

Chang e Yu (1990) propôs a técnica NRG com o objetivo de medir a interação em um sistema multivariável para sistemas não quadrático, isto é, sistemas com número de variáveis de entrada j diferente do número de variáveis de saída i . A NRG é definida como,

$$\Lambda^N = K \otimes (K^\dagger)^T \quad (27)$$

Em que, o sobrescrito † representa a pseudo-inversa.

2.5 ESTRATÉGIA DE CONTROLE

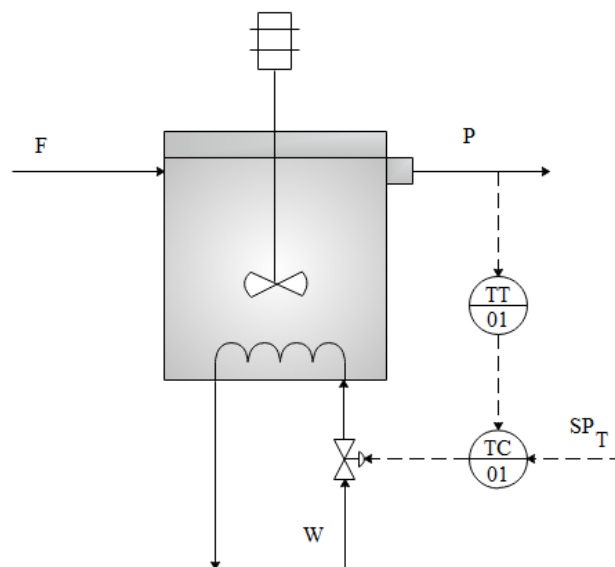
Os sistemas de controle devem manter o processo no seu ponto operacional ótimo, com operação da planta dentro de regiões seguras para o processo e devem ser capazes de rejeitar os distúrbios.

2.5.1 Realimentação (Feedback)

James Watt foi o pioneiro em encontrar aplicações práticas para o controle realimentação na indústria e, desde então, o número de aplicações industriais proliferou ao ponto de se destacar como o sistema de controle automático mais usado em indústrias da atualidade (MARLIN, 2011; SMITH e CORRIPIO, 2008).

Na figura 5, temos a representação da arquitetura do sistema de controle realimentação. Observa-se que a variável de processo $T(t)$ é medida através de um sensor-transmissor e este sinal é enviado para o controlador, TC , o qual calcula o erro que é a diferença entre o valor medido T_M e o valor de referência T_{SP} . Observa-se, ainda, que o controlador começa a atuar após o distúrbio já ter desviado o valor da variável de processo do seu valor de referência, caracterizando uma ação corretiva.

Figura 5. Estratégia de controle Realimentação.



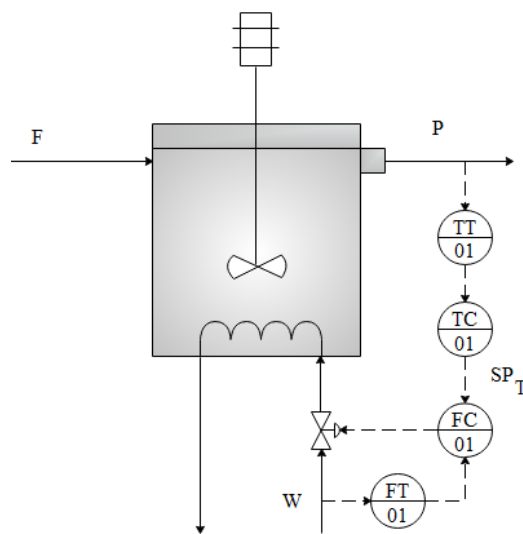
Fonte: próprio autor, 2017.

2.5.3 Controle em Cascata

A característica importante na estrutura em cascata é a maneira pela qual os controladores estão conectados. A figura 7, apresenta a estrutura do controlador em cascata.

A saída do controlador de temperatura é o valor de referência do controlador de vazão na estrutura em cascata. Assim, a malha de controle de fluxo secundário é essencialmente a variável manipulada para o controlador de temperatura primário. Isso torna a ação do controle em cascata proativa de modo que antes da variável de processo se desviar do seu valor de referência o controlador secundário age rapidamente. Por isso, é importante que a dinâmica da variável secundário seja mais rápida que a dinâmica da variável primária (SMITH e CORRIPIO, 2008).

Figura 7. Estratégia de controle em cascata.



Fonte: próprio autor, 2017.

As desvantagens do controle em cascata são basicamente os custos relativos aos instrumentos da malha secundária, e que só podem ser justificados, se a malha secundária for mais rápida e puder eliminar rapidamente os efeitos das perturbações (CAMPOS et. al, 2006). Desta forma, o sensor da malha secundária deve ser rápido e confiável.

2.6 ALGORITMO DE CONTROLE

2.6.1 Algoritmo Proporcional-Integrativo-Derivativo (PID)

O algoritmo Proporcional-Integrativo-Derivativo (PID) é o mais utilizado em sistemas de malha fechada no segmento industrial de larga escala por apresentar bom desempenho em muitos processos, estruturas versáteis, poucos parâmetros a serem sintonizados ou ajustados e fácil associação entre os parâmetros de sintonia e o desempenho (MULHOLLAND, 2016). A equação que descreve sua forma

Na forma paralela, a arquitetura do controlador PID no domínio do tempo segue a seguinte representação matemática:

$$u(t) = K_P \left[e(t) + \frac{1}{\tau_I} \int_0^t e(t) dt + \tau_D \frac{de(t)}{dt} \right] + u_0 \quad (28)$$

Em que, $\tau_I = \frac{K_P}{K_I}$ e $\tau_D = \frac{K_D}{K_P}$.

K_P é o ganho proporcional, K_I é o ganho integrativo e K_D é o ganho derivativo. Observa-se que o controlador opera com o erro variante no tempo calculado a partir da diferença da medição da variável de processo pelo valor de referência, ou seja, $e(t) = r(t) - y_m(t)$.

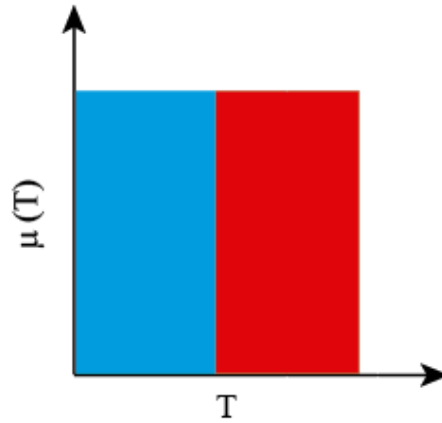
2.6.2 Controlador Lógico Fuzzy (FLC)

Na lógica clássica, a ideia fundamental que rege as implicações lógicas é de caráter dual, ou seja, absolutamente verdadeiro ou absolutamente falso. Neste tipo de lógica o tipo de inferência mais utilizado é o silogismo no qual uma consequência surge a partir de duas premissas (BEDE, 2013).

Na figura 8, observamos a transição da temperatura (T) entre duas regiões representadas pelas cores azul e vermelha que representam, respectivamente, a sensação térmica fria e quente.

Na lógica clássica temos apenas duas condições, ou o ambiente está frio ou então está quente, isto é, há uma transição degrau entre estas duas regiões.

Figura 8. Pertinência de temperatura na lógica clássica.

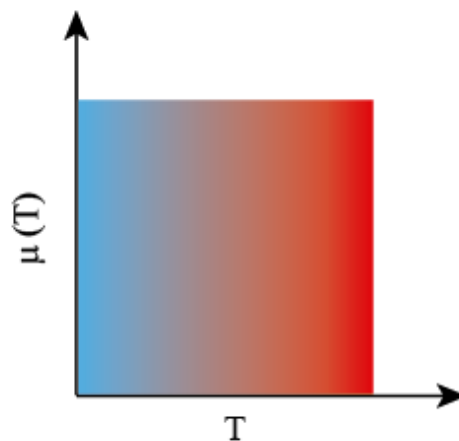


Fonte: próprio autor, 2017.

Para corrigir esta deficiência, Zadeh (1965) propõe uma lógica alternativa conhecida como lógica *fuzzy* ou difusa que é uma extensão da lógica booleana e expressa enunciações do pensamento de forma realística a partir da linguagem verbal (VAZ, 2006). Nesta lógica uma mesma variável pode assumir diferentes graus de verdade, ou seja, pertinências com base no uso de funções de pertinências (MF).

Desta forma, podemos avaliar o comportamento da temperatura na figura 9 que entre os limites frio e quente temos outras informações representadas pelas diferentes tonalidades intermediárias entre as cores azul e vermelho.

Figura 9. Pertinência de temperatura na lógica *fuzzy*.



Fonte: próprio autor, 2017.

2.6.2.1 Variáveis linguísticas

A variável linguística tem papel fundamental para providenciar um meio sistemático para caracterização de um fenômeno complexo. Para tal, os nomes, termos ou rótulos de interesses são atribuídos a estas variáveis cujos valores são definidos no universo de discurso U .

2.6.2.2 Conjuntos *fuzzy*

Na teoria clássica de conjuntos um elemento x é convenientemente classificado como sendo um elemento pertencente à um conjunto u em um universo U se a seguinte função característica for satisfeita (ROSS, 2004):

$$f_u(x) = \begin{cases} 1, & \text{se e somente se } x \in u \\ 0, & \text{se e somente se } x \notin u \end{cases} \quad (29)$$

Em que a função característica $f_u(x)$ indica uma pertinência não ambígua, clara e inequívoca do elemento u em um conjunto clássico A e os símbolos \in e \notin denotam se pertence ou não ao conjunto A , respectivamente.

Zadeh estendeu este conceito de modo que a generalização da função característica, isto é, a função característica pode assumir infinitos valores em um intervalo contínuo compreendido entre $[0,1]$.

Uma função de pertinência é uma função numérica utilizada para converter um número discreto em um valor fuzzy. Cada função de pertinência define um conjunto fuzzy, u , do universo de discurso, U , através da atribuição de um grau de pertinência ou grau de verdade.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se, e somente se, } x \in A \\ 0 & \text{se, e somente se, } x \notin A \\ 0 \leq \mu_A(x) \leq 1, & \text{se } x \text{ pertence parcialmente a } A \end{cases} \quad (30)$$

Em que,

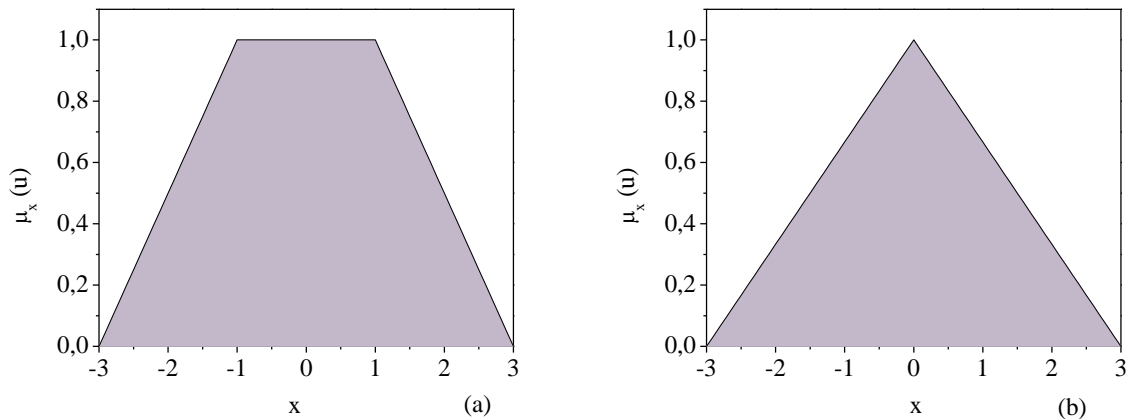
$\mu_u(x)$: Representa o grau de pertinência de u com o conjunto A.

u : Conjunto *fuzzy*.

x : Variável de interesse.

Uma função de pertinência é descrita como uma função numérica que atribui valores de pertinência fuzzy para valores discretos de uma variável, cujos valores linguísticos (x) correspondem ao subconjunto (u) em seu universo de discurso (U). As mais utilizadas são a trapezoidal e triangular, de acordo com as figuras 10.a e 10.b, respectivamente.

Figura 10. Funções de pertinências (a) trapezoidal e (b) triangular.



Fonte: próprio autor, 2017.

A curva triangular é uma função de erro e depende de três parâmetros escalares a, b e c . É representada pela equação 31.

$$f(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b < x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \quad (31)$$

Os parâmetros a e c correspondem aos valores de x localizados nos vértices da base do triângulo, que possuem pertinência igual a zero. O parâmetro b é o valor de x localizado no vértice com pertinência igual a 1.

A curva trapezoidal é uma função de erro e depende de quatro parâmetros escalares a , b , c e d caracterizada pela equação 32.

$$f(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x \leq b \\ 1, & b < x \leq c \\ 0, & x > d \\ \frac{d-x}{d-c}, & a < x \leq b \end{cases} \quad (32)$$

Os parâmetros a e d correspondem aos valores linguísticos de erro cuja pertinência é igual a zero, enquanto os parâmetros b e c correspondem a valores de erro com pertinência igual a 1.

2.6.2.3 Operações e propriedades em conjuntos *fuzzy*

Os conjuntos *fuzzy* obedecem certas propriedades, tais como os conjuntos clássicos, e as operações podem ser feitas de diversas maneiras. As operações entre conjuntos são importantes haja vista que os sistemas que se utilizam dessa lógica, se baseiam nessas operações. O operador *AND* faz alusão à um teste para saber se o elemento está ou não na interseção de dois conjuntos (SIMÕES e SHAW, 2007; JANTZEN, 2007).

As operações básicas dos conjuntos *fuzzy* foram definidas por Zadeh. Considerando dois conjuntos *fuzzy* A e B num universo de discurso U , temos:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\}, \mu_A(x) \in [0,1] \quad (33)$$

$$B = \{(x, \mu_B(x)) / x \in U\}, \mu_B(x) \in [0,1] \quad (34)$$

As principais operações são:

Igualdade:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in U\}, \mu_A(x) \in [0,1] \quad (35)$$

$$A = B \leftrightarrow (\mu_A(x) = \mu_B(x)), \forall x \in U \quad (36)$$

Inclusão:

$$A \subseteq B \leftrightarrow (\mu_A(x) \leq \mu_B(x)), \forall x \in U \quad (37)$$

A é um subconjunto *fuzzy* de B.

União:

$$A \text{ OR } B = A \cup B = \{(x, \max(\mu_A(x))); \mu_A(x) / x \in U\} \quad (38)$$

Interseção:

$$A \text{ AND } B = A \cap B = \{(x, \min(\mu_A(x))); \mu_A(x) / x \in U\} \quad (39)$$

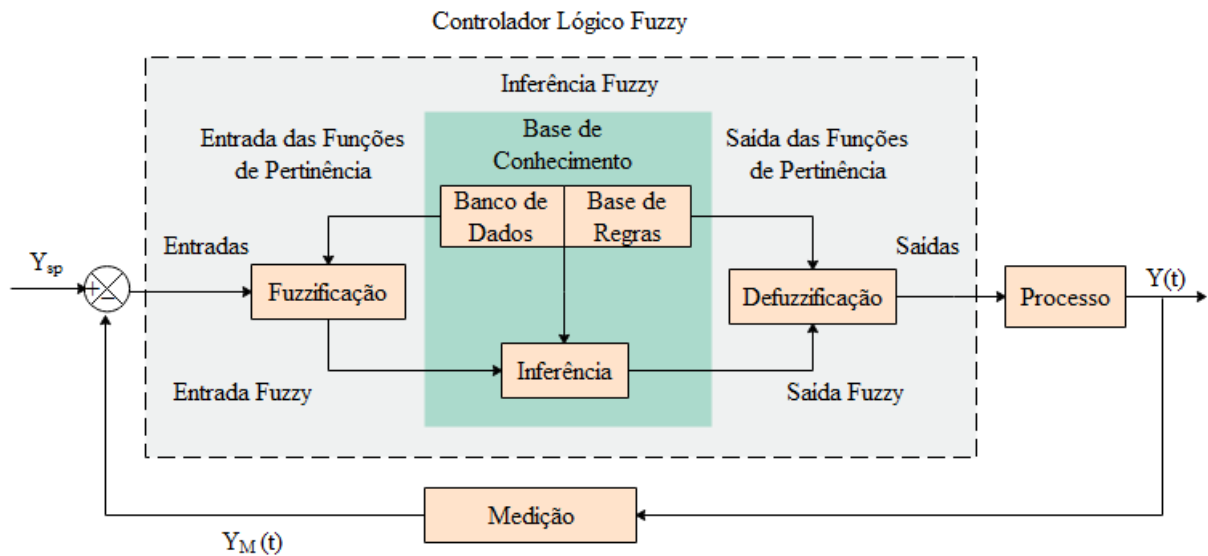
Essa definição também é do trabalho proposto por Zadeh. A definição mais utilizada atualmente é a das *normas T*, que obedecem às seguintes propriedades:

- Comutatividade: $T(a, b) = T(b, a)$
- Associatividade: $T(a, T(b, c)) = T(T(a, b), c)$
- Monotonicidade: se $a \leq b$ e $c \leq d$, então $T(a, c) \leq T(b, d)$
- Coerência nos contornos: $T(a, 0) = 0$ e $T(a, 1) = a$

As funções que obedecem a T podem ser utilizadas como operador de interseção entre os conjuntos *fuzzy* e equivale ao operador *AND*.

2.6.2.4 Controlador *fuzzy*

O controlador *fuzzy* é dividido em três etapas, conforme está ilustrado na figura 11. As entradas do controlador, que geralmente é erro e variação do erro. Estes valores correspondem aos valores dos conjuntos clássicos e são convertidos para o domínio dos conjuntos *fuzzy* na etapa de *fuzzificação* (SEBORG, 2011; YING, 2000).

Figura 11. Estrutura do controlador *fuzzy*.

Fonte: adaptado de Seborg (2011).

A segunda etapa é caracterizada pelo sistema de inferência que é formado a partir de um banco de dados fornecido pelo especialista e as regras *fuzzy* – que depende do número de variáveis de entrada x com o número de valores (y) através da relação y^x – usadas para relacionar os conjuntos *fuzzy* de entrada com os conjuntos *fuzzy* de saída. Nesta etapa, as operações entre os conjuntos *fuzzy* do tipo *se-então* ou premissa-consequência são realizadas para gerar os conjuntos de saída. Existem vários modelos de mecanismos de inferência na literatura, mas a diferença entre eles consiste na consequência gerada, dentre os quais os modelos usados são os modelos de Mandani e Takagi-Sugeno (ROSS, 2004).

Finalmente, na terceira etapa, o conjunto *fuzzy* resultante da etapa de inferência deve ser convertido em um conjunto clássico antes do sinal do controlador ser gerado para o elemento de controle final. Essa mudança de conjunto é chamada de defuzzificação (JANTZEN, 1998). Existem vários métodos de defuzzificação, no entanto, não existe um procedimento sistemático para escolher a estratégia de defuzzificação mais adequada. Os mais populares incluem:

- Critério de máximo (MAX): escolhe o ponto em que a função inferida tem o máximo;
- Máximo da média (MOA): representa o valor médio de todos os pontos máximos quando há mais de um máximo;
- Centro da área ou *centroid* (COA): Retorna o centro da área da função inferida.

$$u = \frac{\sum_i \mu(x_i)x_i}{\sum_i \mu(x_i)} \quad (40)$$

Em que, $\mu(x_i)$ é o grau de pertinência da variável x_i no universo de discurso, no intervalo $0 < \mu(x) < 1$. Este método exige que as funções de pertinência das extremidades sejam representadas por curvas trapezoidais.

Os sistemas especialistas baseado em regras, apresentam como principais vantagens (LEWIS, 1997 e QUANTRILLE et. al, 1991):

- Capacidade de controlar saídas com múltiplas variáveis de saída utilizando apenas um controlador *fuzzy* com desempenho satisfatório;
- Facilidade de utilizar expressões com base na linguagem natural na elaboração de proposições linguística;
- Habilidade de controlar processos com característica não linear e de alta ordem, na qual a determinação do modelo matemático e o controle clássico do sistema são bastante complexos;
- A facilidade de desenvolver técnicas de controle baseadas na experiência de um especialista e em aspectos intuitivos, utilizando proposições linguísticas (regras) e entradas imprecisas.

As principais limitações que os sistemas *fuzzy* apresentam são:

- Influência da grande quantidade de parâmetros na configuração geralmente feita pelo usuário;
- A precisão do sistema *fuzzy*, geralmente, é limitada pela experiência do especialista na configuração dos parâmetros a qual é determinado pelo conhecimento do processo.

2.7 CRITÉRIOS DE DESEMPENHO

De acordo com Campos et al. (2013), as oscilações da variável de processo em torno do *set point* pode ser oriundo a partir de diversos motivos, dentre os quais:

- Sintonia ou instrumentação inadequada;

- Variável manipulada saturada;
- Interação com outras variáveis;
- Estratégia de controle inadequada;
- Algoritmo de controle inadequado.

Diferentemente da avaliação de desempenho por meio de análises qualitativas, o uso de sistemas digitais permite utilizar outros índices de desempenho, tais como:

- Variabilidade;
- Integral do erro (IAE, ISE, ITAE e ITSE);
- Variância na saída do controlador, associado com o desgaste da válvula;
- Percentual do tempo fora do automático;
- Percentual do tempo com o controlador saturado.

Dentre estes, será abordado apenas a integral do erro que é o mais utilizado para avaliação de desempenho de controlador (MULHOLLAND, 2016).

- Integral do valor absoluto do erro (IAE)

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (41)$$

- Integral do valor absoluto do erro multiplicado pelo tempo (ITAE)

$$ITAE = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (42)$$

- Integral do erro quadrático (ISE)

$$ISE = \int_0^{\infty} e^2(t) dt \quad (43)$$

3 METODOLOGIA

3.5 SIMULAÇÃO EM REGIME ESTACIONÁRIO

A simulação do processo do etilbenzeno foi desenvolvida no ambiente *Aspen Plus and Dynamics*TM, versão 8.8. Em regime estacionário foram especificados os seguintes componentes da reação: E, B, EB e DEB; a partir do banco de dados do simulador. Com base nas características dos componentes, o modelo termodinâmico usado para as propriedades termodinâmica foi Chao-Seader.

O modelo termodinâmico semi-empírico proposto Chao e Seader (1961) é utilizado para misturas de hidrocarbonetos leves, que calcula o coeficiente de fugacidade é dada pela Equação 44:

$$\ln v = \ln v^{(0)} + \omega \ln v^{(1)} \quad (44)$$

O primeiro termo à direita da equação 44 corresponde ao coeficiente de fugacidade do líquido puro e o segundo termo é um fator de correção correspondente ao desvio de propriedades do gás real a partir do gás puro. Onde ω é o fator acêntrico modificado por Pitzer.

Principais blocos utilizados na simulação foram:

- *RCSTR* – simula o reator contínuo de tanque agitado que usa modelo rigoroso de cinética e equilíbrio de reações;
- *RadFrac* – simula a coluna de destilação de fracionamento, o qual utiliza modelo matemático rigoroso;
- *Pump* – utilizado para simular as bombas centrífugas;

O diagrama do processo EB, implementado no Aspen PlusTM, está ilustrado na figura 12. Além dos equipamentos implementados no processo, foram também inseridas oito (8) válvulas de controle com queda de pressão fixa, de modo a manipular os fluxos na operação em regime transiente.

A pressão de topo corresponde a 0,1 atm e contém 21 estágios dos quais dois consiste do refeedor e condensador, com alimentação no estágio 10. A segunda coluna de destilação (C2) é utilizada para separar o composto de interesse, etilbenzeno, que é recuperado na corrente de base da primeira coluna.

Os dados para simulação do processo foram obtidos em LUYBEN (2011). O reator R1 opera exotermicamente com um volume operacional de 200 m³, com uma pressão interna de 20 atm e uma temperatura 434 K. Já R2, opera com um volume operacional de 200 m³, com uma pressão interna de 19 atm, uma temperatura 432 K e Q=0. A tabela 1 fornece os valores dos parâmetros cinéticos da reação.

Tabela 2. Cinética de reação do etilbenzeno.

	Reação 1	Reação 2	Reação 3
k	$1,528 \times 10^6$	$2,778 \times 10^7$	1000
Ea (cal/mol)	17000	20000	15000
C (Kmol/m ³)	$C_E C_B$	$C_E C_{EB}$	$C_B C_{DEB}$

Fonte: LUYBEN (2011).

De acordo com a Tab. 1, a energia de ativação da reação de formação do produto indesejável é maior do que para o produto desejável. Portanto, temperaturas mais baixas aumentam a seletividade.

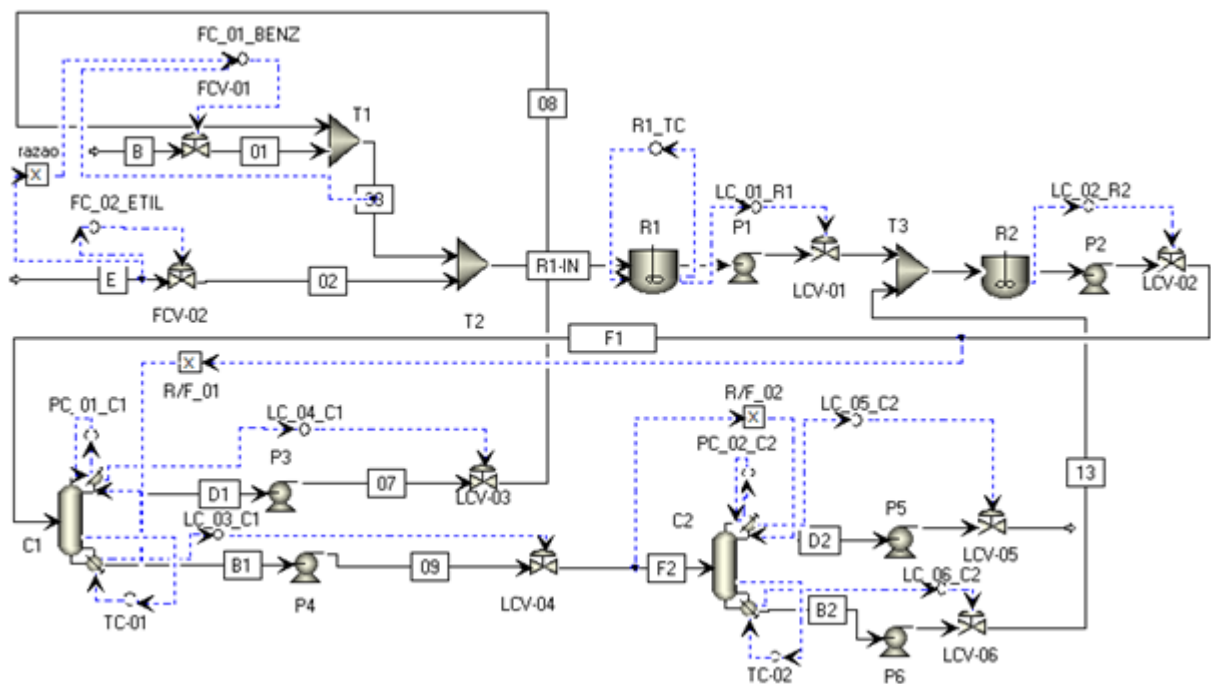
Duas colunas de destilação foram utilizadas para separar os produtos da reação; a primeira coluna (C1) de destilação opera com uma pressão de topo corresponde a 0,1 atm e contém 21 estágios, dos quais estão incluídos o refeedor e o condensador, com alimentação no estágio 10. A segunda coluna de destilação (C2) é utilizada para separar o composto de interesse, etilbenzeno, que é recuperado na corrente de base da primeira coluna. O número de estágios de C2 corresponde à 25, no qual o estágio 15 é o estágio de alimentação. Esta coluna também opera a vácuo cuja pressão de topo equivale à 0,3 atm e os componentes chave leve e chave pesado são etilbenzeno e dietilbenzeno, respectivamente.

As vazões de topo de C1 e de base de C2 integram as correntes D1 e B2, correntes de reciclo, aos reatores R1 e R2, respectivamente. A interação com reciclo provoca uma dinâmica complexa no processo, principalmente com relação a variável composição uma vez que a mesma apresenta uma dinâmica não-linear, integrativa e lenta.

Uma vez simulada em regime estacionário, a mesma foi exportada para a dinâmica e simulada através do simulador *Aspen Dynamics*TM. Para isso, os reatores, as colunas de destilação, o *sump* e o vaso de refluxo foram dimensionados.

A figura 13, mostra o fluxograma do processo em regime transiente simulado no *Aspen Dynamics*TM. Os controladores essenciais como controladores nível, pressão e temperatura foram previamente configurados e sintonizados utilizando a sintonia em malha fechada usando as correlações de Tyreus-Luyben.

Figura 13. Fluxograma da simulação da planta de etilbenzeno no *Aspen Dynamic*TM.



Fonte: próprio autor, 2017.

3.6 ESTRUTURA DE CONTROLE (PV-MV)

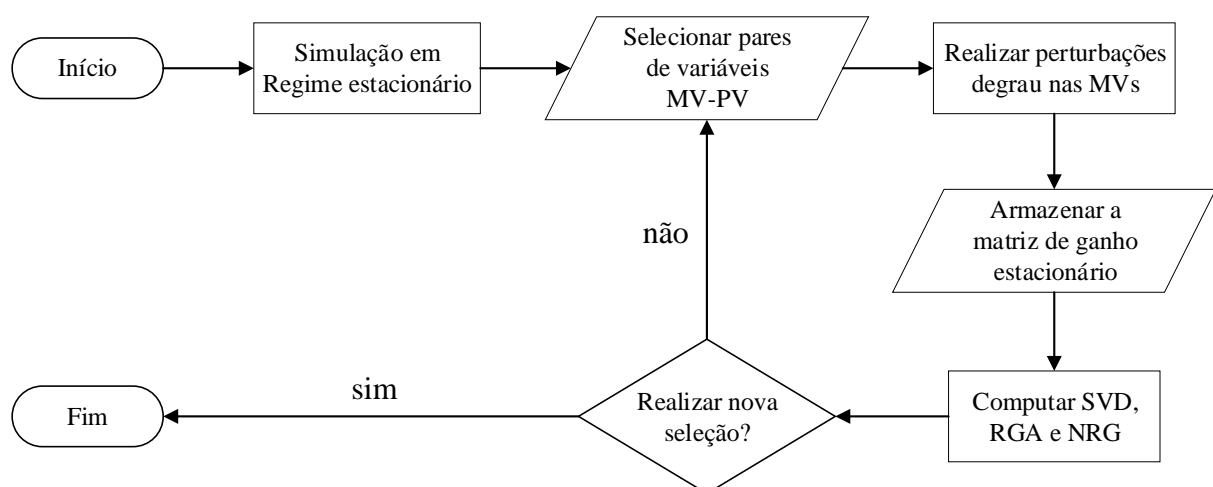
A estrutura ótima de controle é encontrada a partir do diagrama de blocos da figura 14. Primeiro deve ser feita a simulação em regime estacionário para calcular a matriz de ganho estacionário do sistema (colunas de destilação). O ganho do processo é calculado a partir da razão entre a variação da variável de processo para uma perturbação degrau inserida na variável de entrada, de acordo com a equação 45.

$$K_{m \times n} = \frac{\Delta PV}{\Delta MV} \quad (45)$$

Para obter a matriz de ganho em estado estacionário para as colunas C1 e C2, foram realizadas perturbações degrau com amplitude de 5% na vazão de destilado da coluna 1 (D1), vazão de destilado da coluna 2 (D2), vazão de fundo da coluna 1 (B1), vazão de fundo da coluna 2 (B2), refluxo da coluna 1 (R1), refluxo da coluna 2 (R2), razão de refluxo da coluna 1 (RR1), razão de refluxo da coluna 2 (RR2), carga térmica do refeedor da coluna 1 (Q1) e carga térmica do refeedor da coluna 2 (Q2).

Este procedimento é cíclico até que as perturbações em todas as variáveis de entrada sejam feitas individualmente e a matriz de ganho armazenada no MatLab/excel, para o cálculo posterior da SVD, RGA e NRG. A primeira técnica a ser computada deve ser a SVD, para avaliar a interação entre os pares PV-MV através da matriz de sensibilidade e do número condicional. Todas as técnicas são computadas com o auxílio do *software* MatLab®. A partir dos pares de variáveis apontados pela SVD, então a RGA é computada para os respectivos ganhos associados a cada uma delas e finalmente a NRG é computada para ter mais parâmetros de avaliação antes de propor a estrutura de controle ideal para o controle de variáveis críticas nas colunas de destilação C1 e C2.

Figura 14. Diagrama de blocos para obter a matriz de ganho do sistema e estrutura de controle a partir das técnicas SVD, RGA e NRG.

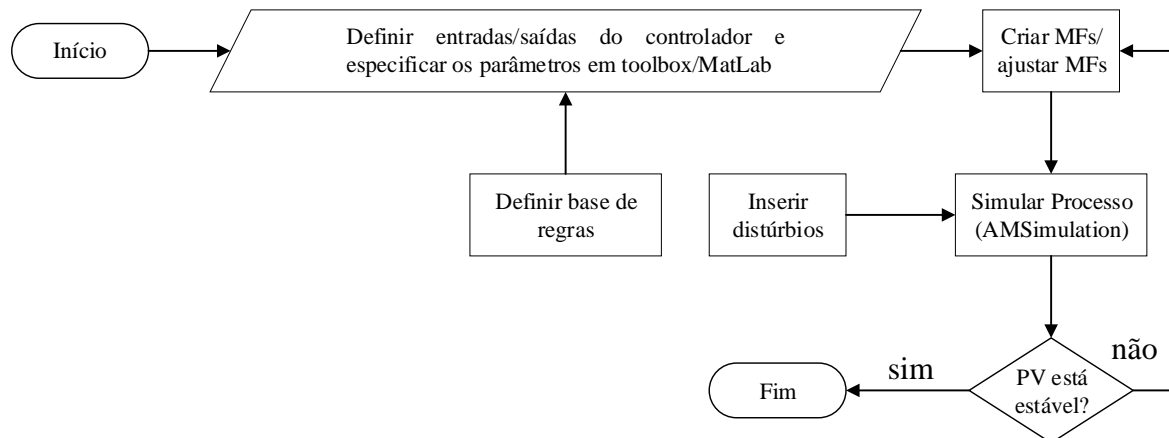


Fonte: próprio autor, 2017.

3.7 PROJETO DO CONTROLADOR FUZZY (PV-MV)

Uma vez definida as estruturas de controle ótima de temperatura para as colunas de destilação C1 e C2, então os controladores PI não linear e *fuzzy* foram implementados. O controlador PI é inserido, configurado e sintonizado no próprio simulador utilizando o método de sintonia Tyreus – Luyben, enquanto que o controlador fuzzy foi projetado com a ajuda do *fuzzy toolbox* do MatLab e sua sintonia foi realizada ajustando o grau de suporte das funções de pertinência. O fluxograma da figura 15 mostra os passos a serem seguidos para alcançar o um bom desempenho em relação ao projeto do controlador *fuzzy*.

Figura 15. Fluxograma de blocos para projeto do controlador fuzzy.



Fonte: próprio autor, 2017.

3.7.1 Controlador *fuzzy* de temperatura

Para o controlador *fuzzy* de temperatura foram especificadas duas variáveis de entrada: erro e variação do erro; sendo o oriundo da diferença entre o valor de referência e o valor medido das temperaturas dos pratos mais sensíveis de cada coluna de destilação e a variação do erro calculado a partir da diferença entre erro no instante de tempo atual e o erro no instante de tempo anterior. Pelo fato desta variável linguística agregar informações acerca do tempo passado isso reflete em uma otimização no sinal de saída do controlador para o atuador da válvula. A variável de saída (MV) é o percentual de abertura da válvula da vazão de vapor do

refervedor. O universo de discurso para cada variável linguística foi especificado com base em observações nos limites de máximo e mínimo que elas assumem frente a perturbações de grau de 10% nas vazões de alimentação.

Uma vez criada as variáveis linguísticas, o método de *defuzzificação* selecionado foi *centroid* e o método de agregação *product* para todos os controladores *FLC*. Assim, é possível definir o número de valores linguísticos, que para este trabalho foram 7 para cada variável linguística. Isto resulta no ajuste de 49 regras, que varia dependendo da ação direta ou reversa do controlador. Os controladores de temperatura necessitam de ação reversa tendo a carga térmica como MV. Assim as regras utilizadas estão estruturadas de acordo com a tabela 3.

Tabela 3. Regras para ação reversa do controlador *fuzzy*.

$e/\Delta e$	NG	NM	NP	ZR	PP	PM	PG
NG	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{VC}	VPO_{LC}	VPO_{NR}
NM	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{VC}	VPO_{LC}	VPO_{NR}	VPO_{LO}
NP	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{VC}	VPO_{LC}	VPO_{NR}	VPO_{LO}	VPO_{VO}
ZR	VPO_{CC}	VPO_{VC}	VPO_{VC}	VPO_{NR}	VPO_{LO}	VPO_{VO}	VPO_{CO}
PP	VPO_{VC}	VPO_{VC}	VPO_{NR}	VPO_{LO}	VPO_{VO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}
PM	VPO_{VC}	VPO_{NR}	VPO_{LO}	VPO_{VO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}
PG	VPO_{NR}	VPO_{LO}	VPO_{VO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}

Cada valor linguístico é representado por uma função de pertinência. Pelo fato de ter sido usado o método de *defuzzificação centroid* são criadas duas funções trapezoidais, uma para cada extremidade, e 5 MFs triangulares. A sintonia do controlador *fuzzy* pode ser feita ajustando o grau de suporte das MFs e/ou alterando o peso das regras. As funções de pertinências criadas para cada controlador estão ilustradas nas figuras 16 e 17.

Figura 16. Funções de pertinência para o (a) erro, (b) variação do erro e (c) carga térmica do refrervedor para o controlador de temperatura da coluna C1.

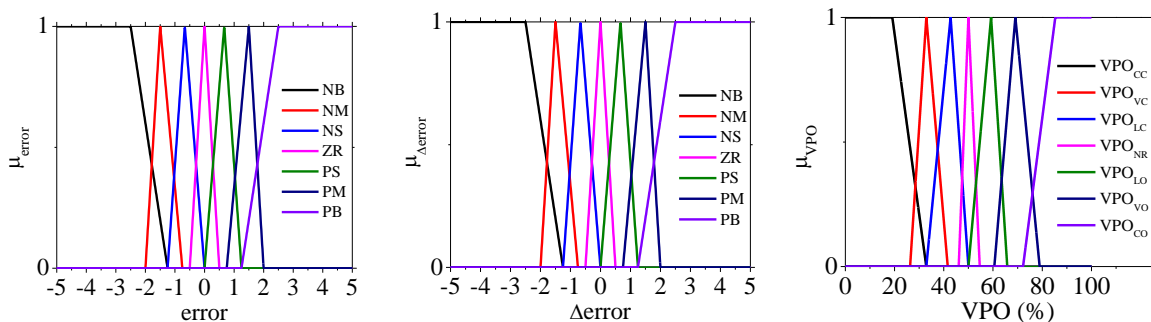
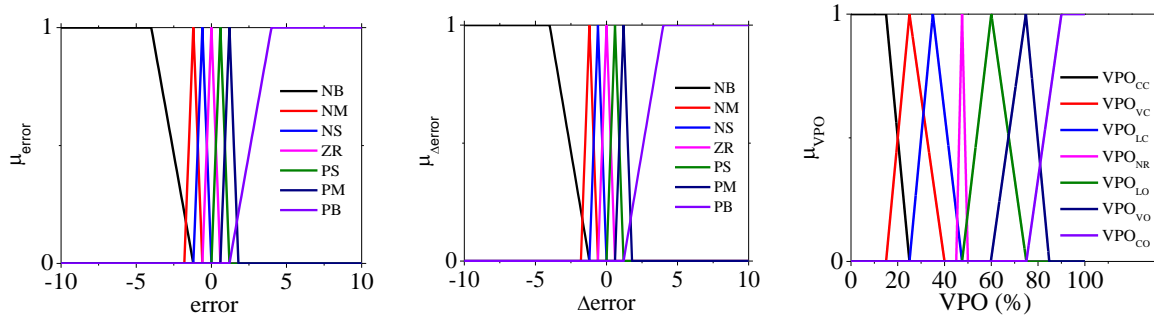
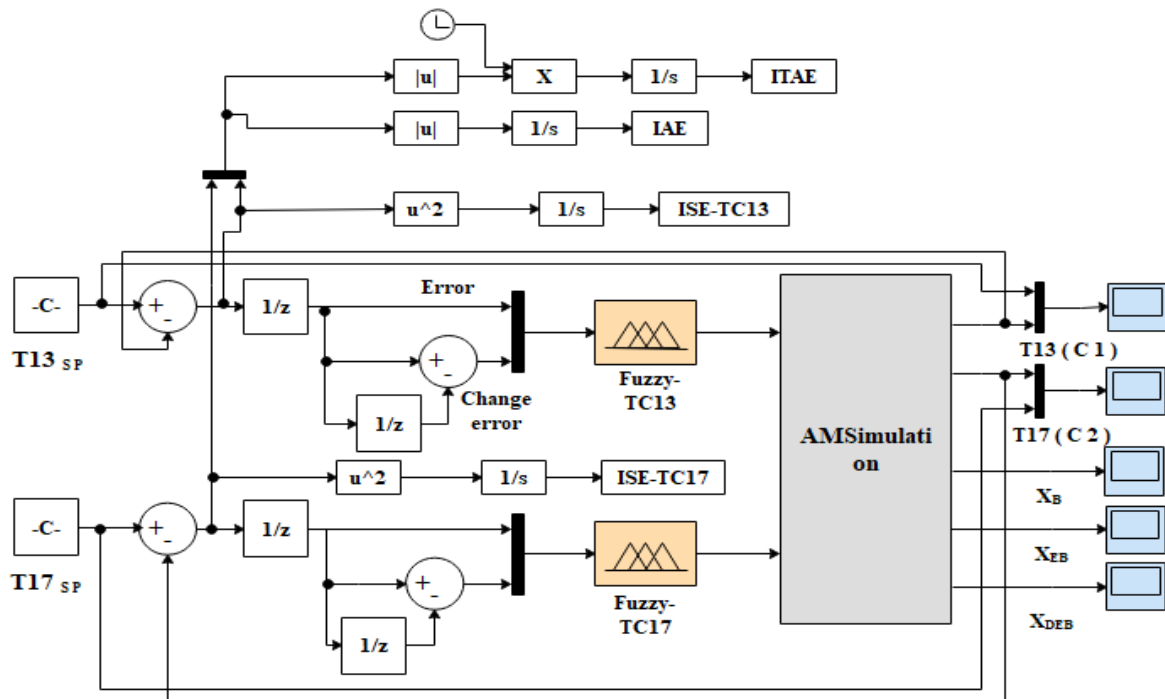


Figura 17. Funções de pertinência para o (a) erro, (b) variação do erro e (c) carga térmica do refeedor para o controlador de temperatura da coluna C2.



Na figura 18 está ilustrado o diagrama criado no *Simulink/Matlab*® para os controladores FLC de temperatura. A variação do erro é calculada a partir de um atraso no erro representado por $1/z$.

Figura 18. Diagrama de blocos do *simulink/Matlab* para controlador de temperatura fuzzy.



Fonte: Mariz et. al, 2017.

Para avaliar a estabilidade da PV nas colunas de destilação, em malha fechada de temperatura com o controlador *fuzzy*, o processo foi simulado e realizado perturbações degrau nas vazões de alimentação de cada coluna, individualmente, com amplitude de +10% no tempo de 10 horas e -10% no tempo de 20 horas em relação ao seu valor de regime estacionário.

3.7.2 Controlador *fuzzy* de composição

O FLC de composição foi projetado de forma análoga ao FLC de temperatura, salvo algumas exceções: universo de discurso distintos para o erro, variação do erro e regras que possui ação direta do controlador. Os parâmetros do *fuzzy toolbox* é o mesmo, bem como o número valores linguísticos (MFs). Conseqüentemente, o número de regras também é 49.

As regras do controlador *fuzzy* com ação direta da MV em função da resposta da variável de processo (x_i) na corrente de destilado das colunas de destilação, estão representadas na tabela 4.

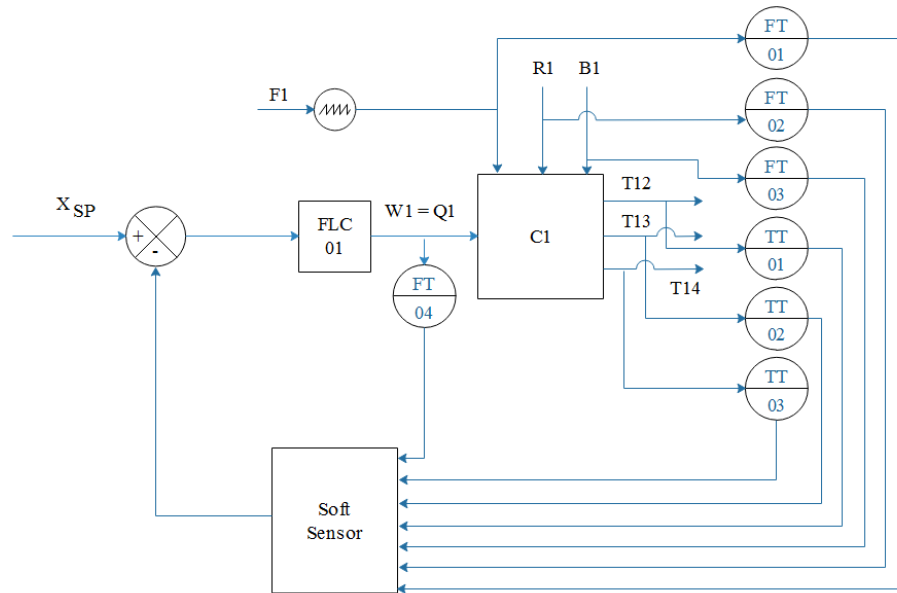
Tabela 4. Conjunto de regras para o controlador fuzzy de composição.

$e/\Delta e$	NG	NM	NP	ZR	PP	PM	PG
NG	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{VO}	VPO_{LO}	VPO_{NR}
NM	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{VO}	VPO_{LO}	VPO_{NR}	VPO_{LC}
NP	VPO_{CO}	VPO_{CO}	VPO_{VO}	VPO_{LO}	VPO_{NR}	VPO_{LC}	VPO_{VC}
ZR	VPO_{CO}	VPO_{VO}	VPO_{LO}	VPO_{NR}	VPO_{LC}	VPO_{VC}	VPO_{CC}
PP	VPO_{VO}	VPO_{LO}	VPO_{NR}	VPO_{LC}	VPO_{VC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}
PM	VPO_{LO}	VPO_{NR}	VPO_{LC}	VPO_{VC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}
PG	VPO_{NR}	VPO_{LC}	VPO_{VC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}	VPO_{CC}

Todavia, a composição não é medida diretamente na corrente de destilado, o seria necessário analisadores em linha de processo, que muitas vezes se tornam caros e inviáveis para algumas aplicações. Assim, foi empregado os *soft sensors* desenvolvidos no estudo de (VIEIRA et. al, 2017), no qual as composições de interesse, benzeno e etilbenzeno (x_B e x_{EB}) das correntes de destilado de C1 e C2, respectivamente, são estimadas empregando redes neurais artificiais dinâmicas. Aqui, reportou-se ao uso dos *soft sensors* tanto para controle inferencial realimentação lógico fuzzy de composições (IFLC) quanto no controle inferencial cascata lógico fuzzy de composições (ICFLC).

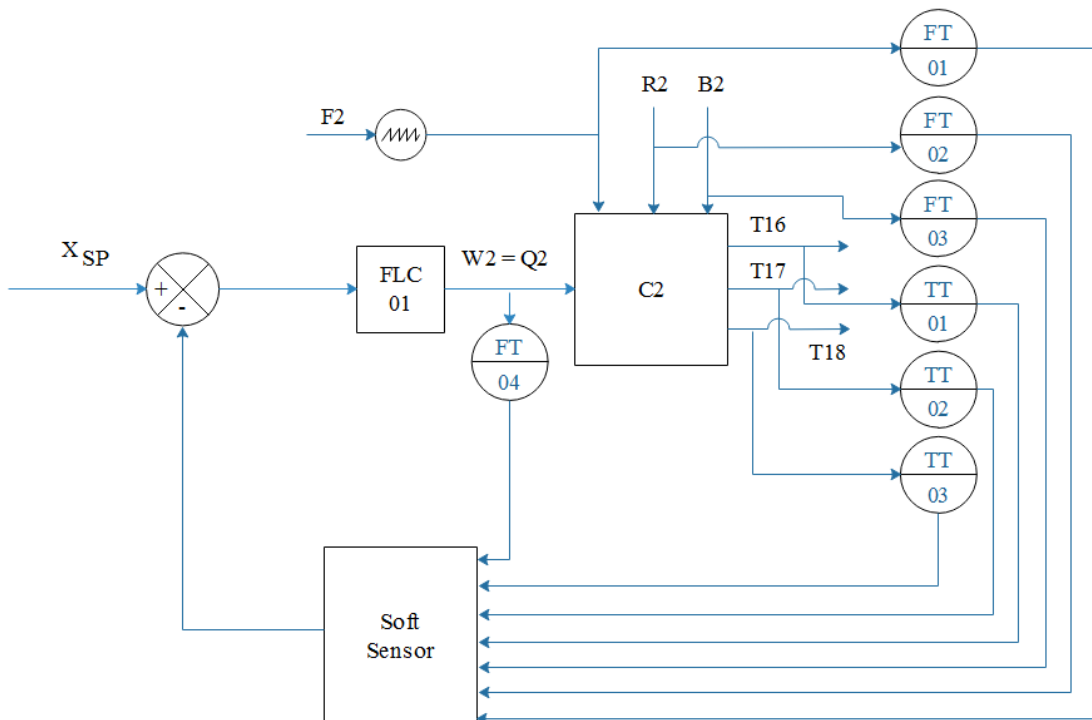
O controle inferencial de composição de x_B para a coluna C1 utilizado está apresentado na figura 19.

Figura 19. Propostas do controle inferencial realimentação lógico fuzzy para C1.



Fonte: próprio autor, 2017.

Figura 20. Propostas do controle inferencial realimentação lógico fuzzy para C2.



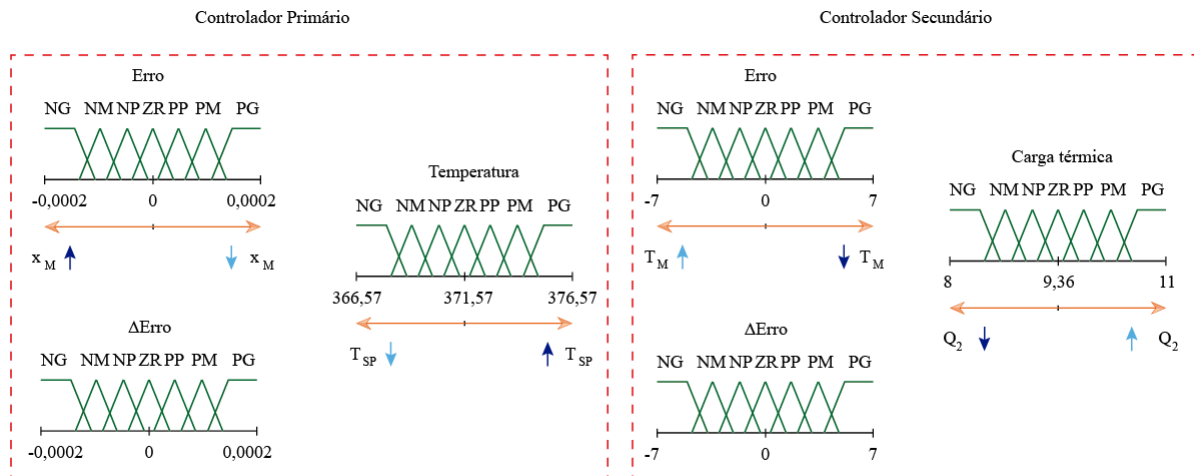
Fonte: próprio autor, 2017.

O controle inferencial de composição de x_{EB} no topo de C2 utilizado está apresentado na figura 20. Através da inferência o controlador *fuzzy* é usado para controlar a composição manipulando vazão de vapor do refeedor em ambos controladores.

3.7.3 Controlador cascata-*fuzzy*

No projeto do controlador cascata-*fuzzy* utilizou a lógica apresentada figura 21, em que o erro do controlador primário decresce à medida que o valor da PV “medida” cresce. Para corrigir este desvio da PV, o controlador secundário realiza uma ação que é aumentar a vazão de vapor do refeedor para que a temperatura no prato mais sensível aumente e a PV retorne ao *setpoint* de composição. Isso será possível se o erro do controlador secundário crescer, haja vista que o mesmo apresenta ação reversa para temperatura. Então, a saída do controlador primário deve ser um valor acima do valor de referência, aquele assumido na simulação em regime estacionário, para ser o *setpoint* do controlador secundário.

Figura 21. Relações lógicas entre controlador primário e secundário na construção do FLC-Cascata.

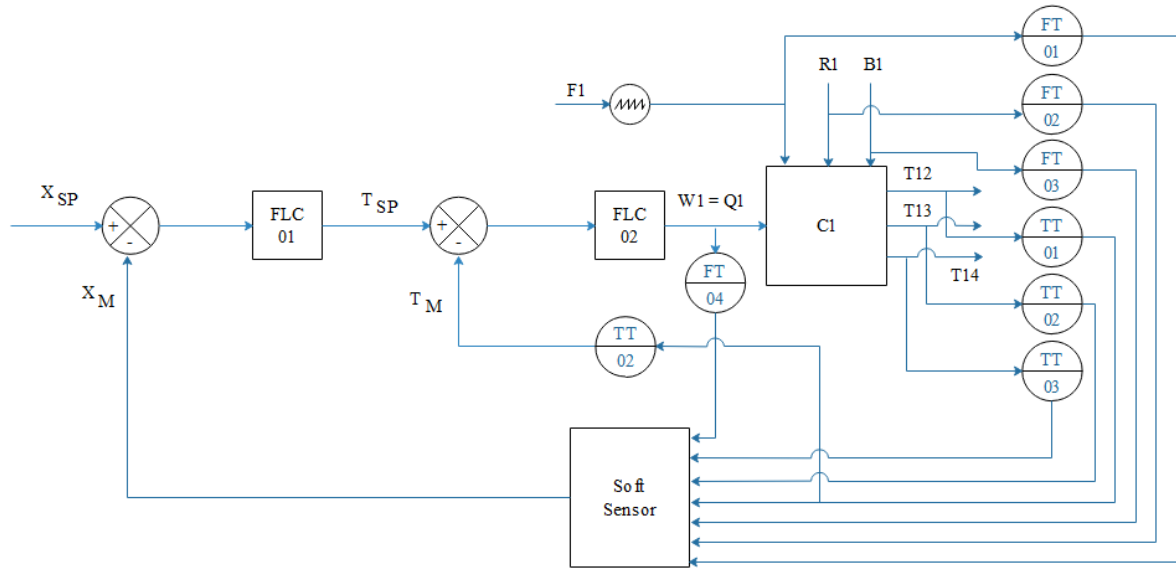


Fonte: próprio autor, 2017.

A composição inferida pelo *soft sensor* é utilizada como variável medida do controlador primário. O erro e a variação do erro são as variáveis linguísticas de entrada com mesmo universo de discurso dos controladores *fuzzy* de composição (FB), porém com variável *fuzzy* de saída projetada para ser o valor de referência de temperatura dos pratos 13 de C1 e 17 de C2.

A figura 22 apresenta o fluxograma usado para estratégia em cascata a partir do controle inferencial de composição de benzeno no topo de C1. No qual o controlador de composição FLC-01 é o controlador primário e o controlador FLC-02 é o controlador secundário.

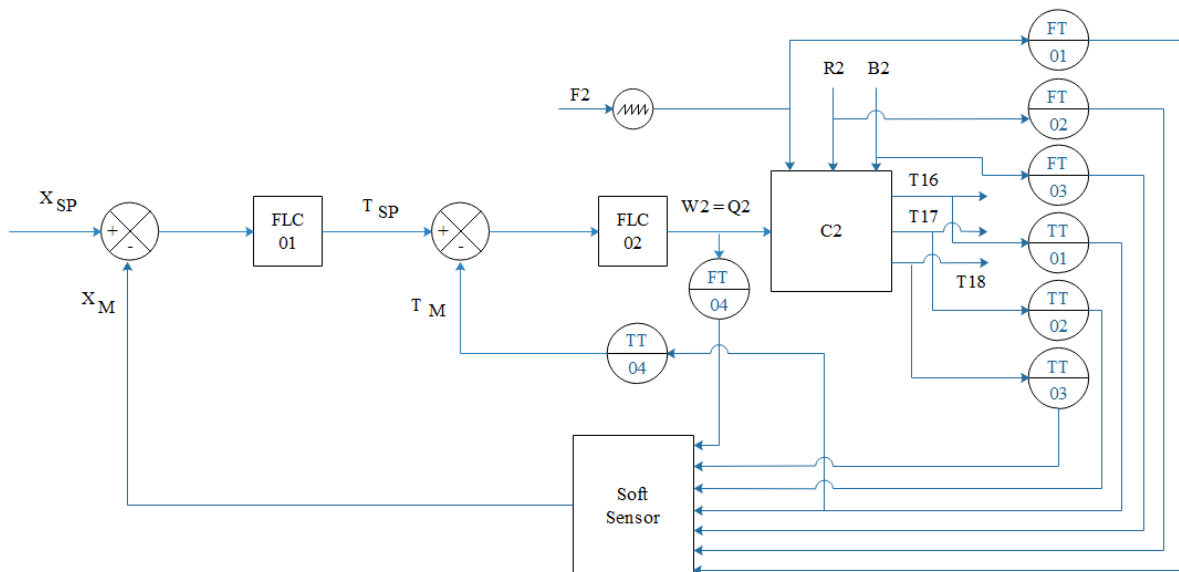
Figura 22. Propostas do controle inferencial cascata-fuzzy para C1.



Fonte: próprio autor, 2017.

Para a coluna C2, x_{EB} foi controlada utilizando controle inferencial a partir da estratégia em cascata da forma com é apresentada na figura 23.

Figura 23. Propostas do controle inferencial cascata-fuzzy para C2.



Fonte: próprio autor, 2017.

Afim de avaliar o desempenho do controlador cascata frente aos controladores *fuzzy* de temperatura e *fuzzy* de composição, a saída do controlador secundário apresenta a mesma faixa do universo de discurso e os valores linguísticos com as mesmas MFs. Para o controlador primário as regras empregadas são as mesmas da tabela 4 e para o controlador secundário foram utilizadas as regras da tabela 3.

4 RESULTADOS

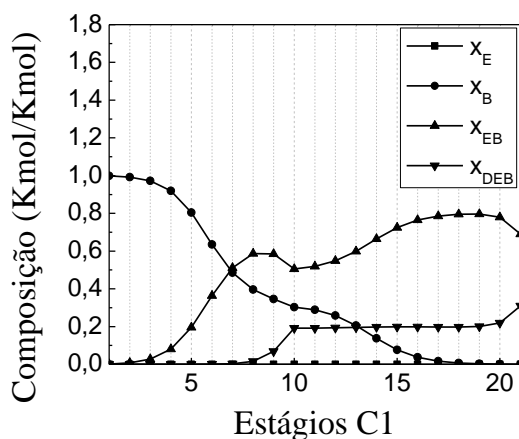
Nessa seção serão apresentados os principais resultados referentes à metodologia desenvolvida, desde a seleção de pares MV-PV, os pratos mais sensíveis das colunas C1 e C2 e as propostas de controle utilizando lógica fuzzy em comparação com o algoritmo PID clássico.

4.5 RESULTADOS REFERENTE A SIMULAÇÃO EM REGIME ESTACIONÁRIO

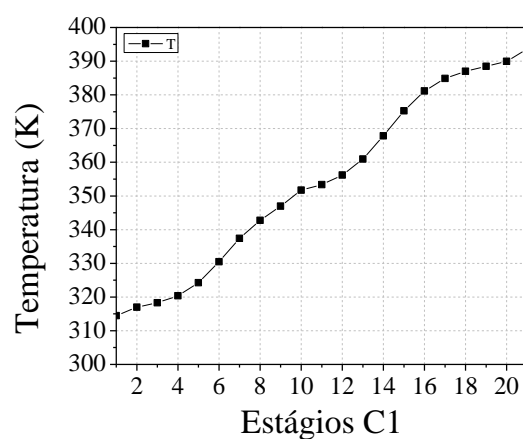
Na figura 1 são apresentados os perfis de composições e de temperaturas ao longo dos estágios às colunas de destilação C1 e C2. Em ambas as colunas, os estágios estão enumerados em ordem crescente do topo para a base.

Os gráficos das figuras 24.a e 24.c apresentam os perfis de composição no interior C1 e C2, respectivamente, ao longo dos estágios. Na coluna C1 a vazão de alimentação, proveniente do reator R2, contém os componentes E, B, EB e DEB, é separada em duas correntes de forma que, os componentes com menor ponto de ebulição (B e E) saem no topo, enquanto os mais pesados (EB e DEB) na corrente de fundo. Já os apresentados das figuras 24.b e 24.d apresentam, respectivamente, o comportamento das temperaturas ao longo dos estágios, que para a coluna C1 o gradiente de temperatura equivale à 80 K e para a coluna C2 o gradiente de temperatura é de 73 K.

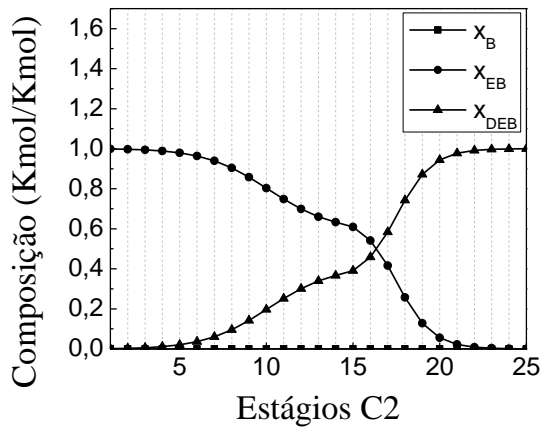
Figura 24. Perfis de composição molar (Kmol/Kmol) e de temperatura (K) das colunas C1 e C2 do processo produtivo do etilbenzeno.



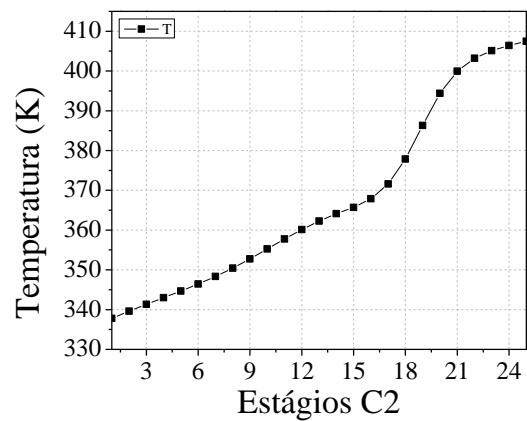
a) Perfil de composição da coluna 1



b) Perfil de temperatura da coluna 1



c) Perfil de composição da coluna 2



d) Perfil de temperatura da coluna 2

4.6 RESULTADOS REFERENTE A SELEÇÃO DE PARES DE VARIÁVEIS

Com os resultados em regime estacionário, é possível obter a matriz de ganho de acordo com a equação 45, selecionando pares de variáveis de entrada (MVs) para controle, realizando perturbações degrau de $\pm 10\%$ em instantes de tempo fixos de 10 e 20 horas. Com base na matriz de ganho estacionário, a SVD permitiu avaliar a interação entre os pares de variáveis (MV-PV) a partir do número condicional. De acordo com a tabela 5, o par D1 e R1 apresentou menor valor, no entanto, algumas MVs já são utilizadas como variáveis manipuladas em outras malhas de controle e que são essenciais para operação em regime transiente do processo.

O controle de nível do vaso de refluxo é realizado através das vazões de destilado (D1 e D2). Por outro lado, a corrente de fundo (B1 e B2) é usada como variável manipulada para controle de nível da base das colunas e o refluxo é usado como variável manipulada para controle avançado da vazão de alimentação.

Com base nas informações acima, o par de variáveis de entrada disponíveis para emparelhamento que apresentou menor número condicional são RR_1 e Q_1 para a coluna C1 e RR_2 e Q_2 para a coluna C2.

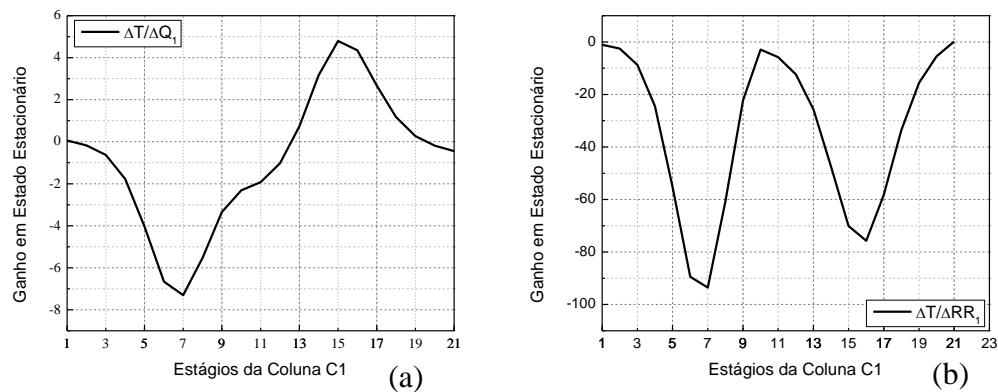
Tabela 5. Número Condicional C_1

Pares	CN
D_1 e R_1	1,856
RR_1 e Q_1	18,809
D_1 e Q_1	118,798
D_1 e RR_1	489,080
R_1 e Q_1	4500,0584

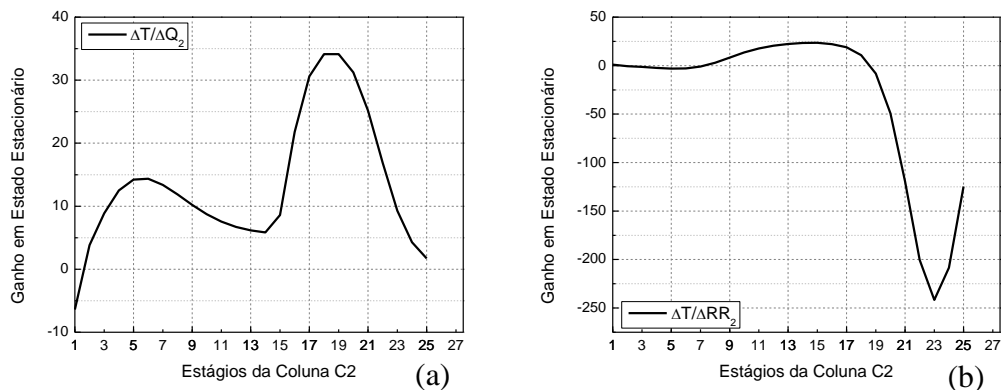
Tabela 6. Número condicional C_2

Pares	CN
D_2 e R_2	2,257
B_2 e R_2	9,217
B_2 e Q_2	19,476
RR_2 e Q_2	20,330
D_2 e Q_2	94,667

Observa-se nos gráficos das figuras 25.a e 25.b, que o ganho estacionário das variáveis RR_1 e Q_1 são completamente distintos em função das unidades das MVs. Enquanto a variação do ganho para Q_1 corresponde a 15 K/MW em módulo o ganho para RR_1 é de 90 K, também em módulo. Essa diferença considerável pode ser propagada no cálculo da SVD, podendo haver mitigação em relação a sensibilidade dos pares. Logo, o uso de mais de uma técnica de seleção de pares de variáveis assegura com maior rigidez a estrutura ótima de controle para o processo.

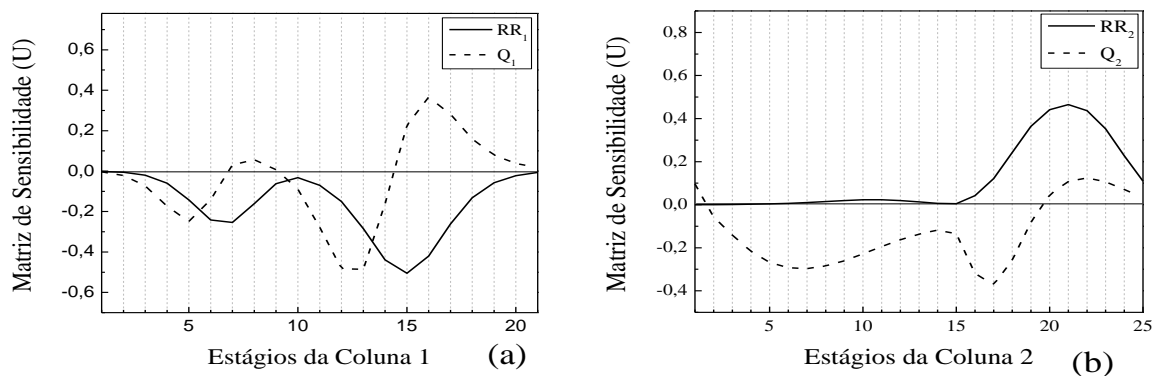
Figura 25. Ganho em estado estacionário frente aos distúrbios em (a) Q_1 e (b) RR_1 .

No estudo da segunda coluna de destilação, os pares de variáveis Q_2 e RR_2 apresentaram maior variação quanto à matriz de ganho estacionário, conforme os gráficos das figuras 26 (a) e (b).

Figura 26. Ganho em estado estacionário frente aos distúrbios em (a) Q_2 e (b) RR_2 .

A matriz de sensibilidade U , gráficos das figuras 27.a e 27.b, representam os dois primeiros vetores singulares à esquerda da matriz de ganho para os pares de variáveis RR1-Q1 de C1 e RR2-Q2 de C2, respectivamente. Na figura 27.a que a variável de processo que apresenta maior sensibilidade quando efetuado perturbações degrau em RR1 é a temperatura do prato 15. Verifica-se, ainda, que o prato 13 é mais sensível em relação a carga térmica Q1. De acordo com a figura 27.b a SVD indica o prato 17 como sendo o mais sensível para a variável de entrada Q2 e o prato 21 é o mais sensível para variações em RR2.

Figura 27. Matriz de sensibilidade para as colunas de destilação (a) C1 e (b) C2.



Com base nas informações anteriores, a RGA é computada para fornecer a estrutura de controle ótima em detrimento da sensibilidade medida através do ganho relativo, que é isento de interferência do escalonamento dos pares de variáveis PV-MV.

Os valores negativos de ganho relativo nas tabelas 9 e 10 indica que o emparelhamento é desprezado uma vez que é impossível alcançar os objetivos de controle. Assim, a tabela 9 indicou os pratos T13 e T17 como sendo as variáveis de processo controlador por Q1 e RR1, respectivamente.

Tabela 7. Resultado da RGA para C₁

Pares	RR ₁	Q ₁
T ₁₃	-0,1825	1,1825
T ₁₇	1,1825	-0,1825

Tabela 8. Resultado da RGA para C₂

Pares	RR ₂	Q ₂
T ₁₇	-0,02581	1,02581
T ₂₁	1,02581	-0,02581

As figuras 1 e 2 apresentam os resultados da NRG calculada com base na matriz de ganho estático do sistema. Análogo às propriedades da RGA, o emparelhamento adequado para a coluna C1 é T13-Q1 e para coluna C2 T17-Q2. O emparelhamento da NRG é o mesmo da RGA.

De posse dos resultados apresentados nas tabelas 3 e 4 e nos gráficos das figuras 28 e 29, a razão de refluxo não é uma boa MV para controlar a temperatura do prato que está abaixo do prato de alimentação. Portanto, a estrutura ótima de controle referente a C1 é T13-Q1. O mesmo se observa em relação aos resultados da tabela 9, na qual indica a razão de refluxo RR2 como MV para controlar a temperatura do prato 21 que se encontra abaixo do prato de alimentação. Em termos práticos, o emparelhamento ideal é T17-Q2 para C2.

Figura 28. NRG para o par RR_1 e Q_1 mediante perturbações de 5%.

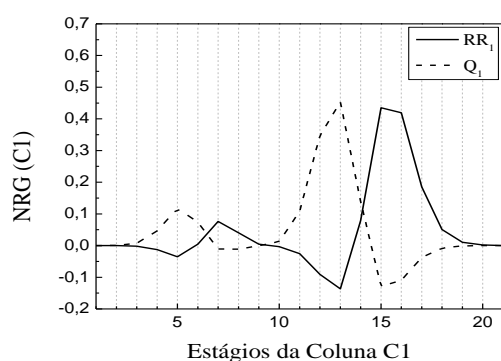
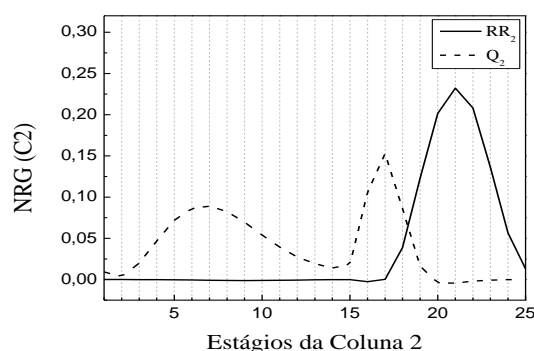


Figura 29. NRG para o par RR_2 e Q_2 mediante perturbações de 5%.



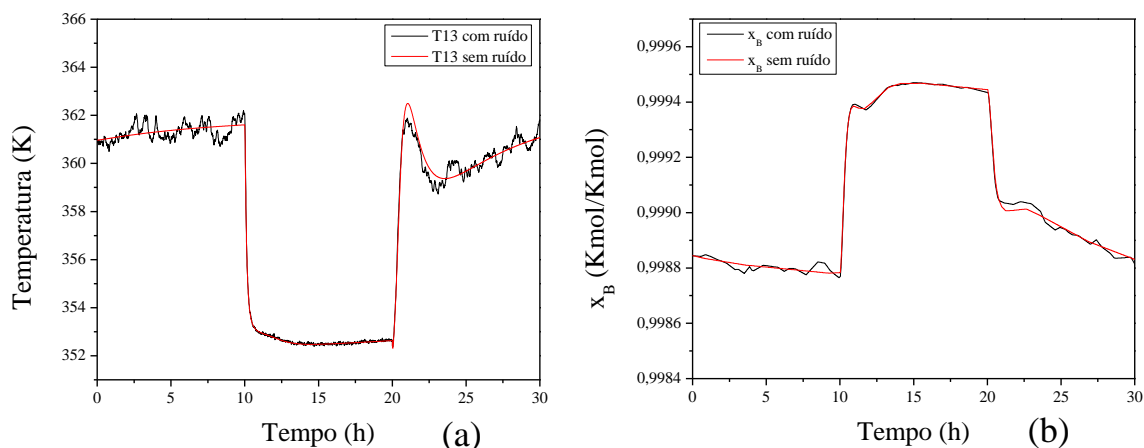
4.7 CONTROLE DE TEMPERATURA E INFERENCIAL DE COMPOSIÇÃO

A simulação em regime transiente do processo permitiu avaliar o efeito da temperatura dos pratos de maior sensibilidade, às colunas de destilação C1 e C2, nas composições de topo dos componentes mais voláteis mediante perturbações nas em variáveis de entrada.

Dentre as variáveis que podem se caracterizar distúrbios para as composições e, conseqüentemente, de temperatura nos pratos mais sensíveis, em colunas de destilação são: composições molares das vazões de alimentação, característica térmica da vazão de alimentação; vazão volumétrica ou molar da corrente de alimentação; vazão de refluxo e vazão de base. Para este trabalho a variável de entrada que se mostrou mais influente, mediante perturbações degrau de $\pm 10\%$, foram F1 para C1 e F2 para C2. Para o processo operando em malha fechada com controlador robusto capaz de rejeitar perturbações dessas variáveis de entrada, significa dizer que os demais distúrbios de menor influência também serão rejeitados.

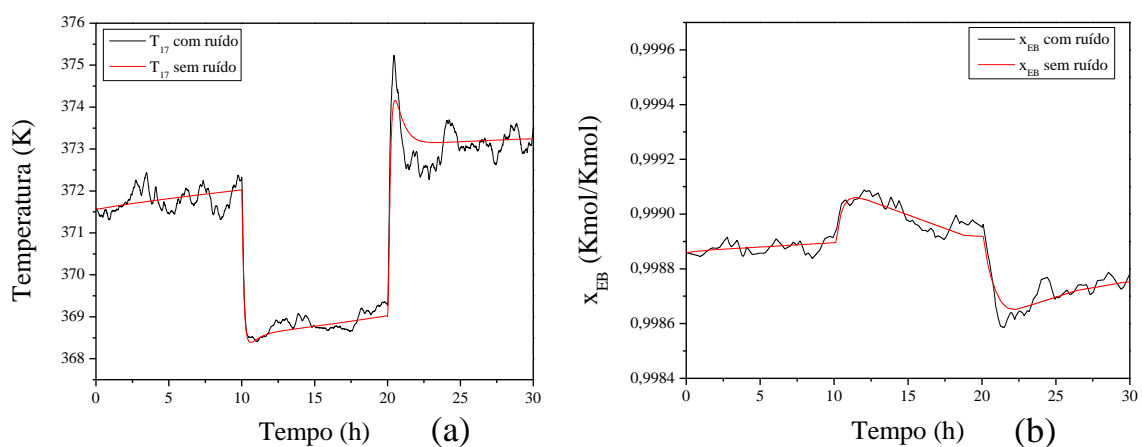
Os gráficos das figuras 30.a e 30.b apresentam o comportamento da temperatura do estágio 13 (T13) e o seu efeito na composição de benzeno (x_B) no topo de C1, operando na condição de malha aberta (sem controle). Foi efetuado uma perturbação degrau na vazão de alimentação (F1) de +10% no tempo $t = 10$ h e uma perturbação degrau de -10% em F1 (no tempo $t = 20$ h).

Figura 30. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha aberta de temperatura.



Já os gráficos das figuras 31.a e 31.b, foi efetuado uma perturbação degrau na vazão de alimentação F2 de +10% no tempo $t = 10$ h e uma outra perturbação de grau de -10% no tempo $t = 20$ h.

Figura 31. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha aberta de temperatura.



Verifica-se que operando na condição de malha aberta, ao serem inseridos distúrbios característicos do processo, faz com que as frações dos compostos de interesses fiquem fora de

especificação. Por isso, foi inserido um controle de temperatura no estágio 13 de C1 (TC-13) e estágio 17 de C2 (TC-17), para isso foram comparados os algoritmos de controle PID clássico e o controlador lógico fuzzy de temperatura. É importante observar, que foram inseridos ruídos gaussianos característicos das medições de sensores físicos, com um desvio padrão de 2%.

Os gráficos das figuras 32.b e 33.b a composição de B e EB apresentam variações menores. Mesmo apresentando sobre elevação secundária os controladores PI, estabilizam em um tempo médio de 2h sem ruído. Na figura 33.a e 33.a, uma análise qualitativa do controlador PI apresenta um *overshoot* de 1,0078% para o controlador de temperatura de C1 e 1,0068 % para o de C2, respectivamente.

Figura 32. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha fechada de temperatura com controlador PID não linear.

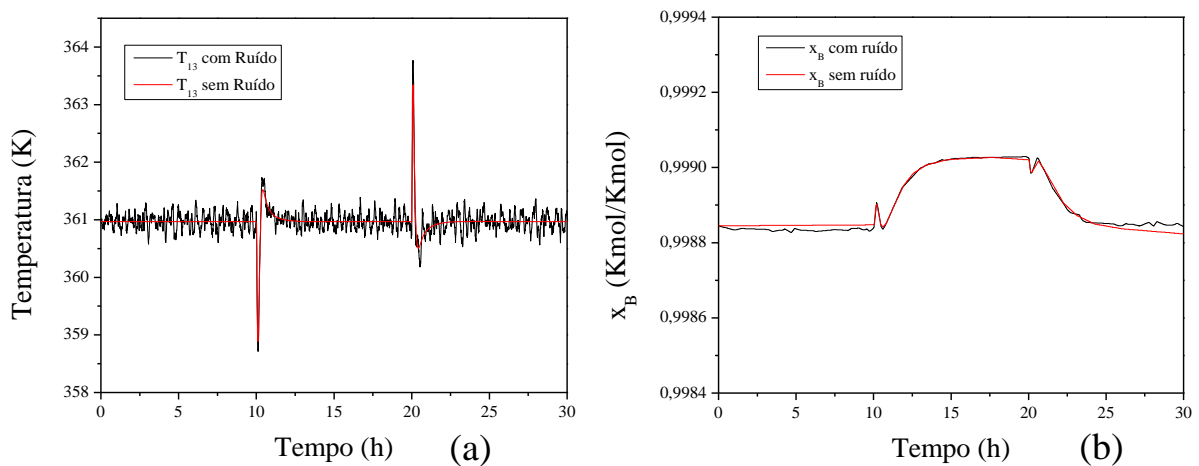
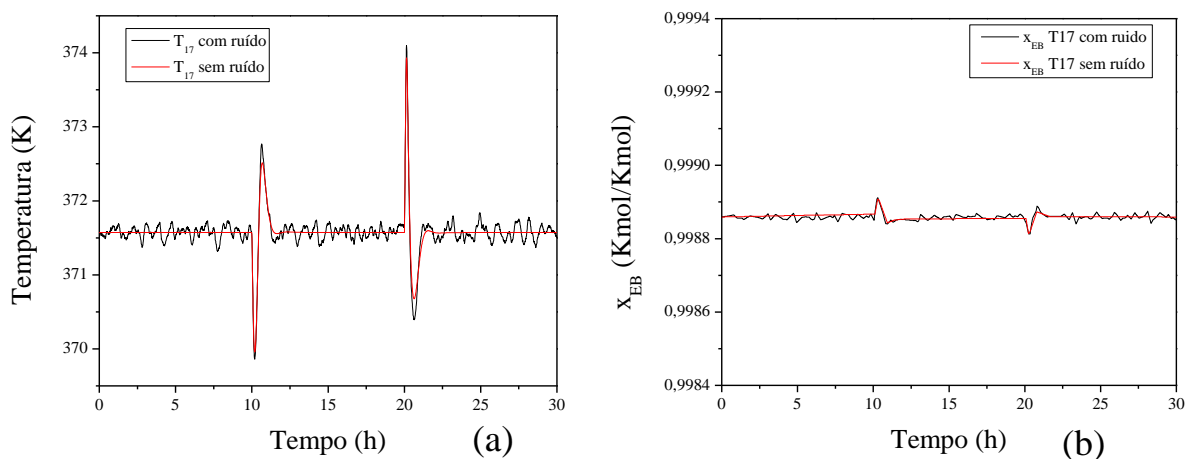


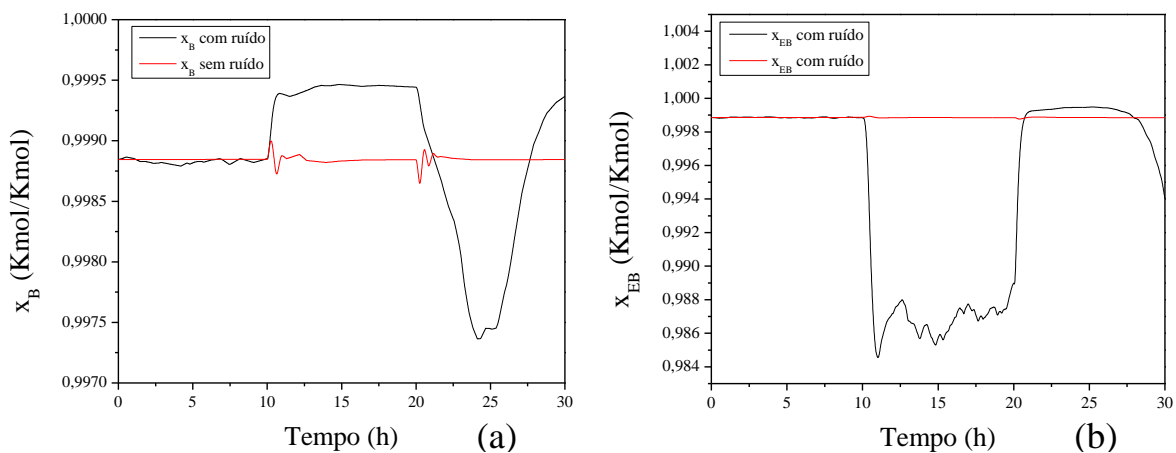
Figura 33. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha fechada de temperatura com controlador PID não linear.



Observa-se que o efeito do controle de temperatura reflete diretamente na composição de topo da coluna C2, a qual apresentou pequenas variações.

Observamos que ao controlar a temperatura indiretamente consegue obter o controle de composição. Afim de avaliar o desempenho do controlador para malha fechada de composição manipulando vazão de vapor, foi sintonizado um controlador de ação proporcional e integral. Neste caso, a figura 34 apresenta a instabilidade para as composições x_B no topo de C1 e x_{EB} no topo de C2. Isso é devido a sintonia do controlador que não funcionou para simulação com ruído gaussiano. Porém, para simulação sem ruído o controlador.

Figura 34. (a) Perfil de composição de B em D1 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para as colunas C1 e C2, respectivamente em malha fechada de composição com controlador PID não linear.



4.8 CONTROLE DE TEMPERATURA E INFERENCIAL DE COMPOSIÇÃO UTILIZANDO CONTROLADOR FLC

As colunas de destilação quando controlada por controladores FLC, figuras 35 e 36, consegue estabilizar mais rapidamente com sobre elevação de 1,0037% para C1 e de 1,0036% de para C2. Isso ocorre porque o controlador incorpora a forma humana de pensar. Em reposta, as composições B e EB praticamente não foram afetadas pelos ruídos inseridos.

Figura 35. (a) Perfil de temperatura no prato 13 e (b) Perfil de composição de B em D1 para a coluna C1 em malha fechada de temperatura com controlador lógico fuzzy.

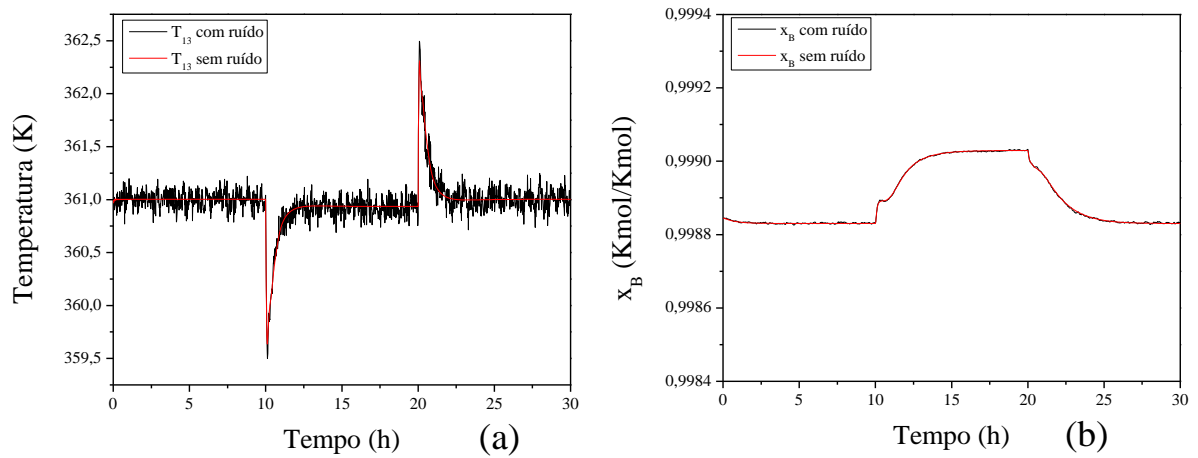
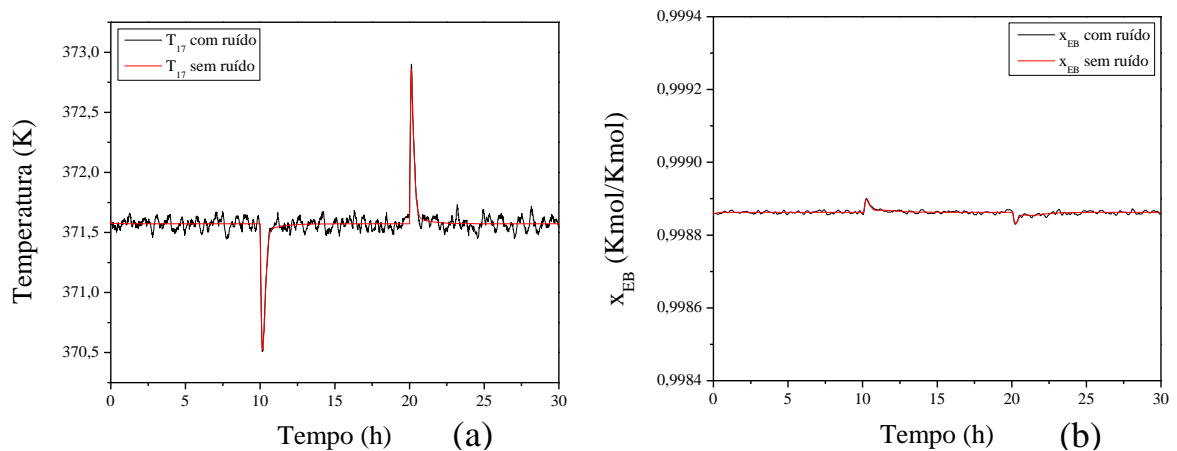
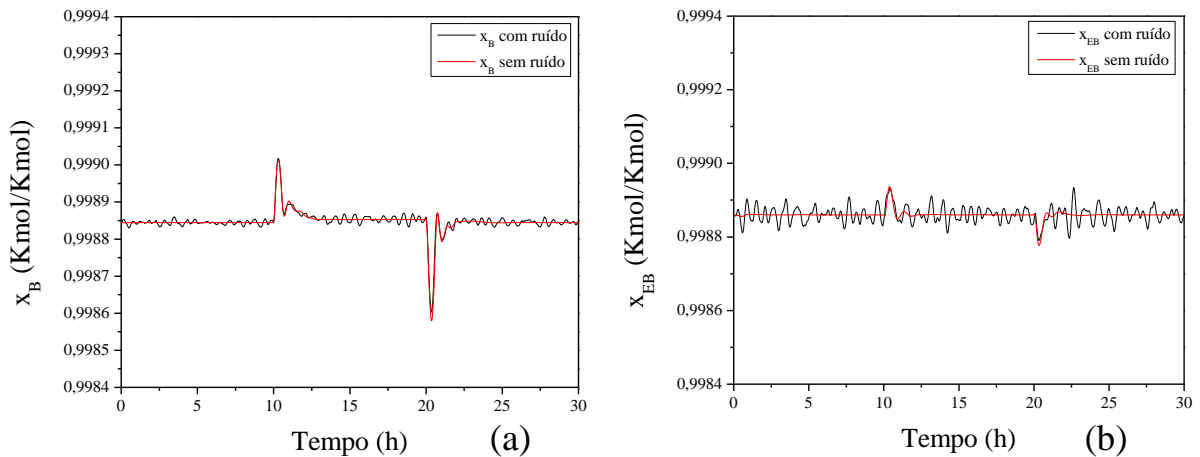


Figura 36. (a) Perfil de temperatura no prato 17 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para a coluna C2 em malha fechada de temperatura com controlador lógico fuzzy.



Diferentemente do desempenho observado na simulação em malha fechada de composição utilizando controlador PI, a figura 37 apresenta uma boa resposta para as perturbações mesmo considerando os distúrbios. Esta atuação satisfatória do controlador deve-se ao fato de considerar além do erro como variável de entrada, a variação do erro para poder atuar.

Figura 37. (a) Perfil de composição de B em D1 e (b) Perfil de composição de EB em D2 para as colunas C1 e C2, respectivamente, em malha fechada de composição com controlador lógico fuzzy.

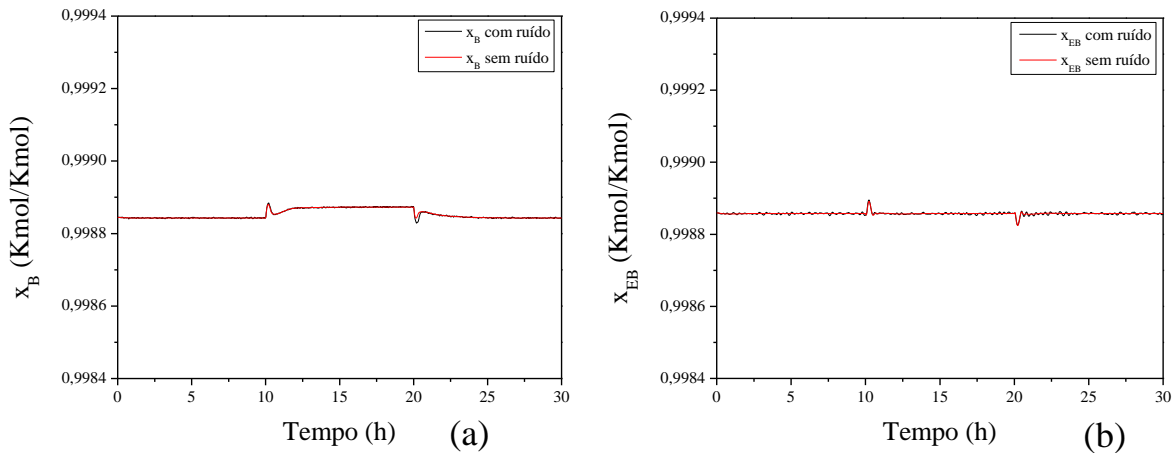


4.9 CONTROLE INFERENCIAL CASCATA DE COMPOSIÇÃO UTILIZANDO CONTROLADOR LÓGICO FUZZY

O desempenho do controlador cascata-*fuzzy* é expressivo, tendo em vista a resposta de composição para B e EB nas figuras 38.a e 38.b. O controlador secundário, de temperatura, atua rapidamente de modo que a composição se desvia muito pouco do valor de regime estacionário. Além disso, o efeito do sinal ruidoso sobre a variação da composição de topo é eliminado quase que totalmente.

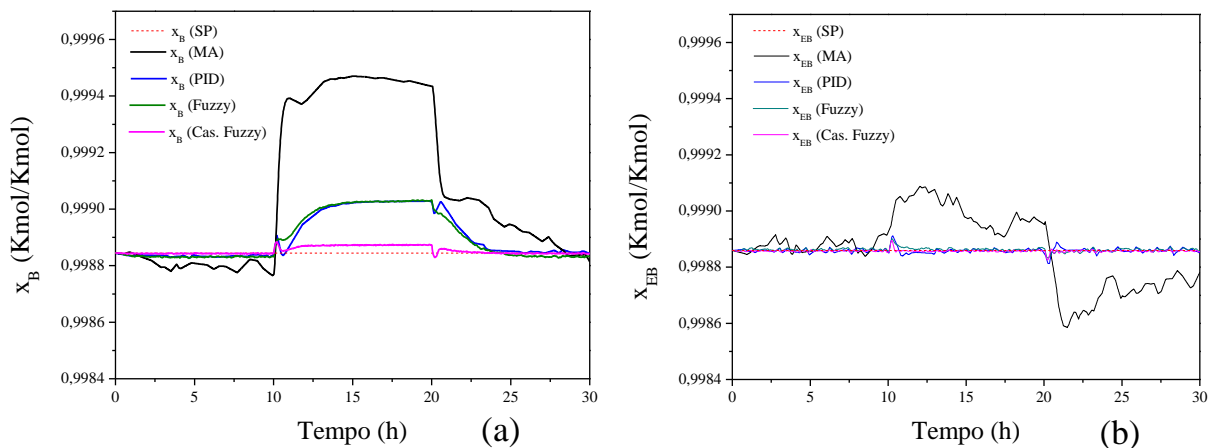
Na figura 38.a é ilustrado o comparativo das respostas da composição para as estratégias de controle utilizadas acima com ruído, com exceção do controlador PI de composição que não funcionou. Em malha aberta de temperatura e de composição na coluna C1, o x_B varia 0,9989 para 0,9995 para perturbação degrau de 10% na vazão de alimentação. Esta variação é significativa para uma coluna de alta pureza.

Figura 38. (a) Perfil de composição no topo de B no topo de C1 e (b) EB no topo de C2 para controlador de composição cascata-fuzzy.



Na figura 39.b o perfil de composição de EB é comparada para as diferentes malhas de controle utilizando os controladores PI e *fuzzy* de temperatura e, ainda, o controlador cascata-*fuzzy*. O desempenho para os controladores de temperatura apresentou uma boa resposta em x_{EB} na corrente de topo de C2 cujos perfis se assemelham com exceção da resposta mais oscilatório para o controlador PI.

Figura 39. Perfis de composição de benzeno no topo da coluna (a) C1 (b) C2.



Na coluna C1 o etilbenzeno é o componente químico intermediário e, portanto, o aumento na vazão de alimentação provoca redução da temperatura na base da coluna e consequentemente diminuição desse composto na fase vapor. Com isso, mais EB é recuperado no produto de base da coluna C1 e a mistura rica em EB e DEB é separada na coluna C2. Assim, se observa um aumento em x_{EB} na corrente de destilado da coluna C2.

Os critérios de desempenho quantitativos IAE, ISE e ITA, de acordo com a tabela 13 e 14, apontam o controlador fuzzy como sendo mais atuante e, portanto, mais robusto. O controlador cascata-*fuzzy* é o que apresenta melhor desempenho tanto qualitativo, como quantitativo.

Tabela 9. Desempenho dos controladores para controle de composição de x_B no topo de C1

	IAE	ITAE	ISE
PID	0,0019	0,316	2,87E-07
<i>fuzzy</i>	0,00102	0,214	2,65E-07
Cascata- <i>fuzzy</i>	0,00035	0,0485	1,95E-08

Tabela 10. Desempenho dos controladores para controle de composição de x_{EB} no topo de C2

	IAE	ITAE	ISE
PID	2,00E-03	4,27E-07	0,0305
<i>fuzzy</i>	1,44E-04	1,41E-09	0,0022
Cascata- <i>fuzzy</i>	9,03E-05	5,48E-10	0,0014

5 CONCLUSÕES

A simulação do processo no ambiente *Aspen Plus* e *DynamicsTM* foi útil para avaliar o comportamento da composição do benzeno na corrente de destilado da coluna C1 e etilbenzeno na corrente de destilado da coluna C2. Os resultados das simulações foram validados com base nos resultados da simulação do processo realizado no estudo de Luyben (2011), no qual as composições correspondem a $x_B > 99,99\%$ no topo de C1 e $x_{EB} > 99,99\%$ no topo de C2.

As técnicas de seleção de pares de variáveis tiveram uma importante contribuição para selecionar o par PV-MV ideal. Os estágios das colunas C1 e C2 que apresentaram maior sensibilidade para perturbações degrau de amplitude 10% na carga térmica, foram os estágios 13 e 17, respectivamente. A vazão de vapor do refeedor mostrou ser uma boa variável manipulada para o controle de temperatura desses estágios. No entanto, o controle de composição para as estratégias realimentação com os algoritmos PI e *fuzzy* necessitam de um bom ajuste dos controladores para compensar a sua dinâmica lenta e conseqüentemente ter um bom desempenho.

Apesar do algoritmo de controle PID não linear ter apresentado bons resultados para controle de temperatura, o mesmo não se verificou quando usado para controlar a composição com o processo submetido à ruído gaussiano com desvio padrão de 2% nas vazões de alimentação, mesmo sendo utilizados diferentes métodos de sintonia: IMC, Tyreus – Luyben e Ziegler-Nichols.

Observou-se que o tempo de resposta para a composição sofrer alterações é menor do que o tempo de resposta da temperatura variando a vazão de vapor do refeedor. Portanto, para o controle realimentação de composição através do algoritmo PID, a sua ação é fortemente influenciada pelo sinal do ruído e isso o torna impraticável para esse processo.

O projeto do controlador *fuzzy* requer ajuste de muitos parâmetros e a sintonia requer base de conhecimento acerca do processo. Isso torna o projeto demorado, dependendo do processo. Todavia, o seu desempenho se destaca em relação aos controladores clássicos pois são mais robustos e rejeita mais facilmente os distúrbios inerentes à ruídos provocados por interferência de sinal dos sensores ou até mesmo do seu desgaste físico dado que o mesmo apresenta base de conhecimento incorporada pelo especialista.

O uso de controle inferencial de composição a partir do *soft sensor* utilizando a estratégia de controle realimentação *fuzzy* e cascata-*fuzzy* apresentou os melhores resultados acerca da variação mínima da composição de x_B e x_{EB} nas correntes de destilado das colunas C1 e C2, respectivamente, mesmo em condições mesmo quando inseridos ruído no processo. Isso assegura, um bom desempenho dos controladores tal como mostrados nos critérios de desempenho do erro (ITAE), que correspondem à 0,214 para o controlador inferencial *fuzzy* de composição (x_B) no topo de C1 e $1,41 \times 10^{-9}$ para o controlador inferencial *fuzzy* de composição (x_{EB}) no topo de C2. Quanto ao desempenho dos controladores inferencial cascata-*fuzzy*, de acordo com ITAE, é ainda melhor sendo 0,0485 para controle de x_B e $5,48 \times 10^{-10}$ para o controle de x_{EB} .

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANTON, Howard; RORRES Chris. **Elementary linear algebra**. Editora: Jhon Wiley & Sons. International Edition, 10ª Edição, 2010.
- AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2ª Edição, 2007.
- ASKARI M. R.; Shahrokhi M.; Talkhonchek M. K., 2017. **Observer-based adaptive fuzzy controller for nonlinear systems with unknown control directions and input saturation**. *Fuzzy Sets and Systems* 314, 24–45.
- AZEVEDO, Edmundo Gomes de; ALVES, Ana Maria. **Engenharia de processos de separação**. Editora: IST – Instituto Superior Técnico. Edição Internacional, 2ª Edição, 2013.
- BEDE, Barnabas. **Mathmatics of fuzzy sets and fuzzy logic**. Editora: Springer, International Edtion, 1ª Edição, 2013.
- BRISTOL, E. H., January, 1966. **On a new measure of interaction for multivariable process control**. IEEE, *Transactions on Automatic Control*, pp. 133-134.
- CAMPOS, Mario C. M. M.; TEIXEIRA, Herbert C. G. **Controles típicos de equipamentos e processos industriais**. Edgar Bluscher. São Paulo, 2006.
- CAMPOS, Mario, C. M. M.; GOMES, M. V. C; PEREZ, J. M. G. Tubio. **Controle avançado e otimização na indústria do petróleo**. 1ª edição, Rio de Janeiro. Interciência, 2013.
- CHANG, J. -W., and Yu, C.-C., 1990. **The relative gain for non-square multivariable systems**. *Computers and Chemical Engineering*, pp. 1309-1323.
- CHAO, K. C.; SEADER, J. D. **A generation correlation of vapor-liquid equilibria in hydrocarbon mixture**. *Alche*, 598-605, 1961.
- GARCIA, C. **Modelagem e simulação**. Editora Edusp, 2005.
- HONG, D-Y.; Vislovskiy, V. P.; Hwang, Y. K.; Jhung, S. H.; Chang, J-S, 2008. *Catalysis today*, 131, pp. 140-145.
- JANTZEN, J. **Design of fuzzy controllers**. 1998.

- JANTZEN, J., 2007. **Foundations of fuzzy control**. Wiley, New York.
- KISTER, H. Z., 1992. **Distillation design**. McGraw-Hill, Inc.
- LEWIS, H. W. **The foundations of fuzzy control**. New York: Plenum Press, 1997.
- LOSHCHEV, A. G.; CARDONA, C. A.; PISARENKO, Y. A. **Degrees of freedom analysis for a distillation column**. Theoretical foundations of chemical engineering, 2010. v. 44, n. 5, p. 686–697.
- LUYBEN, W. L., 2011. **Design and control of the ethyl benzene process**. *Process System Engineering*. vol. 57, n. 3.
- LUYBEN, W. L. **Practical distillation control**. Ed. Van Nostrand Reinhold. 1st Edition, 1992.
- LUYBEN, W. L. **Process modeling, simulation and control for chemical engineers**. Editora: McGraw – Hill International Editions, 2^a Edição, 1999.
- MARIZ, P. R. de Araujo; VIEIRA, E. F. de Lacerda; SANTOS, J. L. M. da Silva; PEDRO, M. da Silva; BRANDÃO, W. Y. de Aragão; ROJAS, L. O. Alcazar; MORAIS JR, A. A. **Composition control by temperature inference using fuzzy controllers in the ethylbenzene productive process**. CILAMCE, 2017.
- MARLIN, Thomas E. **Process control: design processes and control system for dynamic performance**. Editora: McGraw-Hill International Editions, 2^a Edição, 2012.
- MIMURA, N.; SAITO, M.; Catal. Today, v. 55, n. 173, 2000.
- MORAIS JR, A. A., 2011. **Elaboração de um analisador virtual utilizando sistema híbrido neuro-fuzzy para inferenciar a composição em um processo de destilação**. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Alagoas.
- MULHOLLAND, Michael. **Applied process control**. Editora: Wiley – VCH, International Edition, 1^a Edição, 2016.
- QUANTRILLE, Thomas E.; Liu, Y. A. **Artificial intelligence in chemical engineering**. Academic Press. California, 1991.
- ROSS, T. J., 2004. **Fuzzy logic with engineering applications**. John Wiley and Sons, Inc.
- SEBORG A. R., Edgar, T., Mellichamp, E. D. **Process dynamics and control**. Editora: John Wiley and Sons, Inc. International edition, 3^a edição, 2011.

SEADER, J. D. Henley, Ernest J. | Roper, D. Keith. **Separation process principles with applications using process simulators**. 4th edition. Ed. John Wiley & Sons, Inc., 2016.

SIMÕES, Marcelo Godoy; SHAW, Ian S. **Controle e modelagem fuzzy**. 2 ed. rev. e ampl. São Paulo: Blucher, 2007.

SMITH C. A. and Corripio A.B., 2008. **Principles and practice of automatic process control**. 2nd Edition, New York: John Wiley.

ULLMANN. **Encyclopedia of industrial chemistry**. Editora: Wiley. International Editions, 7^a edição, 2011.

VAZ, Alessandro Márcio. **Estudo das Funções de Pertinência para Conjuntos Fuzzy Utilizados em Controladores Semfóricos Fuzzy**. Dissertação de mestrado, 2006.

VIEIRA, E. F. de Lacerda; MARIZ, P. R. de Araujo; PEDRO, M. da Silva; SANTOS, J. L. M. da Silva; MORAIS JR, A. A.; ROJAS, L. O. Alcazar. **Composition inference using neural networks and inferential control in the ethylbenzene process**. CILAMCE, 2017.

YING H. **Fuzzy Control and Modeling: Analytical Foundations and applications**. 2000.

ZADEH, L. **Fuzzy sets, information and control**. Vol. 8, pp. 338-353, 1965.

ZHANG, Peng. **Advanced industrial control technology**. Elsevier, 1st edition, 2010.