



XXXVII IBERIAN LATIN AMERICAN CONGRESS  
ON COMPUTATIONAL METHODS IN ENGINEERING  
BRASÍLIA - DF - BRAZIL

## **CONTROLE DE TEMPERATURA E MINIMIZAÇÃO DOS EFEITOS TRANSIENTES DE IMPUREZAS UTILIZANDO CONTROLADORES FUZZY EM UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO INDUSTRIAL DE ALTA PUREZA**

**Jéssica Oliveira de Brito Lira**

**Walter Yanko**

**Arioston Araújo de Moraes Júnior**

jessicalira23@hotmail.com

walteryanko@gmail.com

aamj@ct.ufpb.br

Universidade Federal da Paraíba

Centro Tecnologia, Campus Universitário I, 58051-900, João Pessoa, Paraíba, Brasil

**Talles Caio de Linhares Oliveira**

**Romildo Pereira Brito**

**tallescaio@hotmail.com**

brito.romildo@outlook.com

Universidade Federal de Campina Grande, Av. Aprígio Veloso, 882, 58429-140, Paraíba, Campina Grande, Brasil

**Abstract.** *Com o avanço tecnológico recursos computacionais veem sendo aplicados em colunas de destilação, processo de grande consumo energético nas plantas industriais. Além do algoritmo clássico do controlador proporcional-integrativo-derivativo (PID), controladores inteligentes estão sendo aplicados na indústria devido à habilidade de tomada*

de decisão e capacidade de aprendizagem. Este trabalho apresenta uma estratégia para implementação de um controlador lógico fuzzy (FLC), minimizando os efeitos transientes de compostos contaminantes em uma torre de destilação industrial multicomponente de alta pureza, sistema de purificação do 1,2-Dicloroetano (1,2-DCE). O FLC aplica um conjunto de regras nebulosas a uma malha de temperatura do estágio mais sensível da torre de destilação, e assim mantendo a composição dos compostos dentro do valor desejado. A modelagem e simulação da coluna do 1,2-DCE foi realizada em regime estacionário e dinâmico no software Aspen Plus e Dynamics<sup>TM</sup>, sendo a estrutura de controle singular (temperatura-composição) implementada no software Matlab-Simulink®. O controlador FLC mostrou-se robusto ao ponto de minimizar os efeitos de distúrbios dinâmicos inerentes ao processo, em comparação com a condição de malha aberta e com o controlador PID clássico.

**Keywords:** Coluna de destilação, Alta pureza, Controle Fuzzy.

## 1 INTRODUÇÃO

Em processos de destilação, bem como em diversos outros processos químicos, as indústrias modificam e melhoram suas tecnologias quando são requeridas em aumentar sua produção, condições efetivas de segurança, seus índices de eficiência e a especificações de produtos. Nesse contexto, é importante o acompanhamento de diversas variáveis críticas de processos, utilizando dispositivos de medição adequados.

Na indústria, a necessidade de se controlar sistemas e processos revelou-se de fundamental importância para obtenção de resultados com maior grau de confiabilidade. Muitos processos atualmente operam com controladores proporcional-integral-derivativo (PID). Onde é estabelecido um conjunto de regras rígidas e atributos de lógica Boleana (verdadeiro ou falso). Processos que possuem não linearidade, atrasos no tempo ou parâmetros variantes no tempo pode comprometer o desempenho do algoritmo do controlador PID clássico. Desenvolvida por Zadeh (1965), surge a lógica *fuzzy*, com o objetivo de fornecer um tratamento de informações de caráter vago ou nebuloso, pois o mundo possui vários graus de incerteza entre o verdadeiro e o falso. Com isso, a aplicação de lógica *fuzzy* ao controle pode apresentar resultados mais satisfatórios quando comparado ao controle PID clássico (Jang, et al., 1997).

Um dos produtos de maior valor agregado da cadeia produtiva do Policloreto de Vinila (PVC) é o 1,2 Dicloroetano (1,2-DCE), matéria-prima básica para a produção do Monocloreto de Vinila (MVC). O 1,2-DCE para ser convertido no MVC, através do craqueamento térmico, deve estar seco e livre de impurezas e, por isso, passa por um processo de destilação com o intuito de remover as impurezas do produto de base.

O processo de destilação do 1,2-DCE apresenta dificuldade para o controle de composição de impurezas na corrente de fundo da torre. Em colunas de destilação industrial, é comumente empregado o controle de temperatura do prato mais sensível para manter os valores de composição de base e topo dentro de seus valores desejados (controle por inferência). Os valores das composições das impurezas, clorofórmio (CHCl<sub>3</sub>) e do tetracloreto de carbono (CCl<sub>4</sub>), presentes na corrente de base da coluna em estudo (que possui cerca de 99,5% kg/kg de 1,2-DCE) constitui um grande problema no processo. Haja vista, que a estimativa dessas variáveis somente é feita por medições *off-line* (análises de laboratório), inviabilizando o controle em tempo real. Sendo o uso do controle de temperatura do estágio mais sensível, uma alternativa segura e economicamente viável para o objetivo em questão.

O controle *fuzzy* está inserido na área de sistemas inteligentes, sendo atualmente estudados para solução de processos complexos, onde não é requerido o conhecimento fenomenológico do processo. Além disso, este tipo de controle possui a característica de se adaptar a um ambiente desconhecido ou uma situação nova, permitindo que a inferência nebulosa realize atividades complexas no lugar do ser humano.

O presente trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia de implementação de controle *fuzzy* para a temperatura do prato mais sensível da torre de destilação do 1,2-DCE, por conseguinte compará-lo com controlador PID clássico. O uso de controle por inferência de temperatura é comum nesses processos, haja vista a dificuldade de medição em tempo real da variável composição para que seja possível aplicar o controle realimentação (*feedback*).

## 2 PROCESSO DE PURIFICAÇÃO DO 1,2-DCE

A conversão do 1,2-DCE para produção do Monômero Cloreto de Vinila (MVC) é feita através do craqueamento térmico, exige que o 1,2-EDC deve estar seco (teor água menor que 10 ppm), a fim de evitar a corrosão excessiva dos equipamentos. Além disso, essa corrente deve ter uma alta pureza, tipicamente maior que 99,5 % (peso/peso), haja vista que o processo de craqueamento é altamente suscetível à inibição e deposição por traços de impurezas. A presença de contaminantes nesse processo pode acarretar diversos efeitos, dentre os quais se destacam:

- A reação pode ser inibida parcialmente, proporcionando uma redução da conversão e instabilidade do processo à jusante;
- Acelera a formação de coque sobre as paredes do tubo das fornalhas de craqueamento, o que causa a parada prematura do equipamento para a remoção do coque por oxidação.

Colunas de destilação de alta pureza representam um problema desafiador à indústria de processo, principalmente pela ausência de um modelo razoavelmente preciso. Estes processos são bastante difíceis de controlar, pois são altamente não lineares e sensíveis às perturbações, pequenas alterações na(s) corrente(s) de alimentação produzem mudanças drásticas nas composições dos produtos em regime estacionário e dinâmico. Esses problemas se agravam a medida que os produtos mais puros precisam ser produzidos.

As torres de destilação de alta pureza podem ser efetivamente controladas, se os distúrbios forem detectados rapidamente e se uma ação corretiva dinâmica for tomada a tempo de manter o processo perto do ponto de operação. Quando se deseja aplicar técnicas de controle e otimização tradicionais em processos de destilação de alta pureza, as seguintes dificuldades têm de ser enfrentadas (Morais Jr., 2015):

- O processo é geralmente não linear com tempo de resposta longo;
- Há muitos distúrbios imensuráveis e é difícil manter o processo em estado estacionário;
- Concentrações da base e do topo são altamente acopladas.

No processo em estudo, a purificação do 1,2-EDC é realizada em um conjunto de três torres distintas, conforme o fluxograma da Figura 1, com o objetivo de remover água e compostos orgânicos (ou Orgânicos Clorados - OC) de alto e baixo ponto de ebulição em relação ao 1,2-EDC.

A alimentação da torre 1 (também chamada de coluna de secagem), é composta por 98 a 99% de 1,2-EDC saturado em água (H<sub>2</sub>O), além de outras substâncias orgânicas cloradas. Apesar de ser menos volátil do que os compostos orgânicos clorados considerados, a H<sub>2</sub>O sai

pelo topo da coluna de secagem devido à inversão da volatilidade relativa, principalmente, na região acima da primeira alimentação da coluna ( $F_1$ ).

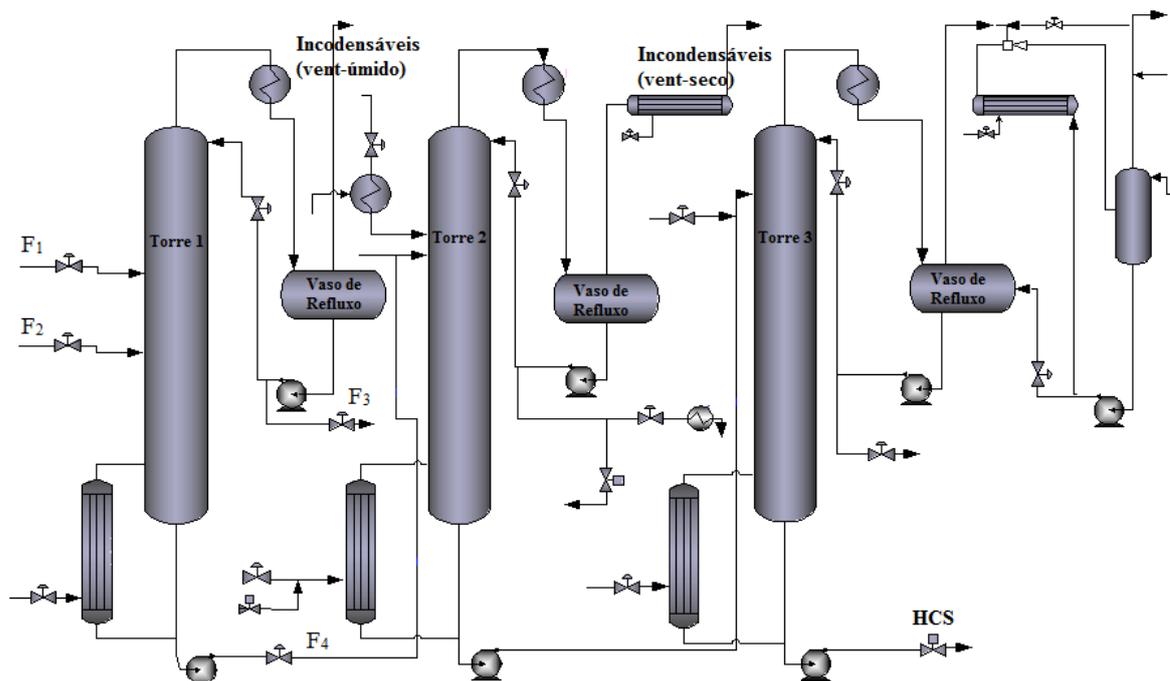


Figura 1. Fluxograma esquemático do processo de purificação do 1,2-EDC.

A corrente de base da coluna de secagem, torre 1, segue para a torre 2 (coluna de destilação propriamente dita), a qual também é alimentada pela corrente de base de outra coluna de destilação oriunda da recuperação do 1,2-DCE do craqueamento e pela corrente de topo da torre 3 (coluna a vácuo). A torre 3 tem como objetivo produzir uma corrente de base isenta de componentes leves para alimentar as fornalhas de craqueamento.

Devido ao seu efeito catalítico no processo de craqueamento, a presença do Tetracloreto de Carbono ( $CCl_4$ ) numa determinada concentração, quando bem controlada, é desejável. Já a presença de  $CHCl_3$  não é desejável, haja vista que o mesmo é um promotor de coqueamento (coque). Este componente é indesejável em concentrações maiores que 400 ppm na base da torre 1, sem mencionar que a maior parte da composição do produto de topo da mesma coluna é composta por esse componente. Vale salientar que todo  $CHCl_3$  e  $CCl_4$  que alimentam a torre 2 saem na corrente de topo, de modo que a definição quanto á quantidades desses compostos devem ser tomada antes da torre 2, ou seja, na base da torre 1.

O controle realimentação efetivo dessas variáveis críticas somente é possível com a medição em tempo real das composições, exigindo assim o uso de analisadores em linha em tempo real, o que de fato requer um alto custo de investimento, instalação e manutenção. Entretanto, devido a relação termodinâmica entre composição ( $x_n$ ), pressão de vapor da mistura ( $P_v$ ) e temperatura de ebulição,  $T_{ebulição}=f(x_1, x_2, \dots, x_n, P_v)$ , é possível controle de composição por inferência de temperatura, mantendo a composição dos compostos mais voláteis em seu valor de referência.

### 3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

#### 3.1 Modelagem Matemática de Processos de Separação por Estágios

Uma vez que o modelo fenomenológico do processo é ajustado para o objetivo em questão, seus resultados tendem a ser confiáveis mesmo quando são feitas extrapolações. Aqui são apresentadas as principais equações do modelo matemático e termodinâmico, utilizadas para as simulações do regime estacionário e dinâmico da coluna de destilação do processo de purificação do 1,2-DCE. O cálculo preciso de uma coluna de destilação multicomponente é efetuado a partir de equações consolidadas que requerem a determinação rigorosa de temperaturas, vazões, composições das correntes e taxa de transferência de calor em cada estágio. Esta determinação é alcançada através da resolução do balanço material, energia e das relações de equilíbrio para cada estágio.

O esquema representativo de um prato  $j$  é mostrado conforme a Figura 2 a), considerando uma coluna de destilação com  $N$  estágios, Figura 2 b), enumerados de cima para baixo. A alimentação entrando no estágio  $j$  pode ser um líquido, um vapor ou uma mistura de líquido e vapor. O sinal da carga térmica  $Q$  será negativo se o calor estiver sendo retirado do prato e positivo caso contrário. Nesse modelo matemático entra no estágio  $j$  uma alimentação com uma ou duas fases de fluxo molar  $F_j$ , com composição global  $z_{i,j}$  de um componente  $i$ , temperatura  $T_{Fj}$ , pressão  $P_{Fj}$ , e entalpia molar global  $h_{Fj}$ . Assume-se que a pressão da alimentação ( $P_F$ ) é igual ou maior do que a pressão do estágio  $P_j$ . A diferença de pressão ( $P_F - P_j$ ) pode ser reduzida à zero através de uma válvula F.

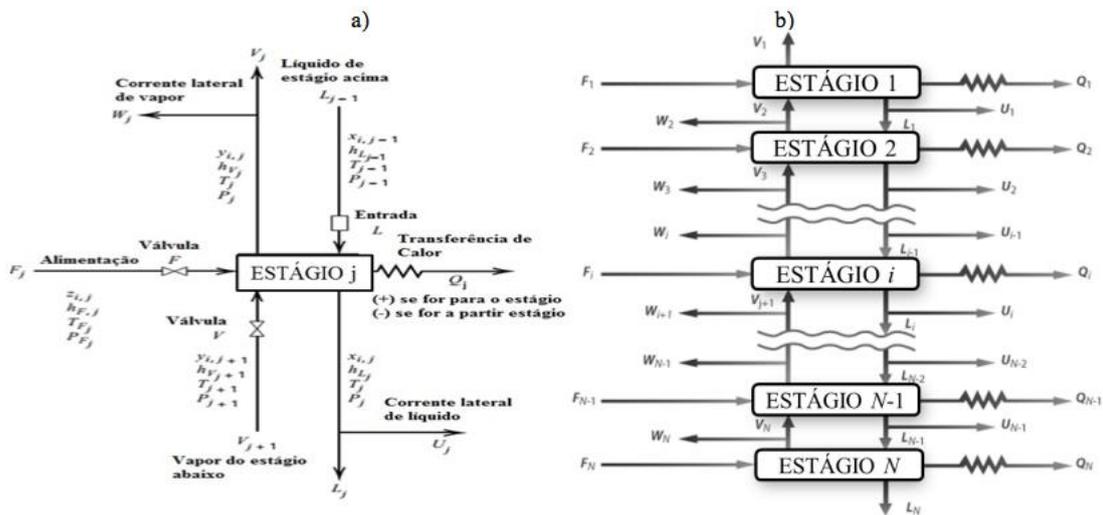


Figura 2. a) Representação de um estágio de equilíbrio em estado estacionário. b) Esquema em cascata de separação por estágios. Fonte: Adaptada de Seader et al. (2011).

Calor é transferido a uma taxa  $Q$ , para simular no estágio interresfriadores, interaquecedores, condensadores e refeedores. Associado a cada estágio teórico temos a seguinte relação de equações expressas em termos do conjunto de variáveis da Figura 3. Estas equações são conhecidas como equações MESH e são:

$M$  – Balanço material para cada componente,  $C$  equações para cada estágio, Eq. (1):

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

**E** – Equações de Equilíbrio, C equações para cada estágio, Eq. (2):

$$E_{i,j} = y_{i,j} - K_{i,j}x_{i,j} = 0 \quad (2)$$

Onde  $K_{i,j}$  é a razão das constantes de equilíbrio de fases.

**S** – Somatório das frações molares dos componentes, fase vapor e líquida, respectivamente, uma para cada estágio, dada pelas Eq. (3) e (4):

$$(S_y)_j = \sum_{i=1}^C y_{i,j} - 1 = 0 \quad (3)$$

$$(S_x)_j = \sum_{i=1}^C x_{i,j} - 1 = 0 \quad (4)$$

**H** – Balanço de Energia para cada estágio, conforme Eq. (5):

$$H_{i,j} = L_{j-1}h_{L_{j-1}} + V_{j+1}h_{V_{j+1}} + F_jh_{F_j} - (L_j + U_j)h_{L_j} - (V_j + W_j)h_{V_j} + Q_j = 0 \quad (5)$$

As energias cinéticas e potenciais são desprezíveis. Uma equação de balanço material geral pode ser usada no lugar das Eq. (3) e (4),  $\sum_{i=1}^j z_{i,j} = 1$ , somando com a Eq. (1) para todos os componentes e estágios acima do 1 através de  $j$ , tem-se então a Eq. (6):

$$L_j = V_{j+1} + \sum_{m=1}^j (F_m - U_m - W_m) - V_1 \quad (6)$$

Em geral,  $K_{i,j} = K_{i,j}(T_j, P_j, x_j, y_j)$ ,  $h_{V_j} = h_{V_j}(T_j, P_j, y_j)$  e  $h_{L_j} = h_{L_j}(T_j, P_j, x_j)$ . Se estas relações não são contadas como equações e estas três propriedades não são contadas como variáveis, cada estágio de equilíbrio é definido unicamente por  $2C + 3$ ,  $C =$  Compostos, equações MESH. Essas equações são resolvidas pelo simuladores Aspen Plus<sup>TM</sup> e Dynamics<sup>TM</sup>, cujo modelo matemático e termodinâmico foi proposto por Morais Jr (2015).

Na resolução estacionária do modelo, sendo o termo de acúmulo iguais a zero, resulta em um conjunto de equações algébricas não lineares. Assim, os simuladores necessitam de uma técnica iterativa para encontrar o valor da variável dependente com o objetivo de satisfazer o valor desejado para a variável especificada. No simulador Aspen Plus<sup>TM</sup>, aqui empregado, foi utilizado utiliza o método *inside-out* para promover a convergência das equações MESH em regime estacionário.

Ao serem considerados os termos de acúmulos de massa e energia em cada estágio da coluna por meio das equações MESH, temos então o modelo dinâmico de estágio de equilíbrio da coluna de destilação multicomponente. O método de integração utilizado aqui via o simulador Aspen Dynamics<sup>TM</sup> foi de Euler implícito com passo variável, o qual combina a vantagem de velocidade convergência desse método com a robustez de integradores de passos variáveis.

## 3.2 Lógica Fuzzy

Também conhecido como lógica nebulosa devido ao seu conceito teórico nebuloso, vago e indefinido. A lógica *fuzzy* se inspira no sistema biológico humano que possui a capacidade

de raciocinar de diferentes maneiras, em comparação com os sistemas computacionais que possuem raciocínio binário.

Existem inúmeras vantagens da implementação da lógica *fuzzy* em estratégias de controle inteligente, tais como:

- Construção a partir da experiência e de experimentos;
- Implementação linguística rápida e efetiva;
- Tolerância de imprecisão de dados;
- É, frequentemente, mais eficiente ao se comparar com outras soluções convencionais devido à codificação e ao tempo computacional de execução.

Na lógica tradicional, os objetos são classificados de acordo com uma categoria, e essas categorias são bem classificadas, ou seja, o objeto pertence a uma categoria ou não, caracterizando assim o conceito de bivalência defendido por Aristóteles. Um objeto é redondo ou não. Porém o mundo real não é bivalente, ele é multivalente com diversas opções em vez de duas. Devido a isso, a lógica *fuzzy* não está restrita ao verdadeiro ou falso, porém descreve o conjunto com mais detalhes e de forma graduada, reduzindo assim perda de informação (Zadeh, 1994).

Alguns conceitos são de fundamental importância para o entendimento da lógica *fuzzy* como conjunto *fuzzy* e função de pertinência. Seja  $A$  um conjunto de um universo  $U$ , então  $A$  é considerado um conjunto *fuzzy* se ele puder ser descrito como um conjunto de pares ordenados do tipo (7):

$$A = (x, \mu_A(x)); x \in U \text{ e } \mu_A(x) \in [0,1] \quad (7)$$

Em que  $x$  é a variável do conjunto  $A$  em estudo e  $\mu_A(x)$  é a função de pertinência, com o intervalo pertencente a  $[0, 1]$  em que 0 significa a não pertinência ao conjunto  $A$  e 1 possui o significado de pertinência total ao conjunto. A função de pertinência pode ser definida como sendo a curva que atribui valores de pertinência *fuzzy* para os valores discretos de uma variável (Simões e Shaw, 2007). Essa definição de conjunto *fuzzy* e função de pertinência é ilustrado na Figura 3.

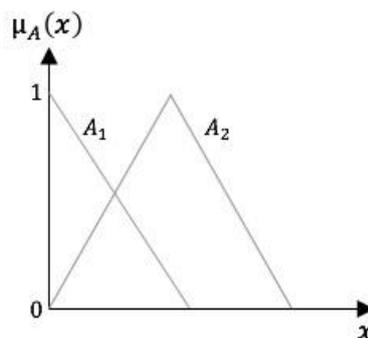
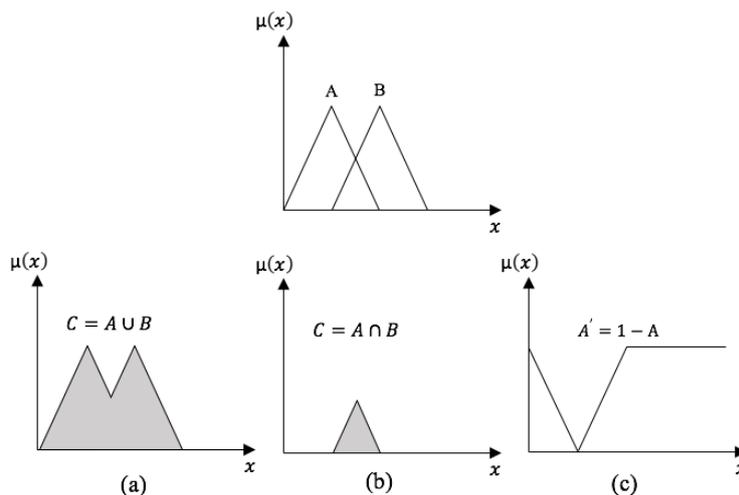


Figura 3. Ilustração dos conjuntos *fuzzy*.

Pode-se definir diversas operações com os conjuntos *fuzzy* como interseção, união, complemento, etc., conforme Figura 4. Sejam  $A$  e  $B$  conjuntos de um universo  $E$ , com funções de pertinência  $\mu_A(x)$  e  $\mu_B(x)$ .



**Figura 4. Operações entre conjuntos fuzzy: (a) união; (b) interseção; (c) complementar.**

A união entre os dois conjuntos *fuzzy* é um conjunto *fuzzy* C, ou seja, representa a todos os elementos que pertencem a ambos os conjuntos (Figura 4.a). Resultando assim uma função de pertinência para o conjunto gerado, definida como:

$$\mu_C(x) = \mu_A(x) \cup \mu_B(x) \quad (8)$$

$$\mu_C(x) = \mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (9)$$

$$x \in A \text{ OU } x \in B \rightarrow x \in A \cup B \text{ para } \forall x \quad (10)$$

A interseção entre os mesmo dois conjuntos *fuzzy* gera outro conjunto *fuzzy* D, significando assim que os elementos deste novo conjunto pertencem simultaneamente a A e B (Figura 4.b), tal que:

$$\mu_D(x) = \mu_A(x) \cap \mu_B(x) \quad (11)$$

$$\mu_D(x) = \mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (12)$$

$$x \in A \text{ E } x \in B \rightarrow x \in A \cap B \text{ para } \forall x \quad (13)$$

O complemento do conjunto A, é denominado A', pode ser definido como todos os elementos do universo E que não pertencem ao conjunto A (Figura 4.c). O novo conjunto *fuzzy* A' pode ser definido como:

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (14)$$

As funções de pertinência mais comuns são as triangulares e trapezoidais, pois são gerados com facilidade de interpretação. A quantidade das funções em um universo de discurso e seu formato são escolhidos com base na experiência, na natureza do processo a ser controlado, ou numa entrevista com um operador humano especializado (Simões e Shaw, 2007). Para os processos industriais é comum o uso de 7 conjuntos *fuzzy* para caracterizar uma variável nebulosa linguística, conforme Figura 5, em que NG = grande negativo; NM = médio negativo; NP = pouco negativo; ZE = zero; PP = pouco positivo; PM = médio positivo e PG = grande positivo.

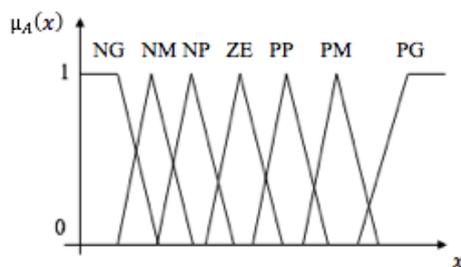


Figura 5. Representação de um sistema em lógica fuzzy.

As principais etapas envolvidas no desenvolvimento de um sistema baseado em lógica fuzzy são expostas de forma esquemática na Figura 6.

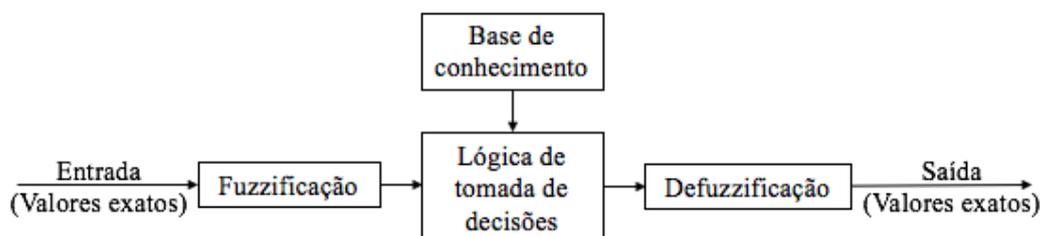


Figura 6. Representação de um sistema em lógica fuzzy.

A etapa de fuzzificação é responsável pela identificação dos valores numéricos fornecidos pelo processo, transformando-os em variáveis no domínio fuzzy, de forma que o mecanismo de inferência possa facilmente identificar e aplicar as regras ativas em cada situação (Zadeh, 1994). Por exemplo, para a variável temperatura, o valor do processo igual a 50°C é considerado alto.

A base de conhecimento é formada por uma base de dados, denominadas funções de pertinência linguísticas e a base de regras fuzzy linguísticas, de maneira a caracterizar a estratégia de controle. O conceito principal dessa teoria são as regras SE-ENTÃO, formada pela estrutura do tipo: **Se** <premissa>, **Então** <conclusão>.

A lógica de tomada de decisões incorpora o mecanismo de inferência da base de regras e simula as decisões de um especialista, ou seja, trata-se de um processo de formulação do mapeamento de uma entrada para uma certa saída. Caracterizando assim a etapa mais importante do sistema fuzzy. Quando várias regras inferem a mesma variável linguística, os resultados são agregados por meio de alguma operação matemática, gerando assim uma resposta nebulosa, conforme Figura 7.

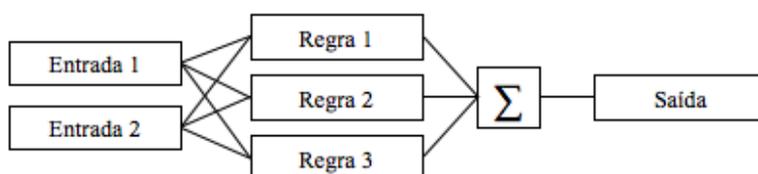


Figura 7. Processo de inferência fuzzy.

A defuzzificação tem a finalidade de converter as conclusões das decisões, que são os valores no domínio fuzzy em valores reais (Zadeh, 1994). O objetivo é obter um único valor

numérico discreto que melhor represente os valores fuzzy de saída. Os métodos mais aplicados são: centro da área (CoA), em que leva em conta o centro da região; centro do máximo (CoM), considera somente a região de maior possibilidade e média do máximo (MoM), utiliza a média dos elementos de maior pertinência. Sendo o centro da área, o método utilizado neste trabalho, dado pela Eq. (15).

$$u^* = \frac{\sum_{j=1}^N u_j \mu_{SAIDA}(u_j)}{\sum_{j=1}^N \mu_{SAIDA}(u_j)} \quad (15)$$

Onde, o resultado de  $u^*$  é um valor real no qual irá ser aplicado ao sistema;  $\mu_{SAIDA}(u_i)$  é a área de uma função de pertinência modificada pelo resultado da inferência fuzzy e  $u_i$  é a posição do centroide da função de pertinência individual.

## 4 PROSPOTA DE IMPLEMENTAÇÃO DE CONTROLADORES

### 4.1 Controlador Clássico PID

Controladores com algoritmo proporcional-integrativo-derivativo (PID) possuem larga aplicação em processos industriais. Estes apresentam um bom e consolidado desempenho frente às respostas em malha fechada, quando usados em processos com dinâmica conhecida.

A equação do controlador PID é representada na Eq. (16).

$$c(t) = K_c * e(t) + \frac{K_c}{\tau_i} * \int e(t) dt + K_c * \tau_D * \frac{de(t)}{dt} \quad (16)$$

Onde: o erro é dado por  $e(t) = Y_{SP}(t) - Y(t)$ , sendo  $Y_{SP}(t)$  o valor do *set-point* e  $Y(t)$  o valor medido da variável controlada, no mesmo instante de tempo. Os parâmetros ajustáveis do controlador PID são o ganho do controlador ( $K_c$ ), a constante do tempo integral ( $\tau_i$ ) e a constante do tempo derivativa ( $\tau_D$ ).

Para o controlador atuar na planta de maneira satisfatória, recorre-se geralmente ao uso de métodos para sintonia do controlador, resultando em estimativas iniciais dos parâmetros do controlador, através da análise do comportamento do sistema em malha fechada ou também em malha aberta.

Neste trabalho é proposto a comparação de um controlador PI clássico com um controlador fuzzy singular de temperatura, de modo a manter as composições de base de composto contaminantes de uma torre de destilação de alta pureza em valores desejáveis. O fluxograma da Figura 8 apresenta o fluxograma de processo no software *Aspen Dynamics*<sup>TM</sup> com os controladores típicos da unida, ainda sem a proposta de controle de temperatura.

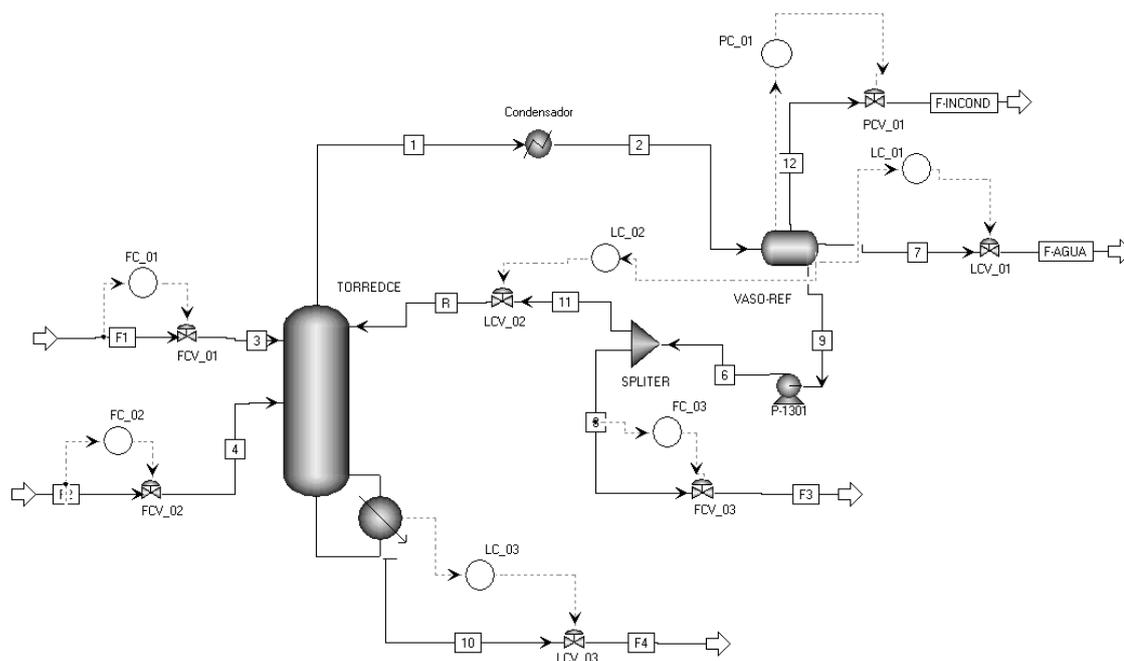


Figura 8. Fluxograma de processo em regime transiente implementado no Aspen Dynamics™.

A coluna de destilação possui duas correntes de alimentação,  $F_1$  e  $F_2$ , uma no estágio 31 e a outra no estágio 53, respectivamente. Sendo:  $F_1$  a vazão do 1,2 DCE proveniente de um processo de oxicloração;  $F_2$  a vazão do 1,2 DCE proveniente de um processo de cloração direta;  $F_3$  a vazão de destilado/vazão de hidrocarbonetos clorados úmidos;  $F_4$  a vazão de base do 1,2-DCE;  $F_{\text{INCOND}}$  a vazão de incondensáveis do vaso de refluxo;  $F_{\text{ÁGUA}}$  a vazão de água na saída do vaso de refluxo; e  $R$  a vazão de Refluxo. A coluna possui um total de sete (7) controladores típicos, que são:  $FC_{01}$ ,  $FC_{02}$ ,  $FC_{03}$ ,  $LC_{01}$ ,  $LC_{02}$ ,  $LC_{03}$  e  $PC_{01}$ .

No trabalho desenvolvido por Morais Jr (2015), foram utilizadas técnicas de sensibilidade de malha de controle da coluna destilação estudada neste trabalho, que foram: a decomposição de valores singulares (SVD), número condicional (NC) e matriz de ganho relativo (RGA). Através dessas técnicas, verificou-se que a temperatura do estágio mais sensível é a do estágio 27 da torre ( $T_{27}$ ) e que a variável manipulada para o controle dessa variável seria a carga térmica do refeedor ( $Q_R$ ).

## 4.2 Controlador Fuzzy

Os controladores *fuzzy* baseiam-se nos mesmos conjuntos de regras agregados na inferência da lógica *fuzzy*. Este tipo de controle trata igualmente sistemas lineares e não lineares, além de não haver a necessidade de modelagem matemática do processo a ser controlado, tornando assim um atrativo para a aplicação dos controladores *fuzzy*.

Foi utilizado um algoritmo de controle *fuzzy* na proposta de controle desse trabalho, baseada na malha de controle de realimentação verificado na Figura 9.

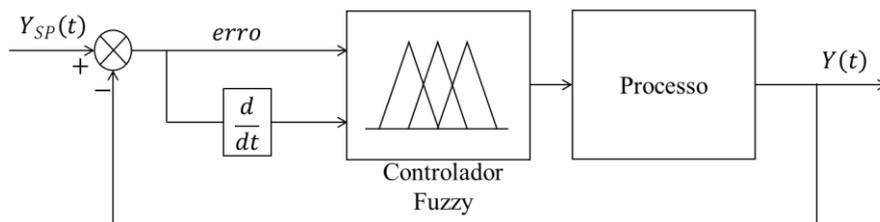


Figura 9. Representação do controle fuzzy.

Em malha fechada, geralmente as variáveis de entrada para o controle *fuzzy* são o erro, definido como  $e(t) = Y_{SP}(t) - Y(t)$ , e a derivada do erro, expressa por  $de(t) = e(t) - e(t - 1)$ .

No controle de temperatura da torre de destilação de alta pureza, a entrada do controlador fuzzy, erro, relaciona a temperatura do *set-point* e a temperatura medida do prato mais sensível da seção de retificação,  $T_{27}$ . Enquanto que a variável de saída é, neste caso, a abertura da válvula de vazão de vapor, carga térmica do refeedor ( $Q_R$ ).

Os valores linguísticos atribuídos as funções de pertinência de cada variável de entrada foram: Negativo Grande (NG), Negativo Médio (NM), Negativo Pequeno (NP), Zero (ZR), Positivo Pequeno (PP), Positivo Médio (PM), Positivo Grande (PG). E para a variável de saída foram: (QG>), (QM>), (QP>), (ID), (QP<), (QM<), (QG<). Estas funções de pertinência foram obtidas empiricamente de acordo com o sistema analisado. Os formatos das funções de pertinência foram as funções triangulares para o interior, enquanto que as funções trapezoidais representam os extremos. Devido ao fato que a região central necessita de um ajuste mais fino, isto é, deve ter maior sensibilidade enquanto que nas regiões extremas, um ajuste menos preciso é aceitável. Em cada variável de entrada (erro e sua derivada) e saída (carga térmica) possui 7 funções de pertinência, representadas na Figuras 10, 11 e 12, respectivamente. O conjunto de regras e funções de pertinência foram gerados no *software* Matlab®, através da comunicação em tempo real entre o *Aspen Dynamics*<sup>TM</sup> e o Simulink®, por meio do bloco *AMSimulation*.

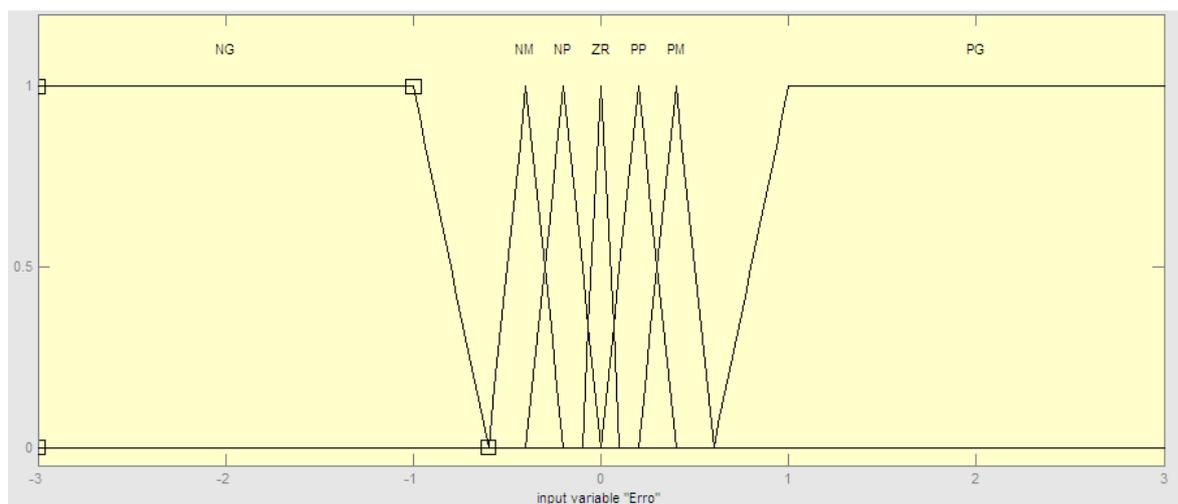


Figura 10. Função de pertinência para a variável “erro”.

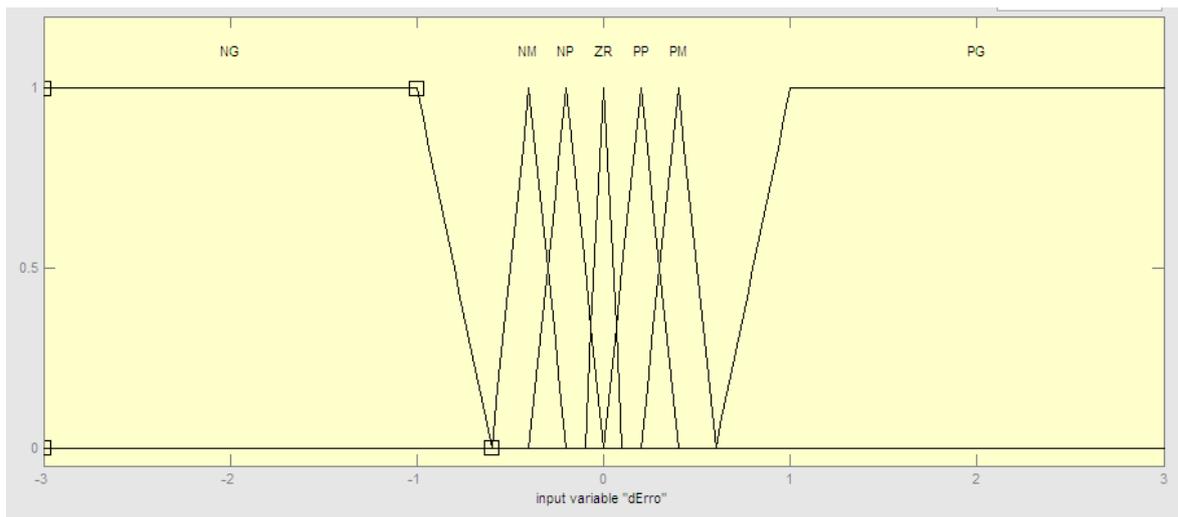


Figura 11. Função de pertinência para a variável “derivada do erro, dErro”.

O controlador *fuzzy* projetado segue os seguintes princípios: para valores de erro positivo, a carga térmica deve ser aumentar e para valores de erro negativo, a carga térmica deve ser diminuir. Caracterizando assim as regras de inferência para este controlador. Devido ao fato de que há 2 entradas com 7 funções de pertinência cada, pode-se obter até 49 regras (número de funções de pertinência elevado ao número de entrada =  $7^2$ ), representadas na Tabela 1.

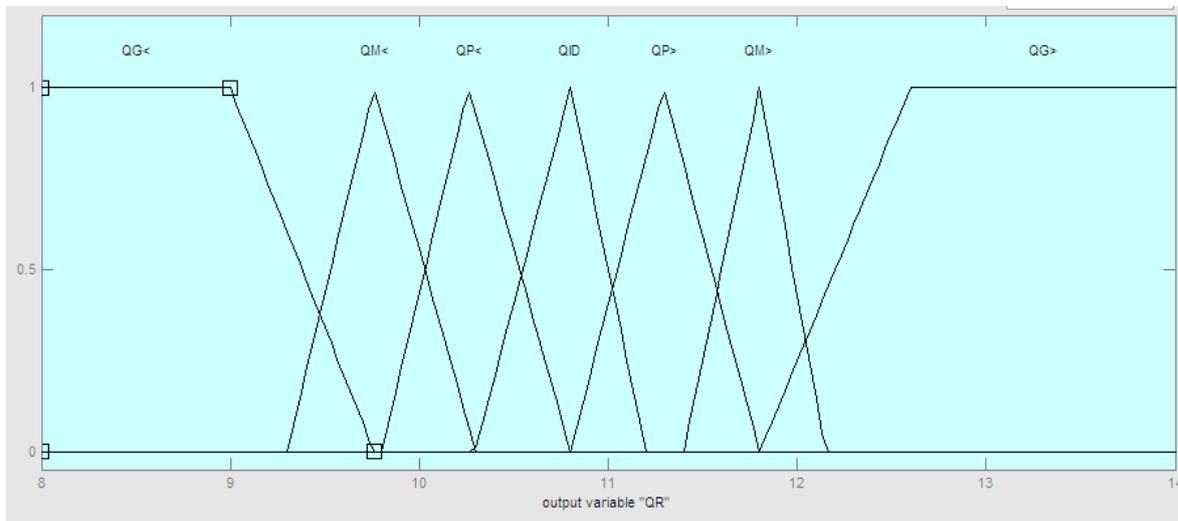


Figura 12. Função de pertinência para a variável “carga térmica, QR”.

Tabela 1. Conjunto de regras *fuzzy*.

Derivada do erro							
Erro	NG	NM	NP	ZR	PP	PM	PG

<b>NG</b>	QG<	QG<	QG<	QG<	QM<	QP<	QID
<b>NM</b>	QG<	QM<	QM<	QM<	QP<	QID	QP>
<b>NP</b>	QG<	QM<	QM<	QP<	QID	QP>	QM>
<b>ZR</b>	QG<	QM<	QP<	QID	QP>	QM>	QG>
<b>PP</b>	QM<	QP<	QID	QP>	QP>	QM>	QG>
<b>PM</b>	QP<	QID	QP>	QM>	QM>	QM>	QG>
<b>PG</b>	QID	QP>	QM>	QG>	QG>	QG>	QG>

A Figura 13 mostra a superfície de controle obtida como resultado das 49 regras expostas na Tabela 1. Para a construção deste gráfico foi utilizado o método de inferência do tipo Mandani, com o método de defuzzificação do tipo centro da área (CoA), desenvolvendo no algoritmo do *Toolboxfuzzy* do Matlab®. O gráfico da Figura 13 representa o *range* (faixa) da variável manipulada, com as entradas do controlador, Erro e dErro. Através do mapa de contorno foi possível gerar um sistema de controle realimentação confiável, sendo capaz prever distúrbios característicos inseridos na entrada do processo.

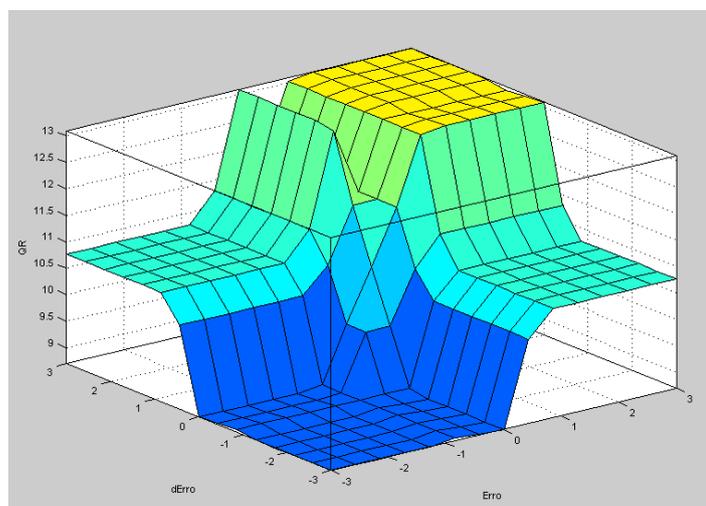


Figura 13. Superfície de controle.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Aqui são apresentados os principais resultados obtidos com a metodologia desenvolvida no trabalho. Para a realização da modelagem e simulação do desempenho do controle proporcional clássico e do controle *fuzzy*, utilizou-se os softwares Aspen Dynamics<sup>TM</sup> e Matlab/Simulink®, utilizando por sua vez o *Fuzzy Logic Toolbox* no desenvolvimento do sistema *fuzzy*.

## 5.1 Simulação do Processo

A simulação do processo em regime estacionário foi desenvolvida no *software* Aspen Plus<sup>TM</sup>, onde que todos os equipamentos foram instalados: coluna, refeedor, condensador, vaso de refluxo, divisor de corrente, válvulas de controle e bombas. Os resultados obtidos em regime estacionário demonstraram a importância desta simulação, sobretudo ao respeito do perfil de temperatura ao longo da coluna. Esses resultados foram essenciais para a simulação em regime transiente e no controle da temperatura do prato mais sensível.

O fluxograma da Figura 14 apresenta a estrutura em etapas para obtenção dos resultados neste trabalho. Durante o desenvolvimento do trabalho foram utilizadas diversas simulações em regime transiente do processo, para a aplicação dos dois tipos de controladores, controle PI no próprio *software* e controle *fuzzy* no *software* Matlab/Simulink®, através da comunicação com o Aspen Dynamics<sup>TM</sup>.

A Figura 15 apresenta o fluxograma, da coluna de destilação em estudo, em regime transiente utilizado durante as simulações com o controle PI de temperatura. A variável controlada é a temperatura do prato mais sensível ( $T_{27}$ ), enquanto que variável manipulada foi selecionada a carga térmica do refeedor ( $Q_R$ ). É importante observar, em destaque na Figura 15, que foi inserida a malha de controle de  $T_{27}$  e os termos para avaliação de critério de desempenho dos controladores.

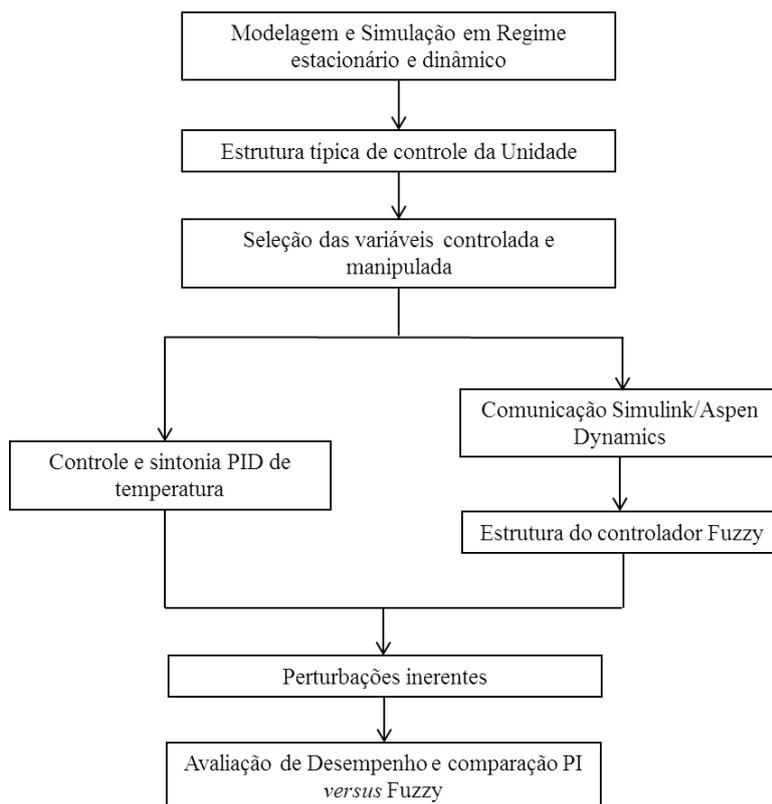


Figura 14. Fluxograma de processo em regime transiente implementado no Aspen Dynamics<sup>TM</sup>.

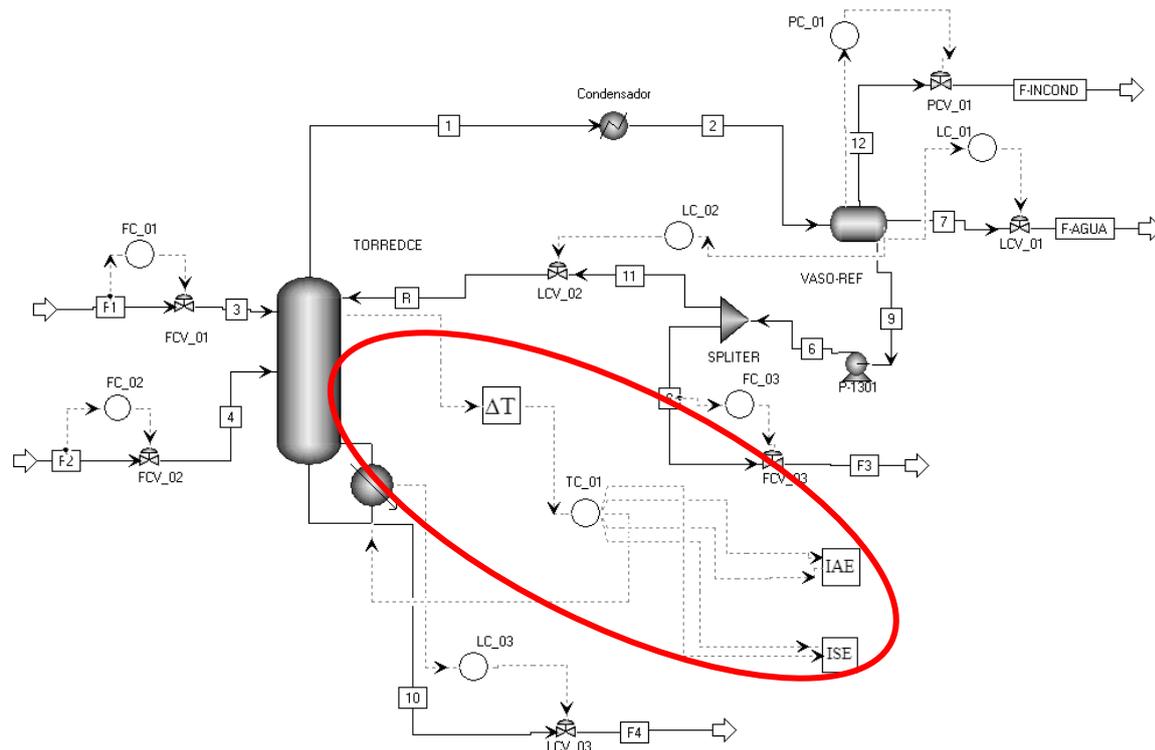


Figura 15. Fluxograma de processo em regime transiente implementado no Aspen Dynamics™ com controle PI de temperatura do prato mais sensível.

Para tornar possível a comparação de desempenho do controle PI com o controle *fuzzy*, foi feito a comunicação do *software* Simulink-Matlab®. As variáveis controlada e manipulada foram às mesmas em relação ao controlador PI. Importante notar que foi inserido um atraso na medição da temperatura,  $\Delta T$ , de três (3) minutos. As Equações (17) e (18) são utilizadas para calcular os critérios de avaliação dos controladores PI e Fuzzy, que são a Integral do Erro Absoluto (IAE) e da Integral do Erro Quadrático (ISE).

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| t \cdot dt \quad (17)$$

$$ISE = \int_0^{\infty} (e(t))^2 dt \quad (18)$$

As vazões de alimentação do processo em estudo,  $F_1$  e  $F_2$ , somente têm seus valores de referência (*Setpoint*, SP) alterados quando ocorrem situações anormais no processo como, por exemplo, partida, parada da planta ou demanda de produção. Essas variáveis caracterizam-se como os dois maiores distúrbios do processo, sendo procedimento de inserção de distúrbios dado da seguinte forma:  $F_1$  e  $F_2$  foram submetidas às perturbações de +5% (no tempo de 10 h) e -5% (no tempo de 30 horas), percentuais em torno do SP do controlador. O último procedimento teve como objetivo retornar o processo as condições iniciais de operação. Os efeitos dinâmicos das variáveis  $F_1$  e  $F_2$  foram verificados para comprovar a eficiência dos controladores PI e Fuzzy. Logo, os gráficos das Figuras 5.16 a) e b) apresentam, respectivamente, o efeito de  $F_1$  (SP=21000 kg/h) e  $F_2$  (SP=24750 kg/h) produzido na temperatura  $T_{27}$ .

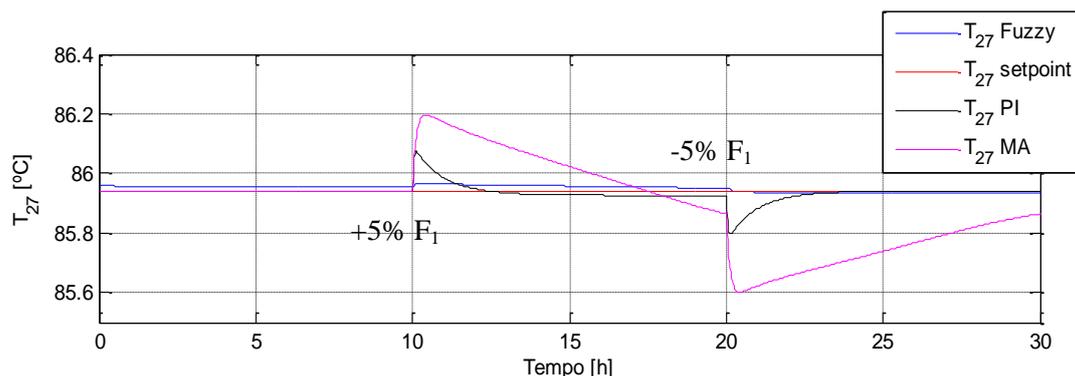


Figura 16 a) Comportamento transitente da temperatura do estágio 27 para distúrbios inseridos na vazão de alimentação  $F_1$ .

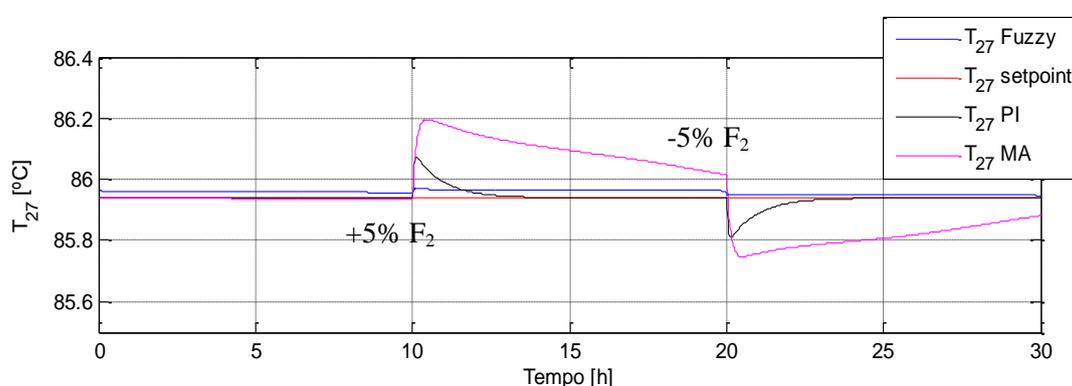


Figura 16 b) Comportamento transitente da temperatura do estágio 27 para distúrbios inseridos na vazão de alimentação  $F_2$ .

Nos gráficos das Figuras 5.16 a) e b) observa-se que as respostas da temperatura ( $T_{27}$ ) estão em direções opostas das finais. Ou seja,  $T_{27}$  tendem a aumentar (com +5% no SP de  $F_1$  e  $F_2$ , no tempo de 10h) ou diminuir (com -5% no SP de  $F_1$  e  $F_2$ , no tempo de 30h), mas logo após seguem direção contrária. O que caracteriza um transiente de respostas inversas de temperatura. Em termos comparativos, a sobre-elevação (*overshoot*) percentual de  $T_{27}$  quando o controlador fuzzy ( $T_{27}$ Fuzzy) está atuando é quase imperceptível, quando comparado com o controle PI ( $T_{27}$ PI) e a condição de malha aberta ( $T_{27}$ MA), as últimas apresentaram também maiores tempos de primeiro pico ( $t_p$ ). Vale ressaltar que as mudanças de temperatura apresentadas nos gráficos da Figuras 5.16 a) e b), mesmo apresentando uma sobre-elevação perceptível à amplitude das variações, é impossível de ser medida pelo instrumento, pelo fato de apresentarem valores inferiores a 0,5 °C.

A Tabela 2 apresenta os resultados dos critérios IAE e ISE para os controladores PI e fuzzy, quando inseridos distúrbios em  $F_1$ .

Tabela 2 . Critério do erro integral para perturbação em  $F_1$ .

	IAE	ISE
PI	0,490259	0,021829
Fuzzy	0,36796	0,009676

A Tabela 2. Apresenta o desempenho dos dois controladores de temperatura. Segundo este critério, o desempenho do controlador será melhor quanto menor for os valores do IAE e do ISE, o que de fato o controlador fuzzy produziu melhores resultados, haja vista a minimização dos efeitos transiente do maior distúrbio da planta, a vazão da oxicloração  $F_1$ .

Considerando o fato que a torre de destilação é de alta pureza, ou seja, apresenta mínimas variações de temperatura e pressão nos estágios internos, o controle da temperatura do estágio mais sensível da torre pode funcionar como um controle singular ou dual de composições. Esse efeito foi verificado nos gráficos das respostas nas composições de base ( $F_4$ ) dos compostos contaminantes de 1,2-EDC (maior que 99,5% kg/kg), clorofórmio ( $x_{CHCl_3}$ ) e do tetracloreto de carbono ( $x_{CCl_4}$ ).

Sendo assim, o efeito transiente desses compostos que são os mais voláteis da mistura foram avaliados. Os gráficos das Figuras 17 a) e b), apresentam, respectivamente, a dinâmica das composições de  $x_{CHCl_3}$  e  $x_{CCl_4}$ , quando são inseridos os mesmos distúrbios da Figura 16 em  $F_1$ .

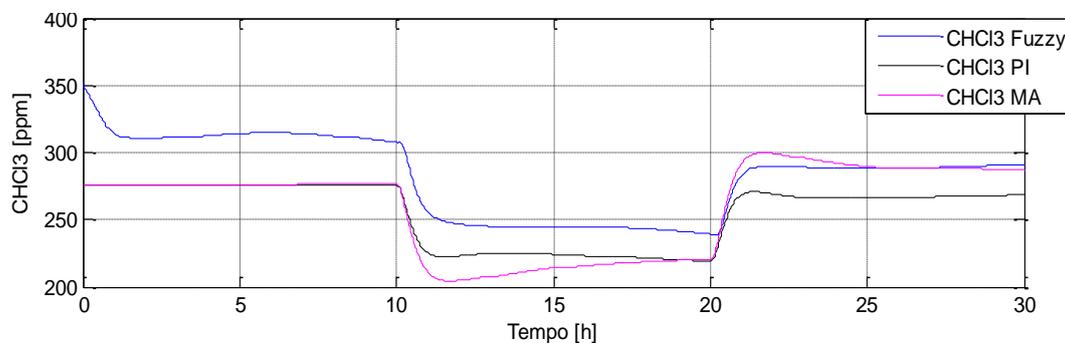


Figura 17 a) Comportamento transiente da composição  $x_{CHCl_3}$  quando os controladores PI e fuzzy estão atuando, após distúrbios inseridos em  $F_1$ .

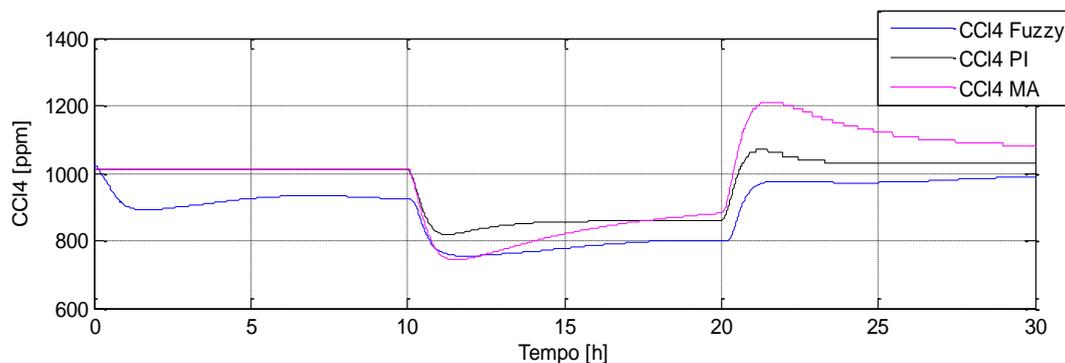


Figura 17 b) Comportamento transiente da composição  $x_{CCl_4}$  quando os controladores PI e fuzzy estão atuando, após distúrbios inseridos em  $F_1$ .

De fato, o controlador fuzzy ( $CHCl_3\_Fuzzy$  e  $CCl_4\_CHCl_3\_Fuzzy$ ) conseguiu amortecer as respostas transientes de concentrações e mostrou desempenho similar ao controlador PI ( $CHCl_3\_PI$  e  $CCl_4\_PI$ ), apresentando desempenho superior à condição de malha aberta ( $CHCl_3\_MA$  e  $CCl_4\_MA$ ), isso quando comparada as sobre-elevações percentuais de ambas as respostas.

Do mesmo modo, os gráficos das Figuras 18 a) e b), apresentam, respectivamente, a dinâmica das composições de  $x_{CHCl_3}$  e  $x_{CCl_4}$ , quando são inseridos os mesmos distúrbios da Figura 16 em  $F_2$ .

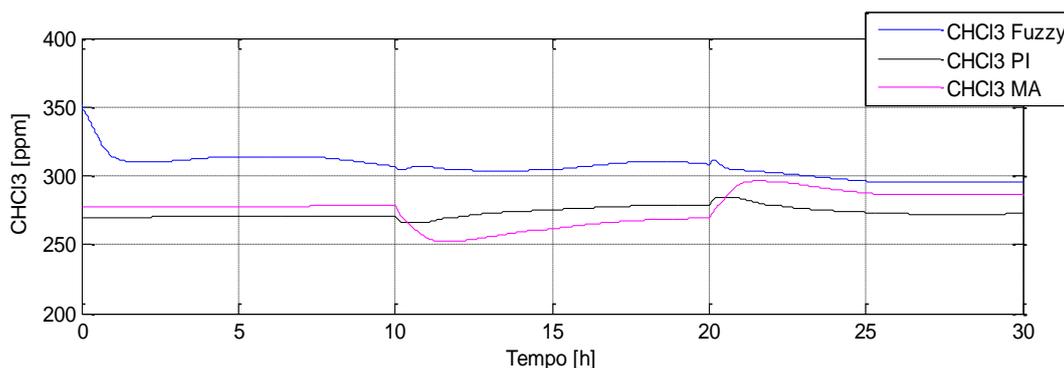


Figura 18 a) Comportamento transiente da composição  $x_{CHCl_3}$  quando os controladores PI e *fuzzy* estão atuando, após distúrbios inseridos em  $F_2$ .

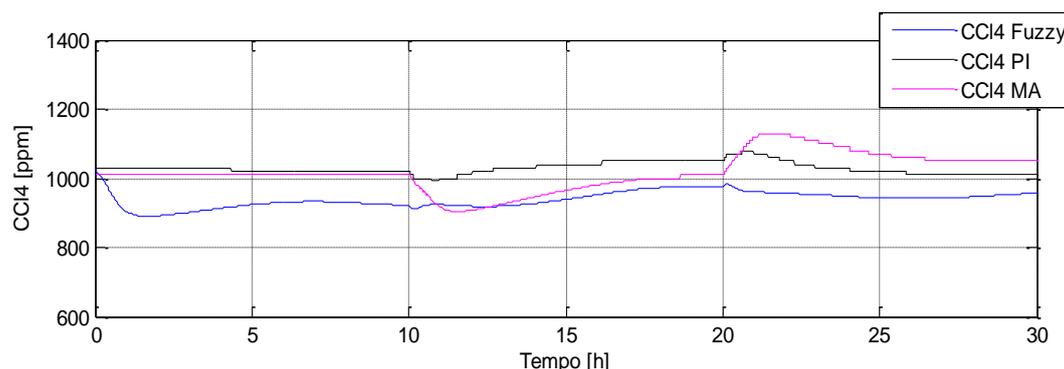


Figura 18 b) Comportamento transiente da composição  $x_{CCl_4}$  quando os controladores PI e *fuzzy* estão atuando, após distúrbios inseridos em  $F_2$ .

Nos gráficos das Figuras a) e b), o controlador fuzzy conseguiu amortecer ainda mais as respostas transientes de concentrações, isso quando comparado aos distúrbios em  $F_1$ . Logo, o controlador fuzzy de temperatura ( $CHCl_3\_Fuzzy$  e  $CCl_4\_CHCl_3\_Fuzzy$ ) apresentou desempenho satisfatório, apresentando sobre-elevações percentuais menores quando comparado com a condição de malha aberta ( $CHCl_3\_MA$  e  $CCl_4\_MA$ ) e com o controlador PI ( $CHCl_3\_PI$  e  $CCl_4\_PI$ ).

## 6 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi desenvolvida uma metodologia para implementação de um controle de temperatura do estágio mais sensível em uma torre de destilação industrial de alta pureza. A estratégia empregada aplicou o controle de temperatura e minimizou os efeitos transientes das composições de contaminantes, os compostos clorofórmio e tetracloreto de carbono. Essa alternativa demonstrou ser viável, haja vista que o controle realimentação efetivo dessas variáveis críticas somente é possível com a medição em tempo real das composições, exigindo assim o uso de analisadores em linha em tempo real, aproveitando o fato da relação termodinâmica entre composição da mistura e temperatura de ebulição. De fato, o simulador *Aspen Plus e Dynamics*<sup>TM</sup> foi essencial para implementação do modelo matemático e termodinâmico do processo, onde foi inserida uma malha de controle PI de temperatura com um tempo morto de medição de três minutos. A base de regras para o controlador lógico fuzzy (FLC) foi implementada de maneira *offline* e depois *online* com a comunicação entre os *softwares Aspen Dynamics*<sup>TM</sup> e Matlab-Simulink®. A proposta de uma malha de temperatura utilizando o FLC na torre do 1,2-DCE foi satisfatória, haja vista que o controlador FLC

utilizou os valores do erro e da variação do erro de controle como entradas, atuando no processo se fosse um controlador PID por realimentação (*feedback*). O controlador FLC apresentou melhor desempenho quando comparado aos controlador PI tradicional e a condição de malha aberta, isso pode ser comprovado porque o FLC apresentou menores valores à Integral do Erro Absoluto (IAE) e à Integral do Erro Quadrático (ISE), ambas utilizadas aqui como critérios de desempenho dos controladores. Por fim, o controlador de temperatura fuzzy mostrou-se uma alternativa eficaz para diminuir os efeitos de distúrbios, inseridos nos processo, nas composições dos compostos contaminantes da corrente de base da coluna em estudo. Propostas de estratégias de controle mais efetivas, como o cascata-fuzzy encontra-se em desenvolvimento para o processo em questão.

## **AGRADECIMENTOS**

Os autores agradecem à instituição Universidade Federal da Paraíba-UFPB e ao Laboratório de Modelagem Computacional e Controle de Processos-LABMC, do Departamento de Engenharia Química do Centro de Tecnologia-DEQ-CT.

## **REFERÊNCIAS**

- Seader, J.D.; Henley, E.J., & Roper, D. K. *Separation Process Principles*. 3rd Ed. John Wiley & Sons, New York, 2011.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T., Mizutani, E., 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: a computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice-Hall, Inc.
- Luyben, W. L. *Distillation design and control using Aspen simulation*. 2nd ed., Copyright by John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- Morais Jr, A. A., *Uso de Sensores virtuais (Soft Sensors) para estimativa estima de impurezas em colunas de destilação de Alta Pureza*. Tese de Doutorado, UFCG, 2015.
- Simões, M. G., & Shaw, I. S., 2007. *Controle e Modelagem Fuzzy*. Blucher: FAPESP.
- ZADEH, L. A. *Fuzzy sets, information and control*. pp. 338–353, 1965.
- ZADEH, L. A. *Fuzzy logic: issues, contentions and perspective*. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing 6, pp. 172–183, 1994.