



UNIVERSIDADE DE UBERABA

PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E EXTENSÃO

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
QUÍMICA
MESTRADO PROFISSIONAL**

FERNANDO MONTANDON SIVIERI

**ESTIMAÇÃO DA EQUAÇÃO DINÂMICA DE UMA COLUNA DE
DESTILAÇÃO**

UBERABA-MG

2017



FERNANDO MONTANDON SIVIERI

**ESTIMAÇÃO DA EQUAÇÃO DINÂMICA DE UMA COLUNA DE
DESTILAÇÃO**

Dissertação apresentada como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Química do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química - Mestrado Profissional da Universidade de Uberaba (PPGEQ-MP/UNIUBE).

Orientador (a):

Prof. Dr. Edilberto Pereira Teixeira

Co orientador (a):

Prof. Msc. Marcelo Lucas

UBERABA-MG

2017

Catálogo elaborado pelo Setor de Referência da Biblioteca Central UNIUBE

Sivieri, Fernando Montandon.

**S94e Estimação da equação dinâmica de uma coluna de destilação
/ Fernando Montandon Sivieri. – Uberaba, 2017.**

32 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade de Uberaba. Programa de Mestrado em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Edilberto Pereira Teixeira.

Coorientador: Prof. Msc. Marcelo Lucas.

1. Sistemas dinâmicos diferenciais. 2. Modelos lineares (Estatística). 3. Destilação - Indústria. 4. Engenharia química. I. Teixeira,

FERNANDO MONTANDON SIVIERI

ESTIMAÇÃO DA EQUAÇÃO DINÂMICA DE UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO

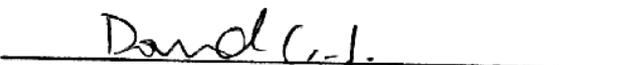
Dissertação apresentada como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Química do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química - Mestrado Profissional da Universidade de Uberaba (PPGEQ-MP/UNIUBE).

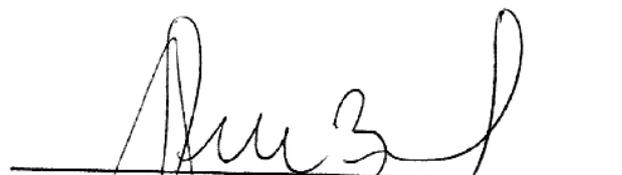
Área de Concentração: Desenvolvimento de Processos Químicos Agroindustriais

Aprovado em: 15/12/2017

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. Edilberto Pereira Teixeira - Orientador
Universidade de Uberaba - UNIUBE


Prof. Dr. David Calhau Jorge
Universidade de Federal de Uberaba - UFTM


Prof. Dr. Antônio Manoel Batista da Silva
Universidade de Uberaba - UNIUBE

Dedicatória

Dedico este trabalho a minha esposa, meus filhos, meus pais e irmãos, pela paciência, compreensão e incentivo para que pudesse alcançar meu objetivo.

Agradecimento

Agradeço primeiramente a Deus por estar aqui hoje e me proporcionar esta oportunidade de realizar este trabalho. Agradeço ao meu pai, pelo incentivo e por não me deixar desistir desta caminhada.

Agradeço ao professor Doutor José Roberto Delalibera Finzer, Coordenador do Mestrado Profissional de Engenharia Química, pelo incentivo em iniciar esta jornada de estudo que muito enriqueceu meus conhecimentos.

Agradeço ao Professor Doutor Edilberto Pereira Teixeira, orientador, professor, obrigado pela paciência, profissionalismo e pelos conhecimentos repassados durante as aulas de orientação e que muito enriqueceu meu trabalho.

Aos professores e professoras, Ana Chesca, André Fernandes, David, Edilberto, Elizabeth, Euclides, Finzer e Mauro pela paciência e que transmitiram seus conhecimentos e experiências profissionais e de vida com dedicação e carinho.

Aos meus colegas de classe com os quais compartilhamos conhecimentos e experiências profissionais.

À Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais - FAPEMIG, pelo suporte dado ao desenvolvimento dessa dissertação.

Sumário

Capítulo I	12
1.1. Introdução	12
1.2. Proposta da dissertação	14
Capítulo II	15
2. Colunas de Destilação	15
2.1. Detalhes de uma Colunas de Destilação	15
2.2. Processo de Destilação	16
2.3. Componentes de uma coluna de destilação	17
2.4. Princípio de funcionamento	19
Capítulo III	22
3. Sistemas Dinâmicos	22
3.1. Introdução	22
Capítulo IV	23
4. Estimativa do modelo preditivo linear da coluna de destilação	23
4.1. Desenvolvimento e resultados da estimativa da coluna de destilação	25
5. Conclusão	31
Referência Bibliográfica	32

Resumo

Métodos de identificação de sistemas dinâmicos têm sido muito utilizados em várias aplicações práticas da engenharia, ajudando na resolução de problemas complexos na indústria. Devido às diversas características que envolvem sistemas multivariáveis, usamos um identificador linear para estimar as concentrações do topo e da base de uma coluna de destilação genérica, considerando-se como entradas a vazão de vapor injetado no trocador de calor do refeedor e a vazão de reciclo. Justifica-se o uso de modelos lineares, considerando-se que, na prática, trabalha-se em faixas muito estreitas em torno do ponto de operação da coluna. Dentro dessas faixas, os modelos lineares mostram-se bastante exatos. A obtenção dos conjuntos de dados de entrada e de saída, necessários para se proceder a identificação do sistema, foi feita com base em um modelo teórico de uma coluna de destilação binária genérica. Na prática, esses dados devem ser obtidos diretamente do processo industrial. O *toolbox* “*ident*” do sistema *Matlab* foi utilizado para identificação do modelo preditivo. Os detalhes da simulação, assim como os resultados do processo de identificação são apresentados.

Palavras Chave: Colunas de destilação, Sistemas dinâmicos, Matlab.

Abstract

Methods of identification of dynamic systems have been widely used in various practical engineering applications, helping to solve complex problems in the industry. Due to the many characteristics that involve multi-variable systems, we use a linear identifier to estimate the top and bottom concentrations of a generic distillation column, considering as inputs the injected steam flow in the heat exchanger of the referent and the flow of recycle. The use of linear models is justified, considering that, in practice, it works in very narrow bands around the point of operation of the column. Within these ranges, the linear models are quite accurate. The collection of the input and output data sets required to proceed with the system identification was done on the basis of a theoretical model of a generic binary distillation column. In practice, these data should be obtained directly from the industrial process. The ident toolbox of Matlab system was used to identify the predictive model. The details of the simulation as well as the results of the identification process are presented.

Keywords: Distillation columns, Dynamical systems, Matlab.

Lista de Siglas e Abreviaturas

B_L	Vazão de produto de fundo na fase líquida
B_V	Vazão de produto de fundo na fase vapor
C	Vazão do fluido de resfriamento no condensador
D_L	Vazão do destilado na fase líquida
D_V	Vazão de destilado na fase vapor
F	Vazão de alimentação
H_F	Vazão do fluido de aquecimento da alimentação
L_B	Nível do refeedor
L_D	Nível no tambor de reciclo (refluxo)
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MISO	Multiple-Input and Single-Output
N_F	Número do prato de alimentação
N_T	Número total de pratos
P_B	Pressão no fundo da coluna
P_C	Pressão no condensador
P_M	Pressão intermediária da coluna
P_T	Pressão no topo da coluna
Q	Condição termodinâmica da alimentação
Q_C	Carga térmica do condensador
Q_F	Carga térmica do aquecedor
Q_B	Carga térmica do refeedor
R	Vazão de reciclo
RR	Razão de reciclo, $RR = R/DV$
T_B	Temperatura no fundo da coluna
T_M	Temperatura intermediária da coluna
T_s	Taxa de amostragem
T_T	Temperatura no topo da coluna
V	Vazão do fluido de aquecimento do refeedor
X_B	Fração molar da substância residual
X_D	Fração molar da substância destilada
X_F	Fração molar do componente da alimentação

Lista de Figuras

Figura 1: Esquema de uma coluna de destilação	16
Figura 2: Diagrama de um sistema duplo com 2 colunas de destilação	18
Figura 3: Visão do prato em uma coluna de destilação	20
Figura 4: Processo simplificado de destilação de álcool	21
Figura 5: Sistema dinâmico	22
Figura 6: Coluna de destilação.....	24
Figura 7: Taxa de acerto na simulação com os dados usados para validação do modelo..	27
Figura 8: Taxa de acerto na previsão com os dados usados para validação do modelo	28
Figura 9: Taxa de acerto na simulação com os dados usados para validação do modelo..	29
Figura 10: Taxa de acerto na previsão com os dados usados para validação do modelo. .	30

Lista de Tabelas

Tabela 1: Dados das matrizes A, B e C, de ordem 4, correspondentes a equação (1).....	26
Tabela 2: Dados das matrizes A, B e C, de ordem 8, correspondentes a equação (1).....	28

Capítulo I

1.1. Introdução

Na indústria química, uma das dificuldades é realizar o controle dos processos dinâmicos do sistema, envolvendo a composição dos produtos, os reagentes, as pressões, a temperatura, vazões etc. E manter o controle da composição do produto em torno do *setpoint*, em uma coluna de destilação é um dos objetivos. As medições da densidade, por exemplo, nas colunas de destilação de etanol, podem ser efetivadas em laboratórios ou online.

Para se fazer as medições online na composição dos produtos usam-se geralmente instrumentos de custo elevado e de manutenção complexa. Apesar de existirem equipamentos instalados, eles podem introduzir atrasos indesejáveis na malha de controle. Dessa forma, o uso de sensores virtuais tem sido usado para amenizar a falta ou o alto custo dos analisadores industriais para medição da composição. Esses sensores são baseados no modelo dinâmico do processo, usando as medições disponíveis para que seja possível inferir, online, os valores das variáveis desejadas (Bauer e Stichlmair, 1998).

O alto custo de operação e as dificuldades encontradas no projeto dos controladores presentes em suas malhas de controle são estímulos para a pesquisa em colunas de destilação. As dificuldades das colunas de destilação comparadas a outros processos químicos são resultado das complexidades específicas ao processo. Dentre eles, podemos destacar as não linearidades envolvidas, as fortes interações entre as malhas de controle, as restrições de projeto e a presença de elevadas constantes de tempo e atrasos, influenciadas pela formação de transitório na qualidade da mistura a ser destilada (Klir e Folger, 1988).

O processo de separação é um dos que mais demandam energia dentre os processos químicos. Por isso, existe um constante estudo das técnicas de otimização e de controle que, do ponto de vista operacional, pode ser considerado um problema de otimização.

A compreensão de qualquer sistema é fundamental para projetá-lo e operá-lo. Utilizam-se, para isso, modelos que descrevem o comportamento dos sistemas em estudo para poder compreendê-los.

Neste tipo de modelagem, é importante que se considere a experiência do operador ou do projetista. Durante a etapa de projeto e de simulação do sistema, são usados modelos matemáticos para solução de problemas referentes à precisão do modelo. Esses modelos matemáticos são representados por equações que descrevem a dinâmica de um sistema qualquer. Usamos através dos balanços de massa, de quantidade de movimento e de energia,

uma maneira de se obter esse modelo, que são as leis físicas que regem seu comportamento dinâmico. A busca por um modelo pode ser considerada como uma condição básica para que uma estrutura de controle possa ser projetada e colocada em operação (Unbehauen e Rao, 1998).

Durante a fase de projeto, o projetista de sistemas de controle utiliza modelos matemáticos em vez de sistemas reais, devido ao aumento da viabilidade técnica e econômica.

Devido à grande complexidade existente nas equações que determinam o comportamento do modelo, em análise, a utilização da modelagem matemática no estudo de sistemas dinâmicos torna-se limitada. Para solucionar esse problema, usa-se um considerável esforço computacional no processamento dos cálculos envolvidos. Desta maneira, as técnicas de identificação de sistemas se fazem necessárias para a construção destes modelos, visto que por meio de leis físicas, a solução é trabalhosa, ou até impraticável.

Para obtenção de modelos matemáticos para sistemas dinâmicos, a partir do estudo das relações existentes entre as variáveis de entrada e de saída, lineares ou não lineares, usa-se a área do conhecimento da identificação de sistemas, e a partir destes modelos, realizam-se experimentos que reproduzem o comportamento dos sistemas reais (Aguirre, 2007).

Pode-se realizar a estimação do modelo dinâmico, em tempo real, ou em batelada. Grandes tempos de resposta e parâmetros que variam lentamente, normalmente aparecem em boa parte dos processos químicos industriais, o que dificulta a estimação online. Por esse motivo usam-se a identificação off-line, mesmo quando o objetivo é a síntese de controladores adaptativos ou preditivos. A identificação off-line dá ao projetista a possibilidade de conhecer e de entender a dinâmica de um determinado sistema, replicando seu comportamento real, por meio de um conjunto de dados experimentais.

Os modelos dinâmicos lineares têm sido muito utilizados na representação de sistemas devido a sua simplicidade e versatilidade. Embora as equações dinâmicas que representam as plantas da indústria de processo tenham características não lineares, equações lineares têm sido tradicionalmente empregadas. Isto se justifica pois, em torno dos pontos de operação, os modelos lineares representam com exatidão tais sistemas.

Com as novas técnicas de inteligência computacional e com o advento de problemas cada vez mais complexos, aliado ao crescente interesse na busca de novas soluções baseadas nos sistemas inteligentes, tem-se viabilizado o surgimento dessas novas alternativas aplicadas na identificação e no controle de sistemas dinâmicos reais, os quais são difíceis de serem modelados matematicamente, principalmente aqueles envolvendo não linearidades. Entretanto, os modelos lineares têm sua aplicação, principalmente em aplicações em torno do ponto de operação.

As equações físicas que regem o funcionamento de sistemas complexos, normalmente não são obtidas de forma simples. Devido a essa complexidade, torna-se impraticável, por limitações de tempo e de recursos, a obtenção dessas equações e a estimativa de seus respectivos parâmetros. Por isso, tem-se buscado novas técnicas de identificação.

A finalidade deste trabalho é o desenvolvimento de um estimador, com o propósito de inferir a saída de sistemas multivariáveis lineares, com a possibilidade de ser usado como sensor virtual a ser utilizado na operação, manutenção, otimização e controle de processos industriais, sendo que, neste estudo, o estimador é proposto para inferir a densidade de etanol destilado.

1.2. Proposta da dissertação

Devido ao aumento no interesse pelos modelos de plantas industriais, e com a melhoria dos processadores digitais, houve um grande desenvolvimento de algoritmos para estimação dos parâmetros desses modelos e de técnicas para validá-los (Ljung e Söderström, 1983). No caso das colunas de destilação, devido à multivariabilidade e ao comportamento dinâmico complexo, existe uma certa dificuldade na obtenção de modelos para essas plantas industriais. A complexidade das configurações do processo de destilação e a extração de produto de alta pureza, deve-se principalmente à complexidade da curva de equilíbrio líquido-vapor (Luyben, 1987).

Nas colunas de destilação existe um consumo energético muito grande nas operações de aquecimento e de resfriamento contribuindo em mais de 50% dos custos operacionais da planta (Tham *et al.*, 1991; Skogestad, 1992). Por esse motivo, torna-se necessário que a coluna de destilação seja operada com base em um sistema de controle eficiente e bem ajustado. Neste sentido, torna-se necessário estimar a equação dinâmica do processo com exatidão. A equação assim estimada deverá ser utilizada em um esquema de controle preditivo. Neste trabalho, dedica-se à tarefa da estimação, deixando a tarefa de controle preditivo para trabalhos futuros. Sendo assim, explora-se a estimação da dinâmica do processo multivariável, utilizando-se métodos autorregressivos, com base em dados de entrada e de saída que deveriam ser coletados diretamente do processo. Entretanto, utilizou-se um conjunto de dados obtidos da simulação no *toolbox simulink* do sistema *Matlab*, a partir de um modelo teórico de Skogestad e Postlethwaite (2007). Os dados assim obtidos são, em seguida, utilizados pelo *toolbox ident* do *Matlab*. Os detalhes da preparação dos dados e o desempenho das equações estimadas são analisados neste trabalho. Inicialmente, na seção 2.1, mostram-se detalhes de uma coluna de destilação, e em seguida, na seção 2.2, analisa-se o comportamento do processo de destilação, na seção 2.3,

detalham-se os componentes de uma coluna de destilação e, na seção 2.4, demonstra-se o princípio de funcionamento da coluna de destilação.

Capítulo II

2. Colunas de Destilação

As colunas de destilação visam separar componentes de uma mistura líquida por meio de vaporização. Geralmente os vapores são mais ricos nos componentes mais voláteis do que os líquidos (possibilitando sua separação). O grau de enriquecimento pode ser pré-fixado. As colunas de destilação operam com transferência de massa.

2.1. Detalhes de uma Colunas de Destilação

A destilação é uma operação unitária bastante utilizada na indústria química e de petróleo para separar componentes químicos em produtos purificados. A separação das fases de uma mistura líquido-líquido é realizada através das diferenças das composições voláteis (tendência a se vaporizar) entre componentes químicos da mistura. Um dos componentes, com menor ponto de ebulição (mais volátil) é chamado destilado, e outro com maior ponto de ebulição (menos volátil) é denominado resíduo ou produto de fundo. Quando é fornecido calor à mistura, a substância mais volátil vaporiza primeiro. Para a realização deste processo, é exigida uma grande quantidade de energia, o que pode envolver cerca de 30 a 40% do total de recursos gastos com energia (Yang e Lee, 1997). As colunas de destilação necessitam de sistemas de controle capazes de manter o processo mais estável e eficiente possível.

Apesar dos projetos de plantas de destilação atuais serem capazes de apresentar uma eficiência na extração de etanol em torno de 99% e uma eficiência energética em torno de 80%, o controle exato e robusto da coluna de destilação ajudaria a aumentar a rentabilidade da planta por meio da economia de energia e da melhora na recuperação do produto final.

2.2. Processo de Destilação

A destilação usada para separar dois produtos com diferentes composições é a destilação binária. Essa operação consiste em separar uma mistura composta por dois líquidos com diferentes pontos de ebulição (volatilidades diferentes). Ao se aquecer a mistura, a temperatura deve ficar entre os respectivos pontos de ebulição. Os componentes mais voláteis (leves ou destilado) são removidos na parte superior da coluna, e os componentes menos voláteis (pesados ou resíduos) são removidos a partir da parte inferior da coluna, como mostra a Figura 1. Por exemplo, uma mistura de etanol e água pode ser separada por destilação, porque o etanol é mais volátil do que a água.

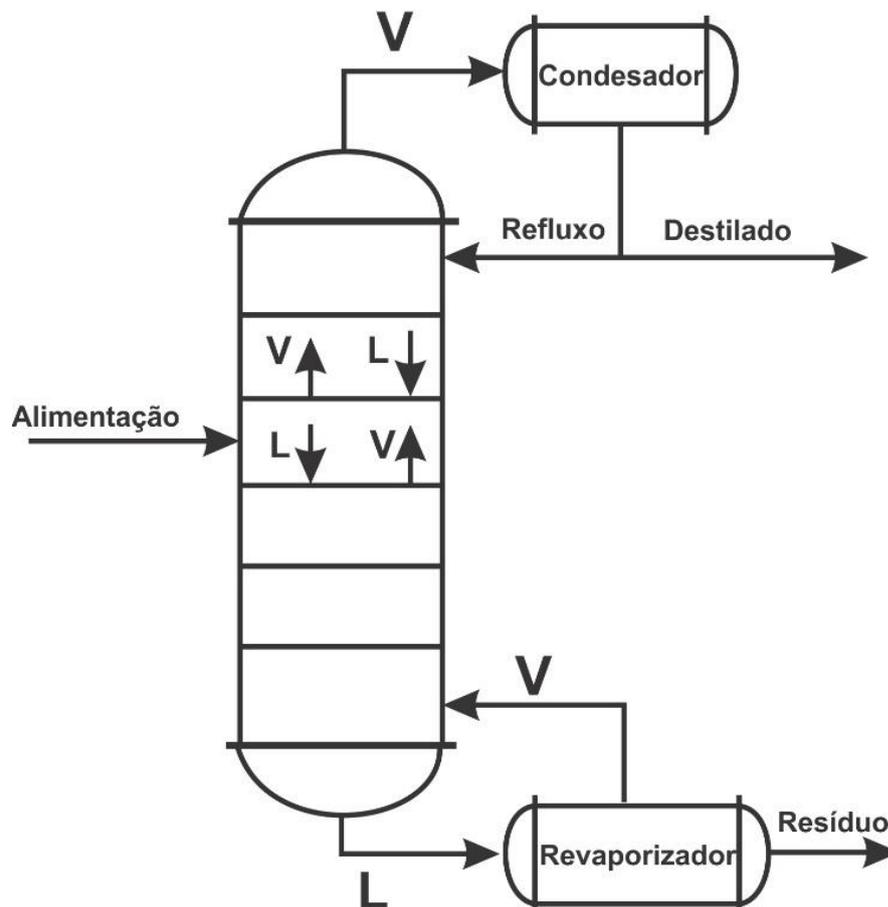


Figura 1: Esquema de uma coluna de destilação

Fonte: Acervo do autor

Na coluna ocorre a separação, onde o calor é adicionado ao sistema no refeedor (base da coluna) e removido pelo condensador (topo da coluna). Um fluxo de vapor, partindo do refeedor, se desloca em direção do condensador, e o líquido que fica armazenado no tambor de refluxo, localizado na parte superior da coluna, desloca-se na direção do refeedor. Quando

ocorre o contato entre o vapor e o líquido do refluxo, o componente volátil é enriquecido na fase de vapor e o componente mais pesado é concentrado na fase líquida (Lundström e Skogestad, 1995).

A coluna de destilação binária apresenta algumas vantagens, como, operação simples, baixo investimento inicial quando comparada com outros processos de separação e é considerado um processo com baixo risco operacional. No processo de destilação a separação de componentes com volatilidade relativa acima de 1,2, torna-se difícil de ser superado pelos métodos de separação mencionados. Uma desvantagem no processo de destilação é a baixa eficiência energética e a necessidade de estabilidade térmica por parte dos componentes em seus pontos de ebulição.

2.3. Componentes de uma coluna de destilação

Existem vários componentes em uma coluna de destilação e cada um é usado para fazer a transferência de energia térmica, melhorando o material. Pode-se enumerar alguns componentes de uma coluna típica de destilação.

- Vaso vertical onde é realizada a separação do componente líquido;
- Componentes internos da coluna, tais como as bandejas utilizadas para aumentar a separação de componentes;
- Refervedor para proporcionar a vaporização necessária para o processo de destilação;
- Condensador para resfriar e condensar o vapor que deixa o topo da coluna;
- Tambor de reciclo para segurar o vapor condensado a partir do topo da coluna de modo que o líquido (reciclo) pode ser reciclado para a coluna.

O diagrama de uma coluna de destilação típica é mostrado na Figura 2.

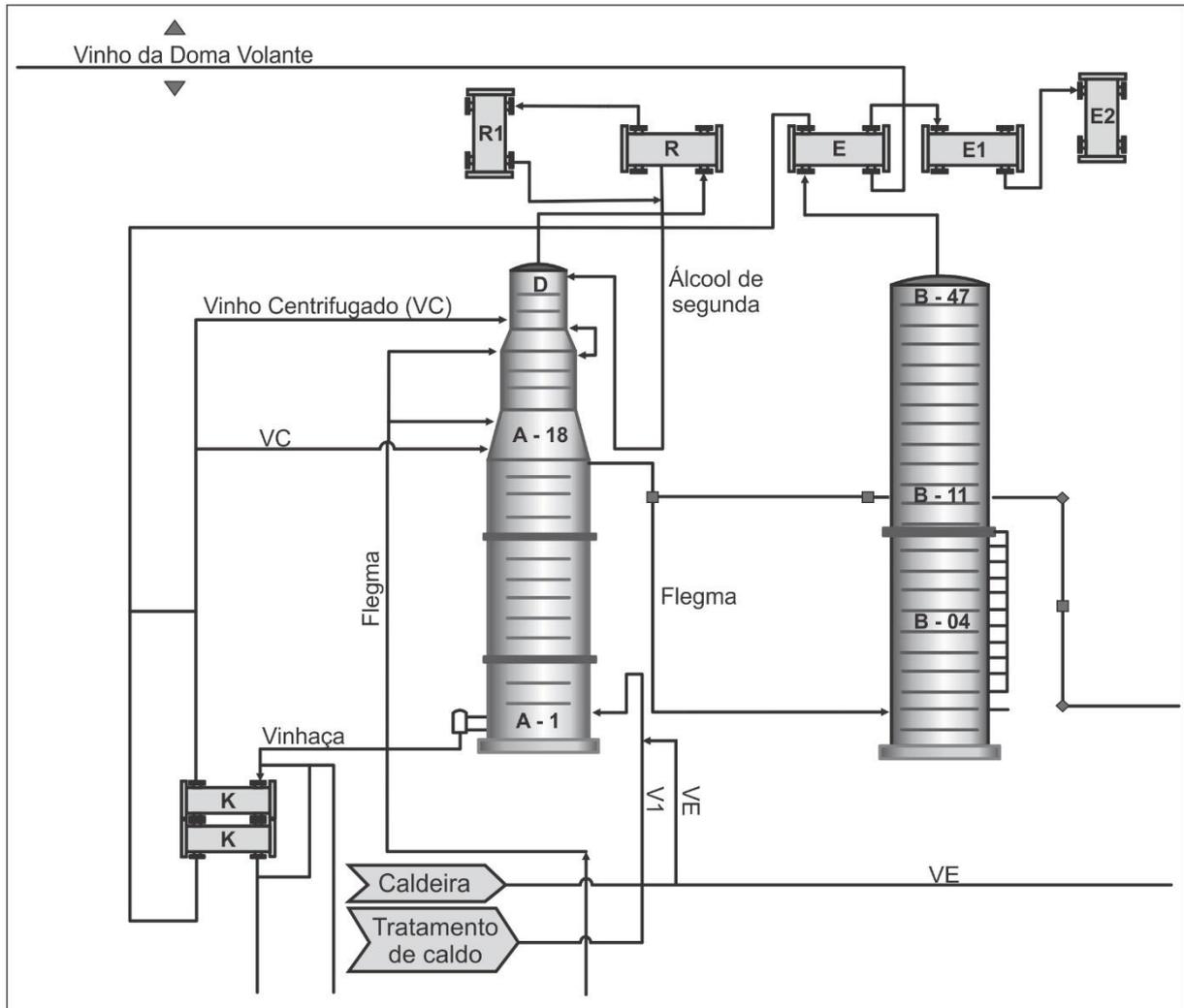


Figura 2: Diagrama de um sistema duplo com 2 colunas de destilação

Fonte: Acervo do autor

Sendo:

- A1 bandeja 1 da coluna A
- A18 bandeja 18 da coluna B
- B4 bandeja 4 da coluna B
- B11 bandeja 11 da coluna B
- B47 bandeja 47 da coluna B
- D coluna D
- E, E1 e E2 condensadores da coluna B
- K trocadores de calor
- R e R1 condensadores da coluna A
- VC vinho centrifugado
- V1 e VE vapor de escape

2.4. Princípio de funcionamento

A diferença de volatilidade dos componentes é a base principal da destilação, pois os componentes mais voláteis vaporizam primeiro e a separação é mais fácil para diferenças de volatilidade maiores. Quanto maior for a volatilidade relativa (>1) do componente A sobre B, mais fácil é a separação por destilação.

Dentro do recipiente cilíndrico, existe uma série de pratos por onde circulam vapor e líquido, em sentidos contrários, formando com isso uma coluna de destilação. São feitas transferências de calor e massa em cada andar e ficam em equilíbrio ao deixar o andar nessas duas fases. Na parte superior da coluna está o condensador que faz a condensação do vapor que chega da coluna e forma o produto de topo, sendo uma parte desse produto (condensado) separado para refluxo e enviado novamente para o prato superior da coluna.

Na parte inferior da coluna está, o refeedor onde se faz a vaporização de parte da corrente da base, para o prato inferior da coluna, com isso entrando na coluna sobre a forma de vapor. O resíduo (ou produto de fundo) é a parte da corrente que é retida na base da coluna. O vapor reinjetado na coluna tende a subir, mas devido a geometria dos pratos (desenhados para maximizar o contato vapor/líquido) é obrigado a fluir por intermédio do líquido que desce. O vapor em contato com o líquido tem a tendência a condensar os componentes menos voláteis.

O calor liberado permite que os componentes mais voláteis do líquido sejam vaporizados. Desta forma, a corrente de vapor (que sobe) vai ficando cada vez mais rica no componente mais volátil, enquanto a corrente de líquido vai ficando cada vez mais rica no componente menos volátil. O refluxo do vapor condensado no topo da coluna define a qualidade de separação das misturas, mas existe um compromisso entre qualidade e produtividade. Isto ocorre pois, ao se aumentar a vazão de refluxo, melhora-se a densidade do produto de topo, porém há queda de produção e aumento no consumo de energia.

Os pratos da coluna de destilação (coluna de pratos) é que fazem o contato entre as fases em cada andar em equilíbrio. Existem vários tipos de pratos usados na coluna, que podem ser perfurados, de válvulas, campânula etc. A Figura 3 mostra um modelo de prato usado nas colunas de destilação.

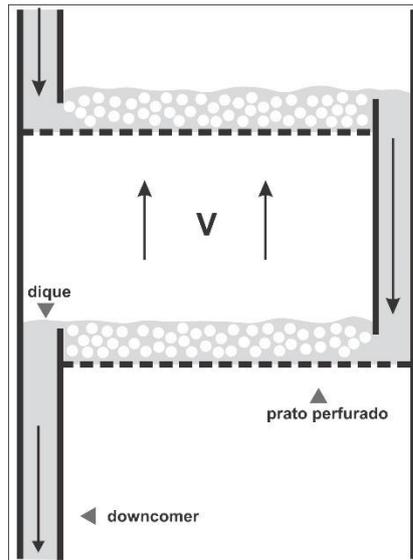


Figura 3: Visão do prato em uma coluna de destilação
Fonte: Acervo do autor

Do ponto de vista de controle, a coluna de destilação binária pode ser observada como um sistema multivariável (MIMO) 5x5, que corresponde a cinco variáveis que podem ser manipuladas para o controle, que são:

- Vazão de reciclo R ;
- Vazão de vapor V proporcional à troca de calor com o refeedor Q_B ;
- Vazão do destilado D_L ;
- Vazão do produto de fundo B_L ;
- Vazão do condensador C responsável pela retirada de calor.

E cinco variáveis controladas, que são:

- Pressões na base, intermediária ou no topo P ;
- Nível do refeedor L_B ;
- Nível do tanque de refluxo L_D ;
- Composição do produto de fundo X_B ;
- Composição do produto de destilado X_D .

As perturbações podem ocorrer na vazão de alimentos F e em sua composição X_F . Existe um grande número de possibilidades que podem ser usadas como estratégias empregadas no controle de colunas de destilação como aquela apresentada na Figura 4.

As colunas de destilação, na prática, são controladas de forma hierárquica, sendo que primeiro são projetados os controladores para nível e pressão. Nas malhas de controle com múltiplas entradas e saídas, normalmente, a pressão e os níveis são regulados no tanque de refluxo e no refeedor, com isso é mantido o estoque de materiais, garantindo uma operação segura da coluna e evitando a ocorrência de drenagens e inundações (Luyben, 1992). Outro detalhe é que as dinâmicas das malhas de controle das composições e dos níveis são desacopladas, sendo que os controles de qualidade dos produtos de fundo e do topo são simplificados por meio da redução do modelo da coluna para um sistema MIMO 2x2 (Skogestad *et al.*, 1990; Luyben, 1992).

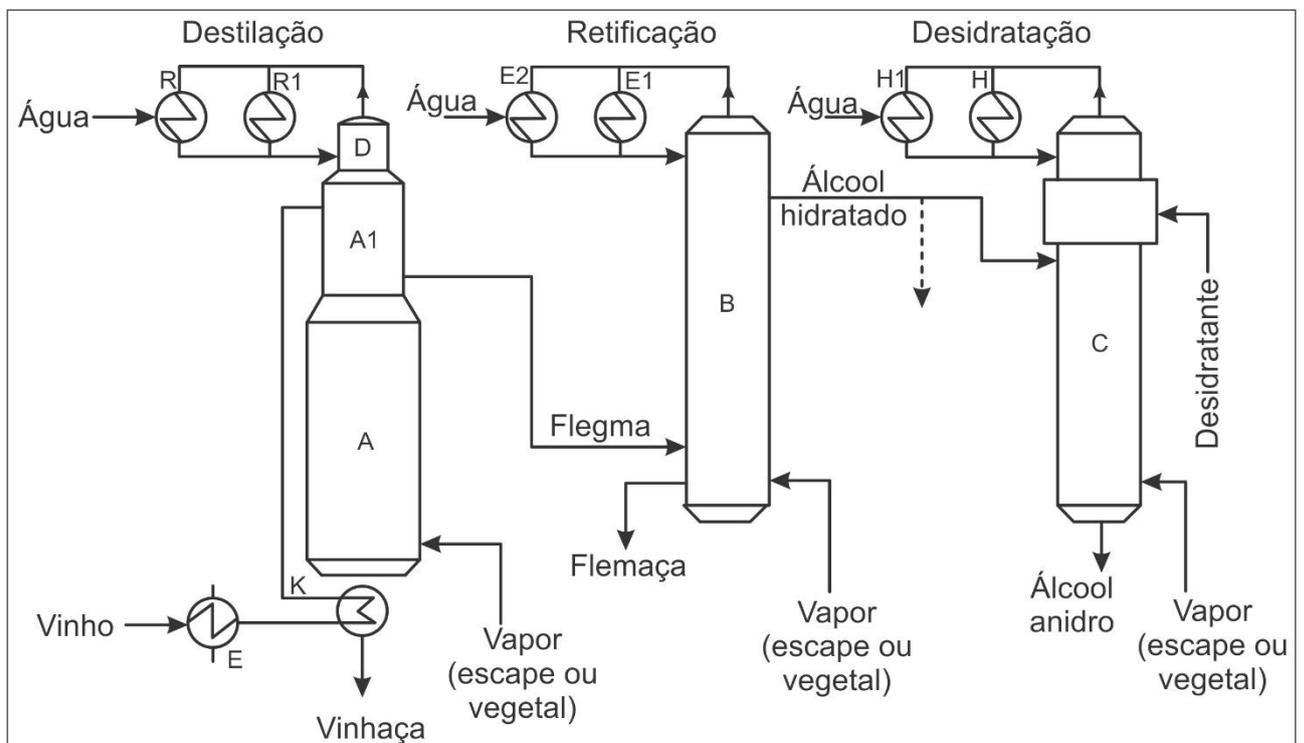


Figura 4: Processo simplificado de destilação de álcool

Fonte: Acervo do autor

Sendo:

R e R1 condensadores da coluna A, A1 e D

E1 e E2 condensadores da coluna B

H e H1 condensadores da coluna C

A coluna A

A1 coluna A1

B coluna B

C coluna C

K trocador de calor

E válvula do vinho

É assumido nesse trabalho que os fluxos são usados para controlar os níveis L_B e L_D no refeedor e do tanque de refluxo, respectivamente, e a pressão será regulada pelo calor retirado no condensador por meio da vazão C do fluido de resfriamento no condensador. As vazões de vapor do refeedor e do refluxo V e R , que são as entradas manipuladas restantes, serão usadas para regular as composições X_D e X_L . Esta configuração apresenta a vantagem de ser praticamente independente dos ajustes das malhas de controle dos níveis (Skogestad, 1992). Podem ser utilizadas outras configurações de controle considerando os acoplamentos entre as malhas dos níveis, resultando num sistema de controle multivariável 4x4 (Huang e Riggs, 2002) ou 5x5 (Lundström e Skogestad, 1995).

Capítulo III

3. Sistemas Dinâmicos

3.1. Introdução

Os modelos matemáticos são fundamentais para realizar o estudo e análise de sistemas dinâmicos, ajudando a decifrar fenômenos e sistemas de interesse com o objetivo de compreender e controlar processos do mundo real. O sistema está presente em diversas áreas, das exatas, saúde, humanas etc. Pode-se definir sistema como sendo um conjunto de elementos interdependentes e combinados, formando como um todo de maior complexidade, apresentando certas relações de causa e de efeito, realizando determinada função e possuindo determinado objetivo (Figura 5).



Figura 5: Sistema dinâmico
Fonte: Acervo do autor

O sistema quando em análise fica sujeito a certas condições ou excitações, e com isso formam a teoria de sistemas que é o estudo comportamental das interações entre esses elementos. O fato de estar relacionado mais com propriedades matemáticas do que com a forma física ou conceitual das partes que compõem, faz com que ocorra a natureza abstrata da teoria de sistemas. A teoria de sistemas tem em seu objetivo buscar soluções que implementem o desempenho do modelo do sistema avaliado, por meio de ações apropriadas com a finalidade de alterar de maneira adequada (Lucas, 2012).

Equações diferenciais regem os sistemas dinâmicos e cuja variável independente é o tempo. Os registros das taxas de variação dos elementos observáveis são mais bem observados em aplicações reais e isso sugere o uso deste tipo de equação. Na engenharia e na ciência essas equações exercem um papel fundamental em seu desenvolvimento. Essa promissora ferramenta matemática ajudou na compreensão, simplificação e solução de diversos problemas reais.

As pesquisas sobre a teoria de sistemas lineares têm aumentado nas últimas décadas e os resultados obtidos têm influenciado significativamente no desenvolvimento das técnicas de controle usadas na maioria das aplicações industriais. As equações lineares recebem uma maior atenção para o sistema, pois este tipo de equação tem sido desenvolvida para ser usada em vários métodos analíticos para resolver sistemas compostos. Técnicas aplicadas a sistemas de controle lineares têm sido empregadas por meio de métodos de linearização desenvolvidos ou considerando o sistema operando numa região linear, embora os sistemas físicos sejam intrinsecamente não lineares.

Capítulo IV

4. Estimativa do modelo preditivo linear da coluna de destilação

O dimensionamento é muito importante em aplicações práticas, pois torna a análise do modelo e o design do controlador muito mais simples. Exige que o engenheiro faça um julgamento no início do processo de *design* sobre o desempenho exigido do sistema. Para fazer isso, são tomadas decisões sobre as magnitudes esperadas de distúrbios e mudanças de referência, na magnitude permitida de cada sinal de entrada e no desvio permitido de cada saída.

O modelo preditivo é uma função matemática que, aplicada a uma massa de dados, consegue identificar padrões ocultos e prever o que poderá ocorrer. Existem dois tipos de

modelos preditivos, os supervisionados e os não supervisionados. No primeiro, em uma fase que chamamos de treinamento do modelo, os dados de entrada e a saída são apresentados juntos. O treinamento dura até que o modelo aprenda a mapear os dados e a identificar padrões entre as entradas e as saídas. Como exemplos deste modelo temos as redes neurais e árvores de decisão. Os modelos não supervisionados só recebem os dados de entrada e sua função é descobrir os relacionamentos entre os dados apresentados.

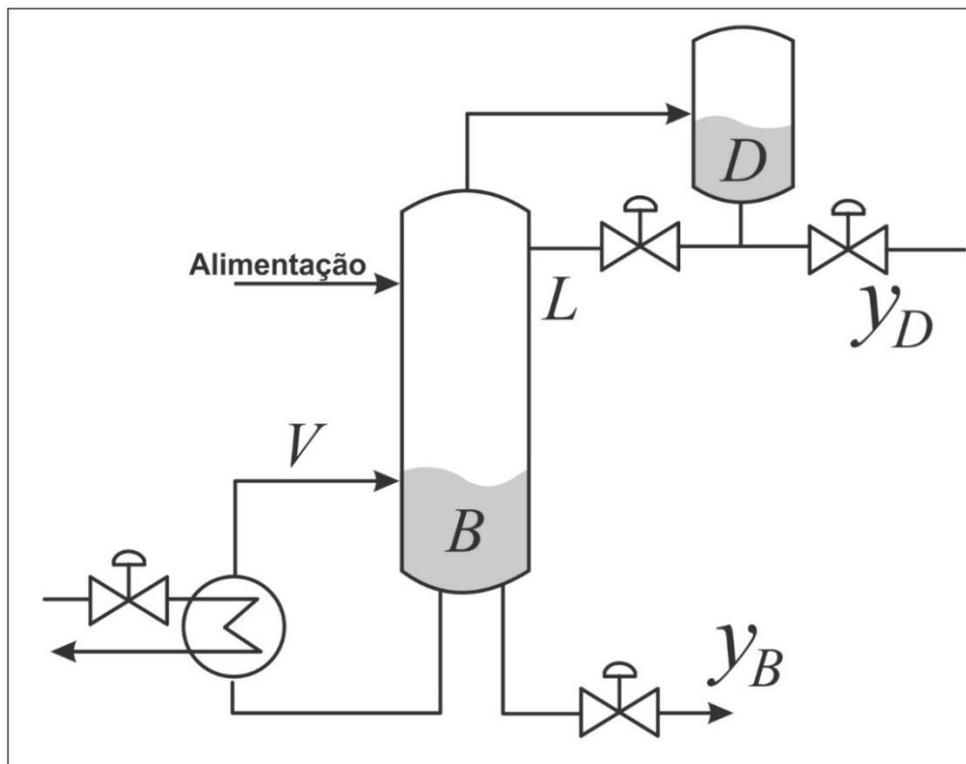


Figura 6: Coluna de destilação
Fonte: Acervo do autor

Foram usados, para o desenvolvimento deste trabalho os dados resultantes da simulação do modelo de uma coluna binária apresentada em Skogestad e Postlethwaite (2007). Esse modelo consiste em uma função de transferência de primeira ordem com entradas L , V e saídas y_D , y_B , sendo L a taxa de reciclo, V a vazão de vapor do refeedor, y_D a concentração do produto químico D e y_B a concentração do produto B (Figura 6).

Para essa configuração, as concentrações y_D e y_B , referentes aos produtos químicos D (produto de topo) e B (produto de fundo), são as variáveis controladas. A taxa de reciclo L e a vazão de vapor do refeedor V são as variáveis manipuladas. Este processo exibe forte acoplamento e grandes variações em ganhos em regime estacionário para algumas combinações de L e V , o que dificulta a aplicação de controle convencional.

4.1. Desenvolvimento e resultados da estimativa da coluna de destilação

A equação dinâmica da coluna de destilação pode ser gerada com características preditivas, ou seja, com base nos dados de entrada atuais obtidos diretamente do processo, inferem-se os valores que ocorrerão na saída, nos próximos instantes de amostragem. Esta é a principal ferramenta para a implementação de controladores preditivos. Desta forma, os resultados obtidos neste trabalho, deverão ser utilizados em trabalhos futuros de controle preditivo de colunas de destilação.

Para se efetuar a estimativa do modelo dinâmico da coluna de destilação, foram gerados dados correspondendo às grandezas:

Entrada:

- Vazão de vapor na entrada do refeedor (range de 0 a 1200 Kg/h)
- Abertura da válvula de reciclo (range de 0 a 100%)

Saída:

- Concentração do produto de topo (range de 0 a 100%)
- Concentração do produto de fundo (range de 0 a 100%)

Dois conjuntos de dados foram gerados com intervalo de amostragem de 1 segundo, sendo o conjunto A correspondente aos dados de treinamento e o conjunto B aos dados de validação. Esses dados foram obtidos por meio do toolbox simulink, gerando-se valores aleatórios, a partir das funções de transferência definidas em Skogestad e Postlethwaite (2007).

Em seguida, esses dados foram alimentados ao *toolbox "ident" do Matlab* para efetuar o processo de estimação. O modelo de estado representado pela equação (1) foi escolhido.

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bf \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{1}$$

Sendo:

\dot{x} : derivada de x em relação ao tempo $\left(\frac{dx}{dt}\right)$

x : vetor de estado, $x \in \mathbb{R}^N$

A : matriz de estado $N \times N$

B : matriz de entrada $N \times 2$

f : vetor de entrada ($f \in \mathbb{R}^2$) corresponde à vazão de vapor do refulvedor e a porcentagem de reciclo

y : vetor de saída ($y \in \mathbb{R}^2$) corresponde às concentrações de topo e de fundo

C : matriz de saída $2 \times N$

Dez tentativas de simulação foram realizadas, sendo que inicialmente foi utilizado o modelo de estado de ordem $N=4$. No processo de identificação, as matrizes A , B e C foram estimadas e estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1: Dados das matrizes A , B e C , de ordem 4, correspondentes a equação (1)

$A =$	$x1$	$x2$	$x3$	$x4$
$x1$	-1.141	-0.3424	0.131	-0.6094
$x2$	-0.5576	-0.1739	-0.04699	-0.3156
$x3$	3.728	1.069	-1383	1.33
$x4$	2.44	0.6864	-0.8031	0.1838

$B =$	$u1$	$u2$
$x1$	0.001993	-0.001533
$x2$	0.0006775	0.0004207
$x3$	-0.007541	0.006423
$x4$	0.002966	-0.003707

$C =$	$x1$	$x2$	$x3$	$x4$
$y1$	-184.2	245	-13.36	2.025
$y2$	-233.3	309.6	-18.56	-2.63

Fonte: Acervo do autor

Para comprovar a eficácia do modelo obtido, os dados de validação foram aplicados em dois testes distintos:

TESTE DE SIMULAÇÃO (modelo de estado de ordem 4)

Neste teste, os valores das variáveis de estado, obtidos por simulação no instante atual, são utilizados para o cálculo da simulação do instante posterior. A Figura 7 mostra a grandeza real e a simulada em um mesmo gráfico. Pode-se verificar que neste modelo a eficácia não foi muito boa, tanto visualmente, pois torna-se fácil visualizar as duas funções, como numericamente, visto que se obteve uma taxa de acerto de 58,14%. Este tipo de modelo é, em geral, usado para simulação e análise do processo, com vistas ao projeto de controladores.

No modelo de simulação, utilizam-se os valores calculados nos instantes anteriores, para o cálculo do valor atual. Isto produz acúmulo de erro.

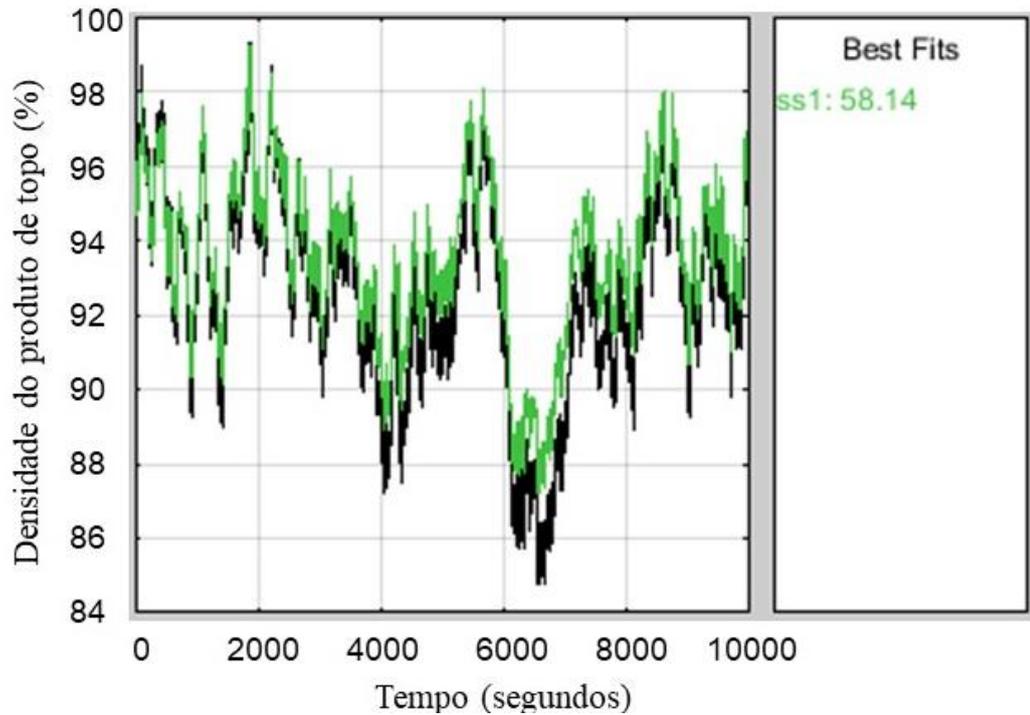


Figura 7: Taxa de acerto na simulação com os dados usados para validação do modelo
Fonte: Acervo do autor

TESTE DE PREVISÃO (modelo do estado de ordem 4)

Neste teste, utilizam-se as grandezas medidas no instante atual, no próprio processo, para se inferir os valores que ocorrerão na saída nos próximos instantes. Desta forma, não ocorre acúmulo de erro, obtendo-se uma maior taxa de acerto. No caso deste trabalho, obteve-se a taxa de acerto de 92,97%, conforme pode ser observado na Figura 8.

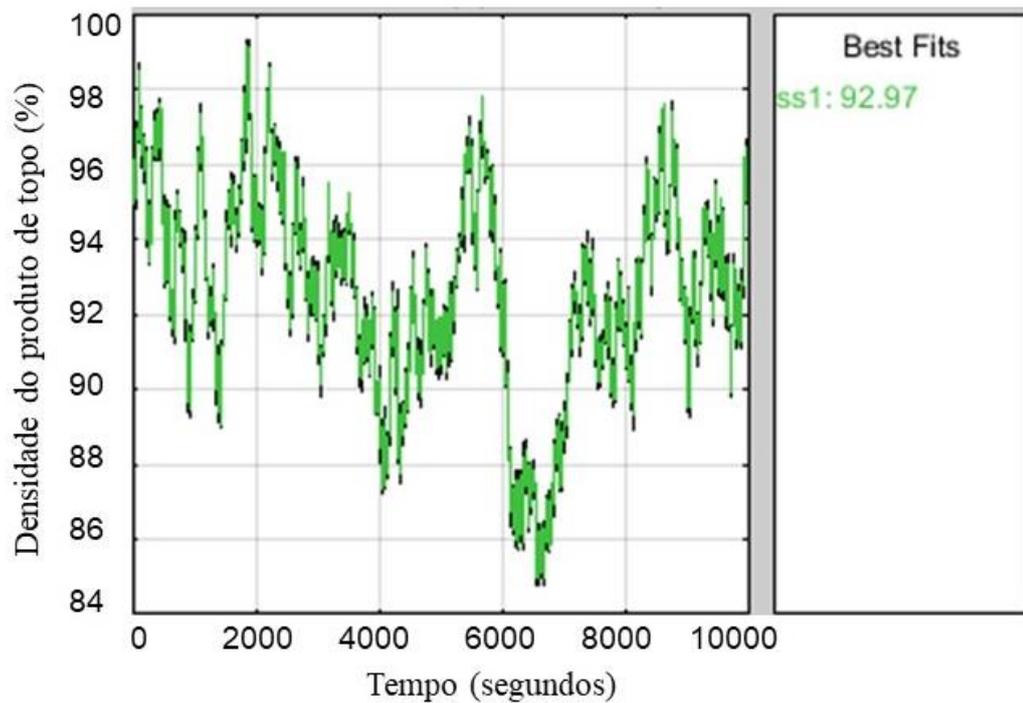


Figura 8: Taxa de acerto na previsão com os dados usados para validação do modelo
Fonte: Acervo do autor

Em seguida, foi utilizado o modelo de estado de ordem 8. No processo de identificação, as matrizes A, B e C foram estimadas e estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Dados das matrizes A, B e C, de ordem 8, correspondentes a equação (1)

A =	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
x1	3.751	155.6	6.221	11.44	12.98	-84.74	-14.71	-41.65
x2	100.3	4161	164.3	306.4	345.9	-2264	-391.9	-1113
x3	140.6	5827	226.6	430.4	482.5	-3167	-545.9	-1557
		-						
x4	-322	1,335E+07	-527.8	-983	-1110	7265	1259	3571
x5	-81.54	-3376	-126.9	-252.3	-277.4	1828	311	898.7
x6	101.1	4196	167.8	307.7	349.8	-2286	-397.5	-1124
x7	101.3	4207	171.6	306.7	352.7	-2297	-402.4	-1129
x8	41.54	1719	62.68	129.3	140.3	-928.4	-156.3	-456.8

B =	u1	u2
x1	1.046	-1.048
x2	28	-28.04
x3	39.25	-39.29
x4	-89.82	89.96
x5	-22.76	22.78
x6	28.22	-28.26
x7	28.25	-28.3
x8	11.61	-11.61

C =	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
y1	380	-7.26	0.8163	-13.1	-6333	1.156	-1.055	-2.748
y2	480.2	-9737	3.471	-14.39	-12.21	3.906	-1.593	-10.11

Fonte: Acervo do autor

Para comprovar a eficácia do modelo obtido, os dados de validação foram aplicados também em dois testes distintos:

TESTE DE SIMULAÇÃO (modelo com 8 variáveis de estado)

Neste caso, foi efetuado o mesmo teste de simulação com 8 variáveis de estado. Pode-se comprovar a eficácia do modelo, tanto visualmente, pois torna-se difícil visualizar as duas funções, como numericamente, visto que se obteve uma taxa de acerto de 93,64%, conforme mostrado na Figura 9. Este tipo de modelo é, em geral, usado para simulação e análise do processo, com vistas ao projeto de controladores.

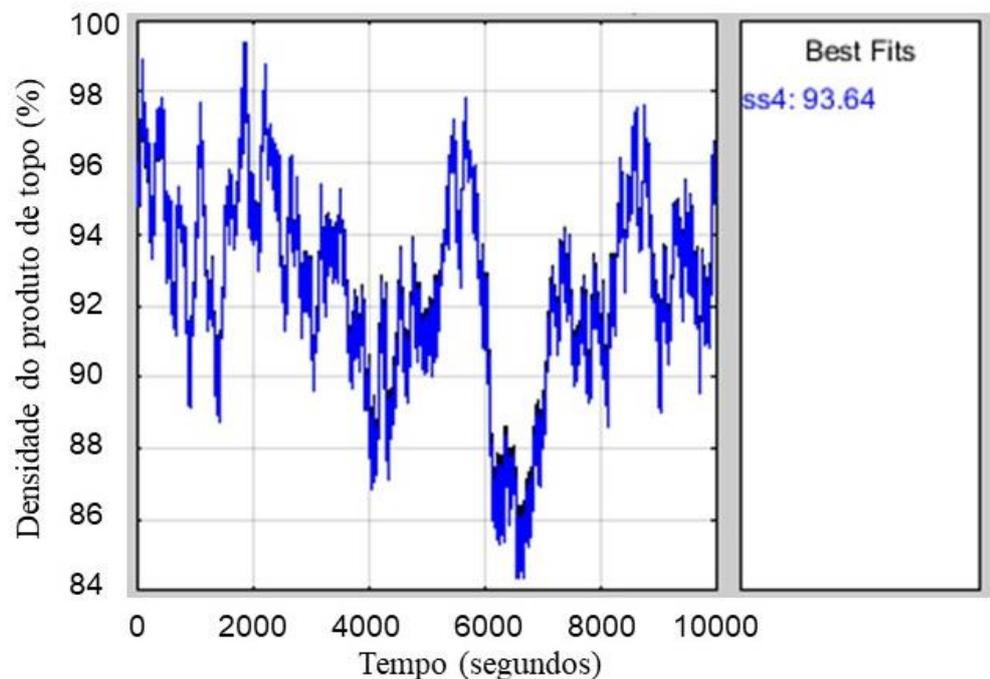


Figura 9: Taxa de acerto na simulação com os dados usados para validação do modelo

Fonte: Acervo do autor

TESTE DE PREVISÃO (modelo com 8 variáveis de estado)

Repete-se, neste caso, o teste de previsão com o modelo de ordem 8. Desta forma, não ocorre acúmulo de erro, obtendo-se uma maior taxa de acerto. No caso em questão obteve-se 99,45%, conforme pode ser observado no gráfico apresentado na Figura 10.

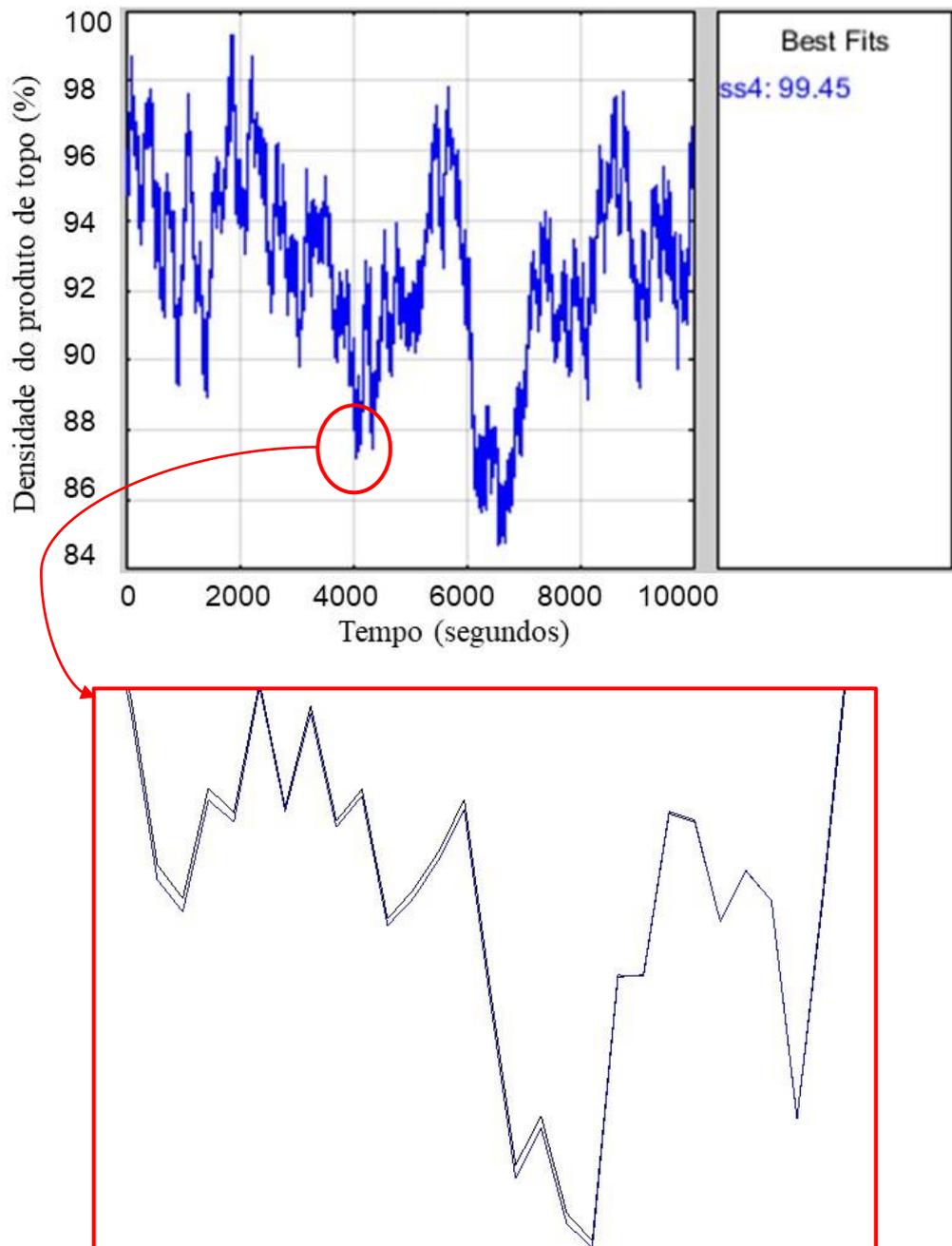


Figura 10: Taxa de acerto na previsão com os dados usados para validação do modelo.
Fonte: Acervo do autor

Este tipo de modelo é utilizado em estratégias de controle preditivo, pois nos permite antecipar o valor da variável de processo nos próximos instantes. Para tanto, deve-se também incluir uma rotina de estimativa de estado, onde o vetor x atual é estimado com base no modelo de estado estimado e nas grandezas de saída obtidas do próprio processo. Este processo será objeto de trabalhos futuros.

5. Conclusão

Os resultados obtidos indicam a viabilidade do uso de modelos lineares para a estimativa da equação dinâmica de colunas de destilação. Principalmente, no caso do modelo de previsão, obteve-se um resultado bastante satisfatório posto que com taxa de acerto de 99,45%. Desta forma, o modelo assim obtido poderá ser aplicado em estratégias de controle preditivo. Considerando que os dados usados neste trabalho tenham sido obtidos por simulação, espera-se que o uso de dados reais do processo, a ser apresentado em outra publicação, produzam resultados semelhantes.

Referência Bibliográfica

AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais.** UFMG, 2007. ISBN 9788570415844. Disponível em: < <https://books.google.com.br/books?id=h8u-AQAACAAJ> >.

BAUER, M.; STICHLMAIR, J. Design and economic optimization of azeotropic distillation processes using mixed-integer nonlinear programming. **Computers & chemical engineering**, v. 22, n. 9, p. 1271-1286, 1998. ISSN 0098-1354.

HUANG, H.; RIGGS, J. B. Including levels in MPC to improve distillation control. **Industrial & engineering chemistry research**, v. 41, n. 16, p. 4048-4053, 2002. ISSN 0888-5885.

KLIR, G. J.; FOLGER, T. A. **Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information.** Prentice Hall, 1988. ISBN 9780133459845. Disponível em: < <https://books.google.com.br/books?id=W-RQAAAAMAAJ> >.

LJUNG, L.; SÖDERSTRÖM, T. **Theory and practice of recursive identification:** MIT Press 1983.

LUCAS, M. **Sensor virtual inteligente para estimação de composições em colunas de destilação.** SILVA, I. N. D. 2012.

LUNDSTRÖM, P.; SKOGESTAD, S. Opportunities and difficulties with 5×5 distillation control. **Journal of Process Control**, v. 5, n. 4, p. 249-261, 1995/08/01/ 1995. ISSN 0959-1524. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/095915249500017K> >.

LUYBEN, W. L. Derivation of transfer functions for highly nonlinear distillation columns. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 26, n. 12, p. 2490-2495, 1987. ISSN 0888-5885.

_____. **Diagonal controller tuning:** Van Nostrand Reinhold: New York 1992.

SKOGESTAD, S. Dynamics and control of distillation columns-a critical survey. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 25, n. 5, p. 11-35, 1992. ISSN 1474-6670.

SKOGESTAD, S.; LUNDSTRÖM, P.; JACOBSEN, E. W. Selecting the best distillation control configuration. **AIChE Journal**, v. 36, n. 5, p. 753-764, 1990. ISSN 1547-5905.

SKOGESTAD, S.; POSTLETHWAITE, I. **Multivariable feedback control: analysis and design.** Wiley New York, 2007.

THAM, M. et al. Multivariable and multirate self-tuning control: a distillation column case study. IEE Proceedings D (Control Theory and Applications), 1991, IET Digital Library. p.9-24.

UNBEHAUEN, H.; RAO, G. P. A review of identification in continuous-time systems. **Annual Reviews in Control**, v. 22, p. 145-171, 1998. ISSN 13675788.

YANG, D. R.; LEE, K. S. Monitoring of a distillation column using modified extended Kalman filter and a reduced order model. **Computers & Chemical Engineering**, v. 21, p. S565-S570, 1997/05/20/ 1997. ISSN 0098-1354. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S009813549787562X> >.

