

UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE

CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

TESE DE DOUTORADO

**Desenvolvimento de estratégia de desacoplamento no controle de
coluna de destilação usando a técnica de separação de sinais**

SHIRLENE KELLY SANTOS CARMO

CAMPINA GRANDE

Fevereiro/2015

Desenvolvimento de estratégia de desacoplamento no controle de coluna de destilação usando a técnica de separação de sinais

Tese de doutorado apresentada à Universidade Federal de Campina Grande como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de doutorado em Engenharia Química.

Orientador: Luis Gonzaga Sales Vasconcelos

CAMPINA GRANDE

Fevereiro/2015

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFCG

- C287d Carmo, Shirlene Kelly Santos.
Desenvolvimento de estratégia de desacoplamento no controle de coluna de destilação usando a técnica de separação de sinais / Shirlene Kelly Santos Carmo. – Campina Grande, 2015.
131 f. : il. color.
- Tese (Doutorado em Engenharia Química) – Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Ciências e Tecnologia, 2015.
- "Orientação: Prof. Dr. Luis Gonzaga Sales Vasconcelos."
Referências.
1. Destilação Azeotrópica. 2. Alta Pureza. 3. Aspen Plus Dynamics™. 4. Análise de Componentes Independentes. 5. FastICA. I. Vaconcelos, Luis Gonzaga Sales. II. Título.

CDU 66.048.62(043)

**Desenvolvimento de estratégia de desacoplamento no controle de
coluna de destilação usando a técnica de separação de sinais**

Shirlene Kelly Santos Carmo

Tese apresentada em 06/02/2015

Banca Examinadora:



Luis Gonzaga Sales Vasconcelos (Orientador)



Heleno Bispo da Silva Junior (Examinador Interno)



Romildo Pereira Brito (Examinador Interno)



Sidinei Kleber da Silva (Examinador Externo)



José Nilton Silva (Examinador Externo)



Paulo Ribeiro Lins Júnior (Examinador Externo)

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela força, luz e perseverança que me proporcionou, para que eu não desistisse de continuar, apesar das dificuldades sofridas durante a realização do trabalho, como a mudança de tema em pouco mais de 2,5 anos de doutorado.

Agradeço ao meu orientador Professor Luis Vasconcelos pela paciência, dedicação, acompanhamento e orientação em todos os momentos em que o procurei.

Aos meus pais José Gilberto e Maria de Fátima, por terem me proporcionado as coisas que mais prezo na vida: o amor, carinho, respeito e educação.

Aos meus irmãos, que sempre confiaram no meu potencial, e me deram força para prosseguir.

Ao professor Romildo Brito, pelo convite em fazer parte do Grupo LARCA.

As minhas amigas do LARCA: Mariângela, Gardênia, Karoline e Marcela que estiveram sempre presentes.

Aos colegas da Engenharia Química espalhados por todo o Brasil, pelos momentos de alegria e diversão proporcionados quando mais precisei.

Aos professores Romildo Brito, Sidinei Kleber, José Nilton, Heleno Bispo e Paulo Ribeiro, membros da banca examinadora, que contribuíram bastante para o aperfeiçoamento desse trabalho.

À UFRSA pela liberação mediante o afastamento para que pudesse concluir as atividades restantes do doutorado.

A CAPES pelo apoio financeiro dado.

Por fim, a todos aqueles que contribuíram de forma direta ou indireta para realização do mesmo.

“Nem tudo que se enfrenta pode ser modificado, mas nada pode ser modificado até que seja enfrentado. (Albert Einstein)”

CARMO, SHIRLENE KELLY SANTOS. **Desenvolvimento de estratégia de desacoplamento no controle de coluna de destilação usando a técnica de separação de sinais**, 2014. 131 p. Tese (Doutorado em Engenharia Química) – Universidade Federal de Campina Grande, Paraíba, 2014.

RESUMO

Grande parte das indústrias apresenta complexidade no que diz respeito ao seu modo de operação. A fim de reduzir os problemas relacionados ao forte acoplamento existente nesses processos, a busca pela incorporação de dispositivos de inteligência artificial vem apresentando uma tendência crescente nos últimos anos. Devido à complexidade de operação e controle em processos multivariáveis, o diagnóstico e monitoramento de falhas nos processos tornaram-se cada vez mais difícil, com isso a aplicação destes dispositivos tem alcançado resultados satisfatórios em relação aos procedimentos executados com operadores humanos. A análise de componentes independentes (ICA) é uma técnica de separação de sinais que se baseia no uso de estatísticas de ordem superior para estimar cada uma das fontes desconhecidas por meio da observação de diversas misturas geradas a partir destas fontes. Embora sejam encontrados trabalhos recentes sobre a utilização do ICA em processos industriais, apenas dois trabalhos até o presente momento, foram aplicados em processos envolvendo colunas de destilação. O presente trabalho tem como objetivo propor uma estratégia de controle a uma coluna de destilação de alta pureza. A estratégia é baseada na técnica de separação de sinais ICA, tornando as malhas de controle desacopladas e facilitando assim o desempenho do controle. O desempenho do sistema de controle utilizando a técnica apresentou excelentes resultados em relação a uma estrutura convencional sem desacoplamento. As estruturas de controle foram implementadas em ambiente Aspen Plus DynamicsTM e Simulink/ Matlab[®]. O processo foi estruturado em ambiente Aspen Plus DynamicsTM e os controladores foram implementados no Simulink.

Palavras-Chave: Destilação Azeotrópica, Alta Pureza; Aspen Plus DynamicsTM; Matlab[®]; Análise de componentes independentes, FastICA.

CARMO, SHIRLENE KELLY SANTOS. **Decoupling strategy development in the distillation column control using the signals separation technique**, 2014. 131 p. Thesis (Chemical Engineering Doctorate) – Federal University of Campina Grande, Paraíba, 2014.

ABSTRACT

Much of the industry presents complexity with regard to its mode of operation. In order to reduce the problems related to existing strong engagement in these processes, the search for the incorporation of artificial intelligence devices has shown an increasing trend in recent years. Due to the complexity of operation and control in multivariate processes, the diagnosis and fault monitoring in the processes have become increasingly difficult, thus the application of these devices has achieved satisfactory results in relation to procedures performed with human operators. The independent component analysis (ICA) is a signal separation technique that is based on the use of higher order statistics to estimate each of the unknown source by observing various mixtures generated from these sources. Although found recent work on the use of the ICA in industrial processes, only two studies to date, have been applied in cases involving distillation columns. This paper aims to propose a control strategy to a high purity distillation column. The strategy is based on the ICA signal separation technique, making decoupled control loops, thus facilitating control performance. The performance of the control system using the technique showed excellent results compared to a conventional structure without decoupling. The control structures have been implemented in Aspen Plus DynamicsTM and Simulink / Matlab environment. The process was structured environment Aspen Plus DynamicsTM and the controls were implemented in Simulink.

Keywords: Azeotropic distillation, High purity; Aspen Plus DynamicsTM; Matlab; Independent component analysis, FastICA.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - Ilustração do Cocktail Party Problem – Processo de Mistura e Separação	27
FIGURA 2 - Processo de Mistura e Separação através do ICA	29
FIGURA 3 – Exemplo de distribuições gaussianas, super-gaussianas e sub-gaussianas	32
FIGURA 4 – Etapa de Pré-Processamento anterior ao algoritmo ICA	33
FIGURA 5 – Efeito do branqueamento: representação da f.d.p	35
FIGURA 6 – Processo de destilação azeotrópica com formação de azeótropo heterogêneo	42
FIGURA 7 – Principais etapas de produção de Cloreto de vinila	49
FIGURA 8 – Fluxograma Esquemático da área de purificação de 1,2 EDC	50
FIGURA 9 – Fluxograma Esquemático da área de purificação de 1,2 – EDC (Torre de Secagem)	51
FIGURA 10 – Fluxograma da coluna de 1,2 - EDC com controladores de fluxo e nível	55
FIGURA 11 – Componente PRBS aplicado na válvula da Vazão da Alimentação	57
FIGURA 12 – Vazão da alimentação excitada pelo elemento PRBS	58
FIGURA 13 – Carga Térmica excitada pelo elemento PRBS	59
FIGURA 14 – Vazão de Refluxo excitada pelo elemento PRBS	59
FIGURA 15 – Vazão de HCU excitada pelo elemento PRBS	59
FIGURA 16 – Vazão de 1,2 EDC excitada pelo elemento PRBS	59
FIGURA 17 – Diagrama de blocos (Comunicação Aspen Plus Dynamics™ x Simulink / Matlab®)	60
FIGURA 18 – Diálogo entre os softwares Aspen Plus Dynamics e Simulink / Matlab®	61
FIGURA 19 – Sinais de excitação aplicados as Variáveis de Entrada	62
FIGURA 20 – Sinais Originais aplicados as Variáveis de Entrada – U1 (Distúrbio) / U2 (Vazão de Retirada de Leves (Destilado)) / U3 (SumpLC.SPRemote)/ U4 (LC3.SPRemote) / U5 (Carga Térmica)	63
FIGURA 21 – Importação de dados das variáveis misturadas	64
FIGURA 22 – Sinais misturados	65
FIGURA 23 – Interface da ferramenta System Identification Toolbox	68
FIGURA 24 – Configuração dos dados de entrada	68
FIGURA 25 – Tipos de Modelos fornecidos pelo <i>Ident</i>	69
FIGURA 26 – Modelos encontrados. após o ajuste aos dados	70
FIGURA 27 – Tipos de Modelos identificados – y1	70

FIGURA 28 – Modelos encontrados após o ajuste aos dados	71
FIGURA 29 – Janela de ajuste do modelo ARX	71
FIGURA 30 – Esquema da estratégia de controle offline: (a) Controle offline pelo método convencional; (b) Controle offline baseado no desacoplamento pela ICA	74
FIGURA 31 – Proposta de Controle para a planta de 1,2 – EDC	75
FIGURA 32 – Sintonia automática de controladores	76
FIGURA 33 – Esquema da estratégia de controle online: (a) Controle online pelo método convencional; (b) Controle online baseado no desacoplamento pela ICA	78
FIGURA 34 – Proposta de Controle 1A para a planta de 1,2 – EDC	79
FIGURA 35 – Proposta de Controle 2A para a planta de 1,2 – EDC	80
FIGURA 36 – Temperatura do 1º estágio da coluna	85
FIGURA 37 – Composição de CCl_4 da corrente de base	85
FIGURA 38 – Composição de CHCl_3 da corrente de base	85
FIGURA 39 – Pressão de topo da coluna	86
FIGURA 40 – Nível da fase orgânica	86
FIGURA 41 – Nível da fase aquosa	87
FIGURA 42 – Nível do sump	87
FIGURA 43 – Composição de 1,2 - EDC no destilado	88
FIGURA 44 – Nível da fase orgânica	89
FIGURA 45 – Composição do 1,2 - EDC no destilado	89
FIGURA 46 – Nível da fase orgânica	90
FIGURA 47 – Composição do 1,2 - EDC no destilado	90
FIGURA 48 – Nível do sump	91
FIGURA 49 – Composição do CCl_4 na base	92
FIGURA 50 – Nível do sump	93
FIGURA 51 – Composição do CCl_4 na base	93
FIGURA 52 – Sinais Branqueados	94
FIGURA 53 – Variáveis separadas pelo ICA	95
FIGURA 54 – Evolução da separação das variáveis após o branqueamento – (a) y_1 ; (b) y_2 ; (c) y_3 ; (d) y_4 ; (e) y_5	96
FIGURA 55 – Respostas transientes aos modelos FT	100

FIGURA 56 – Respostas transientes aos modelos arx441 e arx331	102
FIGURA 57 – Modelo escolhido	104
FIGURA 58 – Tipos de modelos identificados para o ICA	105
FIGURA 59 – Respostas transientes aos modelos arx441 e arx331	105
FIGURA 60 – Modelo escolhido para o ICA	107
FIGURA 61 – Resposta de 'y1' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1 e 2	108
FIGURA 62 – Resposta de 'y2' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1 e 2	109
FIGURA 63 – Resposta de 'y4' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1 e 2	110
FIGURA 64 – Resposta de 'y3' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1 e 2	111
FIGURA 65 – Resposta de 'y1' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1A e 2A	112
FIGURA 66 – Resposta de 'y2' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1A e 2A	113
FIGURA 67 – Resposta de 'y3' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1A e 2A	114
FIGURA 68 – Resposta de 'y4' após sintonia de controladores nas malhas de controle 1A e 2A	114

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Sintonia de Ziegler- Nichols.....	44
Tabela 2 – Variáveis de entrada e saída do processo.....	56
Tabela 3 - Dados Operacionais.....	56
Tabela 4 - Dados de composição da alimentação.....	56
Tabela 5 - Amplitude do sinal PRBS.....	58
Tabela 6 - Variáveis de entrada e tipos de sinais aplicados.....	61
Tabela 7 - Pareamento entre VM's e CV's na malhas de controle.....	73
Tabela 8 – Valores de referência para as variáveis controladas.....	77
Tabela A1 – Modelos matemáticos (CASO 1).....	123
Tabela A2 – Modelos matemáticos (CASO 2).....	124

SIMBOLOGIA

A	Matriz de mistura
A_b	Matriz branqueada
A^{-1}	Matriz inversa de A
A^T	Matriz transposta de A
A_{ij}	Coefficiente que pondera a mistura dos sinais
Kc	Ganho do controlador
D	Matriz Diagonal
EVD	Autovetores
E [.]	Esperança ou valor esperado
FC1	Controlador da vazão de alimentação
FC2	Vazão de Retirada de leves
FC3	Controlador da vazão de 1,2 EDC
FC4	Controlador da vazão de refluxo
G (.)	Função não-linear e não-quadrática
G' (.)	Derivada primeira de G
HCU	Vazão de retirada de leves
I	Matriz identidade
J_G	Função da negentropia
k4	Cumulante de quarta ordem
k3	Cumulante de terceira ordem
Kurt (.)	Curtose
LC3	Controlador de nível da fase orgânica do vaso de refluxo
LC3.SPRemote	setpoint do nível da fase orgânica
M	Matriz ortogonal
PID	Controlador proporcional, integral, derivativo
$p_i(y_i)$	Função densidade de probabilidade;

Q	Matriz de transformação linear para o branqueamento
Qreb	Carga Térmica
SumpLC.SPRemote	setpoint do nível do sump
$s_j(t)$	Componentes originais geradas na entrada do processo;
T1301	Coluna de secagem do 1,2 EDC
T1301_SumpLC	Controlador do nível do <i>sump</i>
U1	vazão de alimentação
U2	vazão de HCU
U3	SumpLC. SPremote
U4	LC3.SPremote
U5	carga térmica
W	Matriz de separação
w^+	Novo vetor w
w^T	Vetor w transposto
$x_i(t)$	Componentes misturadas
$y_i(t)$	Variáveis aleatórias independentes recuperadas;
Ygauss	Variável aleatória com distribuição gaussiana
y1	Composição de 1,2 EDC no destilado
y2	Composição de CCl_4 na base da coluna
y3	Nível da fase orgânica do vaso de refluxo
y4	Nível do <i>sump</i> da coluna
y5	Pressão do topo da coluna
$z_i(t)$	Componentes branqueadas

LETRAS GREGAS

τ_D	Tempo derivativo
μ	Média
Σ	Desvio padrão
V	Variável aleatória gaussiana de média zero e variância 1

NOMENCLATURAS

Arx	modelo autoregressivo com extradas exógenas
Armax	modelo autoregressivo de média móvel com entrada exógena
Bj	modelo Box-Jenkins
CV	variável controlada
CV's	variáveis controladas
CCl ₄	tetracloroeto de carbono
CHCl ₃	Clorofórmio
ELV	equilíbrio líquido-vapor
FT ou (tf)	função de transferência
f.d.p	função densidade de probabilidade
HCl	ácido clorídrico
ICA	análise de componentes independentes
MVC (C ₂ H ₃ Cl)	cloreto de vinila
MPC	Controle Preditivo Baseado em Modelo
Oe	modelo de erro na saída
PCA	f.d.p
TLC	teoria central do limite
v.a	variável aleatória
VM	variável manipulada
1,2 – EDC (C ₂ H ₄ Cl ₂)	1,2 dicloroetano

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO	18
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO	19
1.2. OBJETIVOS E ORGANIZAÇÃO DA TESE	22
1.3. CONTRIBUIÇÕES	23

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	25
2.1. ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES	26
2.1.1. DEFINIÇÃO DO MODELO	26
2.1.2. RESTRIÇÕES	29
2.1.2.1. INDEPENDÊNCIA ESTATÍSTICA	30
2.1.2.2. NÃO-GAUSSIANIDADE DAS VARIÁVEIS	31
2.1.3. PRÉ-PROCESSAMENTO	32
2.1.3.1. CENTRALIZAÇÃO	33
2.1.2.2. BRANQUEAMENTO	33
2.1.4. MAXIMIZAÇÃO DA NÃO-GAUSSIANIDADE	35
2.1.5. ALGORITMO DE SEPARAÇÃO - FASTICA	38
2.1.6 . CALCULANDO MAIS DE UMA COMPONENTE INDEPENDENTE	39
2.1.6.1. ORTOGONALIZAÇÃO DEFLACIONÁRIA	40
2.1.6.2. ORTOGONALIZAÇÃO SIMÉTRICA	41
2.2. CONTROLE EM COLUNAS DE DESTILAÇÃO	41

CAPÍTULO 3

ESTADO DA ARTE	45
-----------------------	-----------

CAPÍTULO 4

ESTUDO DE CASO	48
4.1. DESCRIÇÃO DO PROCESSO	49
4.1.1. DESCRIÇÃO DA OPERAÇÃO DA COLUNA DE PURIFICAÇÃO DO 1,2 EDC	50
4.2. O PROBLEMA	52

CAPÍTULO 5

METODOLOGIA	53
5.1. TESTES EM MALHA FECHADA NA PLANTA DE 1,2 EDC EM AMBIENTE ASPEN DYNAMICS	54
5.2. COMUNICAÇÃO ASPEN PLUS DYNAMICS™ X SIMULINK / MATLAB®	59
5.3. APLICAÇÃO DO ALGORITMO ICA	63
5.4. IDENTIFICAÇÃO DOS MODELOS DO PROCESSO	66
5.4.1. DETERMINAÇÃO DA ESTRUTURA DO MODELO E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS	67
5.5. PROPOSTAS DE CONTROLE	72
5.5.1. CONTROLE CONVENCIONAL	76
5.5.2. CONTROLE UTILIZANDO O ICA COMO DESACOPLADOR	77
5.5.3. APLICAÇÃO DAS PROPOSTAS DE CONTROLE NA PLANTA DE 1,2 EDC	77

CAPÍTULO 6

RESULTADOS E DISCUSSÕES

	83
6.1. RESPOSTA AOS TESTES EM MALHA FECHADA	84
6.1.1. VAZÃO DE ALIMENTAÇÃO	84
6.1.2. VAZÃO DE REFLUXO	88
6.1.3. VAZÃO DE DESTILADO (HCU)	89
6.1.4. CARGA TÉRMICA	91
6.1.5. VAZÃO DE BASE (1,2 EDC)	92
6.2. SEPARAÇÃO DAS COMPONENTES PELO ICA	93
6.3. MODELOS IDENTIFICADOS PARA O PROCESSO	98
6.3.1. CASO 1	99
6.3.2. CASO 2	104
6.4. ANÁLISE DAS PROPOSTAS DE CONTROLE	108
6.4.1. CONTROLE OFFLINE	108
6.4.2. CONTROLE ONLINE	111

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	115
--	------------

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

118

APÊNDICES

APÊNDICE A

	123
TABELA A1 - MODELOS MATEMÁTICOS (CASO 1)	123
TABELA A2 - MODELOS MATEMÁTICOS (CASO 2)	124

APÊNDICE B

<i>ARTIGO APRESENTADO E PUBLICADO NO COBEQ 2014</i>	126
<i>ARTIGO APRESENTADO NO CILAMCE 2014</i>	128
<i>ARTIGO APRESENTADO E PUBLICADO NO AICHE 2014</i>	129

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo apresenta a estruturação desta tese, bem como uma revisão bibliográfica introdutória sobre a análise de componentes independentes (ICA) e o controle em colunas de destilação. Este trabalho analisará o desempenho da técnica ICA quando aplicada a uma coluna de destilação.

1.1. Contextualização

A busca contínua por melhorias nas plantas industriais está associada com a grande concorrência do mercado, a necessidade de aumentar cada vez mais as margens de lucro e a segurança operacional. O caminho mais eficiente para obter lucros das plantas industriais dependerá dos aspectos de automação e do processo decisório. ENGELL (2007) mostrou que o propósito de um sistema de controle não é somente manter as variáveis em seus *setpoints*, mas, além disto, é operar a planta maximizando o retorno econômico na presença de perturbações no processo.

A fim de reduzir os problemas relacionados a forte interação existente nos processos industriais, a incorporação de dispositivos de inteligência artificial nos processos produtivos vem apresentando uma tendência crescente nos últimos anos. A aplicação destes sistemas no monitoramento, diagnósticos e manutenção do bom desempenho dos equipamentos tem alcançado resultados satisfatórios em relação aos procedimentos executados apenas com operadores humanos. O uso destes dispositivos como auxiliares na tomada de decisão, favorece a redução do custo do ciclo de vida dos equipamentos, aumenta a eficiência em manutenção, melhora a segurança nas operações.

Nas indústrias químicas, um dos equipamentos que requer maior atenção são as colunas de destilação, pois na maioria das indústrias de transformação 80% do custo operacional energético é devido a esta operação unitária (DELGADO *et al.*, 2012; GIL *et al.*, 2012; MODLA, 2013; CHEN e LEI, 2013).

Além da desvantagem de apresentar alto consumo de energia, se a mistura apresentar comportamento não ideal em relação ao equilíbrio de fases, poderá haver formação de azeótropo, onde a fase líquida e a fase vapor apresentam a mesma composição, o que impede a separação

dos componentes através da destilação convencional e normalmente elas são separadas por destilação extrativa ou destilação azeotrópica.

A ocorrência de azeótropos na indústria química é um fato relativamente comum. Como característica principal, a destilação azeotrópica apresenta grande sensibilidade a perturbações, as quais podem resultar em deterioração dos produtos, múltiplos estados estacionários e grande dificuldade para retornar a operação normal. A solução mais abordada para minimizar transientes de operação é a implementação de técnicas avançadas de controle, no entanto, mesmo com a utilização de algoritmos complexos, ainda observa-se um tempo elevado para que o processo rejeite uma perturbação. Essa dificuldade de estabilização nos processos deve-se a forte interação entre as variáveis e é inerente aos processos multivariáveis.

O monitoramento e o diagnóstico de processos tornam-se muito importantes em uma indústria química, devido o aumento da complexidade de operação e o controle multimalhas. Um aspecto importante do funcionamento seguro da planta industrial não é apenas a rápida detecção de falhas, perturbações exteriores, ou outros efeitos especiais, mas também, o diagnóstico dos fatores que causam esses eventos.

Em muitas situações práticas é necessário o uso de sensores para coletar informações, nas quais geralmente há o problema de os sinais fornecidos pelos sensores serem misturados dos sinais (fontes) desejados. Além disso, em geral, não há como observar as fontes diretamente, nem é conhecida a forma como as fontes foram misturadas. Esse problema é conhecido como o problema da Separação cega de fontes (BSS) (MORETTO, 2008).

Um dos métodos mais difundidos para BSS é a Análise de componentes independentes (ICA). O ICA é uma técnica aplicada na separação de fontes desconhecidas, que se baseia no uso de estatísticas de ordem superior, para estimar cada uma das fontes por meio da observação de diversas misturas geradas a partir destas fontes (SILVA, 2009).

A ICA foi desenvolvida inicialmente para lidar com problemas relacionados com o *Cocktail Party* (cenário onde várias pessoas conversam ao mesmo tempo em uma sala e microfones capturam as misturas das vozes), porém, atualmente a técnica vem sendo aplicada a diversos tipos de processos. Essa técnica é capaz de recuperar um conjunto de fontes, a partir de dados multidimensionais, sendo essas estatisticamente independentes e não-gaussianas.

O problema do *Cocktail party* consiste, então, em aplicar um método de separação para encontrar o sinal de voz de cada uma das pessoas e da música, a partir dos sinais misturados

obtidos pelos sensores. O problema do *Cocktail party* foi, primeiramente, mencionado em 1953 por CHERRY (1953), no contexto da capacidade humana de reconhecimento de mensagens de voz. Desde então muitos autores têm buscado novas formas de representar esse problema (EBATA, 2003; LEE *et al.*, 1998; HAYKIN e CHEN, 2005).

Inicialmente, a ICA foi criada para lidar com problemas semelhantes ao problema do *Cocktail party*. Entretanto, existem vários estudos em diversas áreas do conhecimento com aplicações muito interessantes como, por exemplo, telecomunicações (CHEVALIER *et al.*, 2004); FENG e KAMMEYER, 1998; ZARGOSO, 2003; GUPTA e SANTHANAM, 2004), biomedicina (JAMES *et al.*, 2002; HE *et al.*, 2006; WISBECK, 1998), processamento de voz (MURATA e IKEDA, 1998; CHIEN e CHEN, 2006), processamento de áudio e imagem (VINCENT *et al.*, 2006); MITIANOUDIS e DAVIES, 2004); ASANO *et al.*, 2003) e processos industriais (LI *et al.*, 2010); LIMA, 2009).

Embora sejam encontrados trabalhos recentes sobre a utilização do ICA em processos industriais, apenas dois trabalhos foram encontrados em processos envolvendo colunas de destilação até o presente momento.

No trabalho de BO *et al.* (2010), foi aplicado um método integrado baseado em Análise de componentes independentes – Máquina de vetores de suporte (ICA-SVM) usado para detectar e diagnosticar perturbações em um processo de craqueamento para separação do Butadieno. Devido a complexidade existente no processo de destilação indústria, por apresentar características não-gaussianas, as estatísticas do ICA detectaram maiores informações do tipo de distúrbios aplicados na separação do que as estatísticas do PCA.

CHEN *et al.* (2013), demonstraram que técnicas baseadas em ICA utilizadas no monitoramento do processo de separação de ar criogênico, apresentou um diagnóstico de falhas no processo bem mais satisfatórios quando comparados a aplicação da técnica PCA no mesmo processo.

O presente trabalho propõe a utilização da técnica ICA em plantas de destilação de alta pureza, que permite assim, a eliminação sobre a forte interação existente entre as variáveis presentes no processo, o que vem facilitar por parte dos operadores na planta a tomada de decisão no momento de realizar qualquer controle de variáveis no processo. Além disso, o trabalho estabelece uma estratégia de controle para as composições de topo e base da coluna de destilação de alta pureza da etapa de purificação do 1,2 - EDC da planta comercial de produção de MVC.

A coluna de destilação em estudo nesse trabalho apresenta algumas particularidades, como por exemplo, trata-se de uma destilação multicomponente de alta pureza, onde a mistura apresenta um comportamento azeotrópico não convencional. Devido a alta pureza, na maioria dos casos, o desacoplamento só consegue reduzir a interação entre as variáveis a nível básico da pirâmide de controle. De acordo com MORILLA *et al.* (2013), o controle simultâneo das composições de topo e fundo nesse tipo de coluna é um problema complexo, devido ao acoplamento inerente das duas variáveis de saída com as variáveis de entrada.

VASCONCELOS (2006), concluiu que a melhor estratégia de controle seria o *feedforward*, controlando as composições de base de uma coluna de destilação de alta pureza não-convencional. Assim ele obteve o controle da composição do Clorofórmio estabilizando a composição de tetracloreto de carbono na base.

De acordo com BARROSO (2014), a utilização do controle preditivo baseado no controle preditivo baseado em modelo (MPC), na estratégia de controle para composições de topo e base de uma coluna de destilação de alta pureza apresentou um melhor desempenho, quando comparado ao método convencional para a estratégia de controle em uma coluna de destilação de alta pureza não convencional.

1.2. Objetivos e Organização da Tese

Este trabalho de tese tem como objetivo geral o desenvolvimento de uma estratégia de desacoplamento multivariável em malhas de controle usando técnica de separação de sinais baseada em estatística de ordem superior.

A arte em estudo foi uma coluna de destilação multicomponente de alta pureza, que apresenta um comportamento azeotrópico não-convencional. A referida coluna faz parte do sistema de purificação do 1,2 Dicloroetano (1,2 – EDC) de uma planta comercial de produção do cloreto de vinila (MVC). Os principais problemas relacionados à coluna em estudo são:

- Dificuldade de estabilização da concentração de um dos componentes de interesse (de ponto de ebulição intermediário) no produto de base;
- Sensibilidade a perturbações, as quais podem resultar em deterioração dos produtos;
- Forte acoplamento entre as variáveis, que implica em uma dificuldade maior de estabelecer o controle dessas variáveis na saída do processo;

Onde, os objetivos específicos são necessários:

- Implementar a comunicação Aspen Plus DynamicsTM x Simulink / Matlab[®]
- Aplicar a técnica ICA para promover a separação das variáveis e obter a matriz de separação;
- Identificar os modelos que regem o processo do estudo em questão;
- Implementar a matriz de separação da ICA na estrutura de controle de uma coluna de destilação;
- Comparar o desempenho do sistema de controle convencional com a estratégia de desacoplamento baseado em ICA.

No Capítulo 2 é realizada uma Fundamentação teórica abordando os principais aspectos tratados na tese, o que inclui a técnica da Análise de componentes independentes como forma de eliminar o forte acoplamento existente em processos que apresentam forte acoplamento entre as variáveis, além de tratar sobre o controle realizado em colunas de destilação. No Capítulo 3 é apresentada a descrição do problema, assim como os principais aspectos que levaram a aplicação da técnica ICA à coluna de destilação em estudo na tese.

No Capítulo 4 é abordada a Metodologia desenvolvida durante a realização do trabalho, tal como: Testes em malha fechada em ambiente Aspen Plus DynamicsTM; Comunicação Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®]; Aplicação da técnica ICA; Modelagem matemática e as Propostas de Controle. O Capítulo 5 apresenta os principais resultados obtidos a partir do uso do procedimento desenvolvido, onde as discussões, interpretações e análises são delineadas. Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões obtidas com a realização do trabalho de tese assim como as sugestões para trabalhos futuros.

1.3. Contribuições

As contribuições dessa tese de doutorado são no sentido de utilizar uma nova ferramenta de desacoplamento multivariável em malhas de controle, a técnica utilizada na separação de sinais é baseada em estatística de ordem superior.

Através dos testes na planta pôde-se entender melhor o processo, percebendo assim qual o emparelhamento mais adequado entre as variáveis controladas e manipuladas, e com isso, estabelecer uma melhor estrutura de controle.

Uma outra contribuição do trabalho foi a utilização da comunicação entre os simuladores Aspen Plus Dynamics™ e o *Simulink/ Matlab*®, que permitiu capturar os dados da dinâmica do processo produzida em Aspen Plus Dynamics™ por meio do *Matlab*®, e aplicar a técnica de separação neste próprio ambiente, sem que houvesse necessidade de salvar os dados em um outro local, tal como o Excel, para depois importá-los.

A técnica ICA permitiu obter a separação de sinais, tornando as variáveis independentes, e com isso, obter um melhor desempenho do sistema de controle quando comparado ao método convencional de controle utilizado em grande parte dos processos industriais.

Fora as contribuições anteriormente mencionadas como fruto do trabalho, foi possível ainda observar através de etapas auxiliares, artigo publicado nos anais do XX Congresso Brasileiro de Engenharia Química – Apêndice B, onde o desempenho da estratégia de controle utilizando desacopladores convencionais apresentou desempenho inferior quando comparado a mesma estratégia utilizando a matriz de separação para desacoplamento das variáveis.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo foi elaborado com intuito de apresentar os fundamentos teóricos relacionados ao presente trabalho, de forma a obter clareza na organização das ideias, e permitir uma fácil compreensão dos conceitos envolvidos no que diz respeito à revisão bibliográfica. Com isso, é feita uma abordagem sobre a técnica de separação de variáveis utilizada como forma de desacoplamento em processos que apresentam forte interação, além de apresentar as principais formas de controle utilizadas em colunas de destilação.

2.1. Análise de Componentes Independentes

O monitoramento e o diagnóstico de processos tornam-se muito importantes em uma indústria química, devido o aumento da complexidade de operação e o controle multimalhas. Em muitas situações práticas é necessário o uso de sensores para coletar informações, nas quais geralmente há o problema dos sinais fornecidos pelos sensores serem misturados dos sinais (fontes) desejados.

Além disso, em geral, não há como observar as fontes diretamente, nem é conhecida a forma como as fontes foram misturadas. Segundo MORETTO (2008), esse problema é conhecido como o problema da Separação cega de fontes (BSS). Um dos métodos mais difundidos para BSS é a Análise de componentes independentes (ICA).

2.1.1. Definição do Modelo

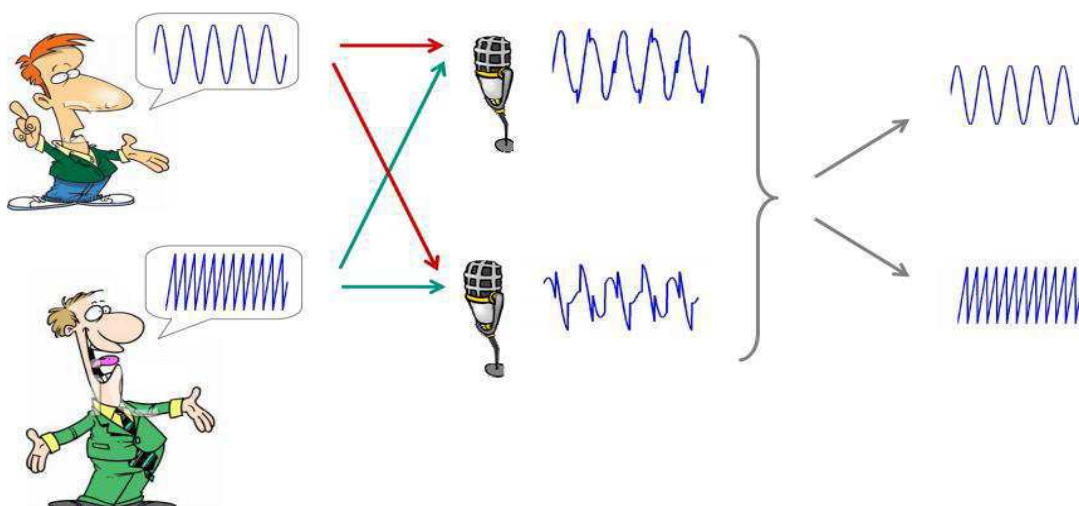
O principal objetivo da ICA é encontrar uma representação linear de dados não gaussianos, minimizando a dependência estatística entre eles de forma que os componentes resultantes sejam estatisticamente independentes, ou tão independentes quanto possível.

O que diferencia a ICA das outras técnicas existentes é justamente o fato dela trabalhar com componentes que são ao mesmo tempo não gaussianos e estatisticamente independentes. Esta representação pode ser usada para capturar a estrutura das componentes, ou dados, em várias aplicações como extração de características ou separação de sinais.

Ou seja, esta técnica contribui para a redução do acoplamento existente entre um conjunto de variáveis presentes em um determinado sistema. Um dos problemas mais ilustrativos para ilustrar a separação de fontes é o *cocktail-party problem* (DUARTE, 2006).

Nesse problema ilustrativo, duas pessoas encontram-se conversando em uma sala, além disso, dois microfones foram posicionados em dois pontos distintos da sala, conforme pode ser verificado na Figura 1. Cada microfone grava uma amostra da conversa ao longo do tempo, que podem ser expressos como $x_1(t)$ e $x_2(t)$. Essas amostras são, portanto, misturas das falas de cada pessoa.

Figura 1 Ilustração do Cocktail Party Problem – Processo de Mistura e Separação



Fonte: Duarte (2006)

Cada microfone gera um sinal de saída que é a mistura dos sinais presentes na sala x_i . Onde os sinais ou fontes individuais s_j , são: as vozes das pessoas, ruído de fundo e música, ponderados por efeitos presentes no meio de propagação, no caso, o ar (a_{ij}).

Neste contexto, o que se deseja conseguir é, a partir dos sinais misturados capturados pelos microfones, o sinal individual emitido por cada um, ou seja, conseguir separar cada uma das vozes presentes na mistura para que possam ser verificadas individualmente.

O problema citado acima pode ser representado da seguinte maneira: seja $x_i(t)$ o sinal que cada microfone i captou no momento t e $s_j(t)$ o sinal original emitido por um interlocutor j no

mesmo instante t . Assim, se for considerada uma situação com dois interlocutores e dois microfones capturando o diálogo obtém-se as Equações 1 e 2:

$$x_1(t) = a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) \quad (1)$$

$$x_2(t) = a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) \quad (2)$$

Sendo a_{ij} um coeficiente que pondera a mistura dos sinais (por exemplo, distância do microfone, tempo de propagação do som, etc.). Assume-se que tais coeficientes são desconhecidos, pois não é possível determinar seus valores sem conhecer a estrutura física exata do ambiente. A fim de se facilitar a notação, as equações (1) e (2) podem ser reescritas na forma vetorial como segue:

$$x = A \cdot s \quad (3)$$

Nota-se que x e s são vetores coluna e A , neste caso, é uma matriz quadrada. O objetivo da ICA é, portanto, a partir apenas dos sinais capturados x obter os sinais individuais s . Se a matriz de mistura A fosse conhecida, o problema poderia ser resolvido simplesmente calculando-se a sua inversa e obtendo novamente os sinais originais da seguinte forma:

$$s = A^{-1} \cdot x \quad (4)$$

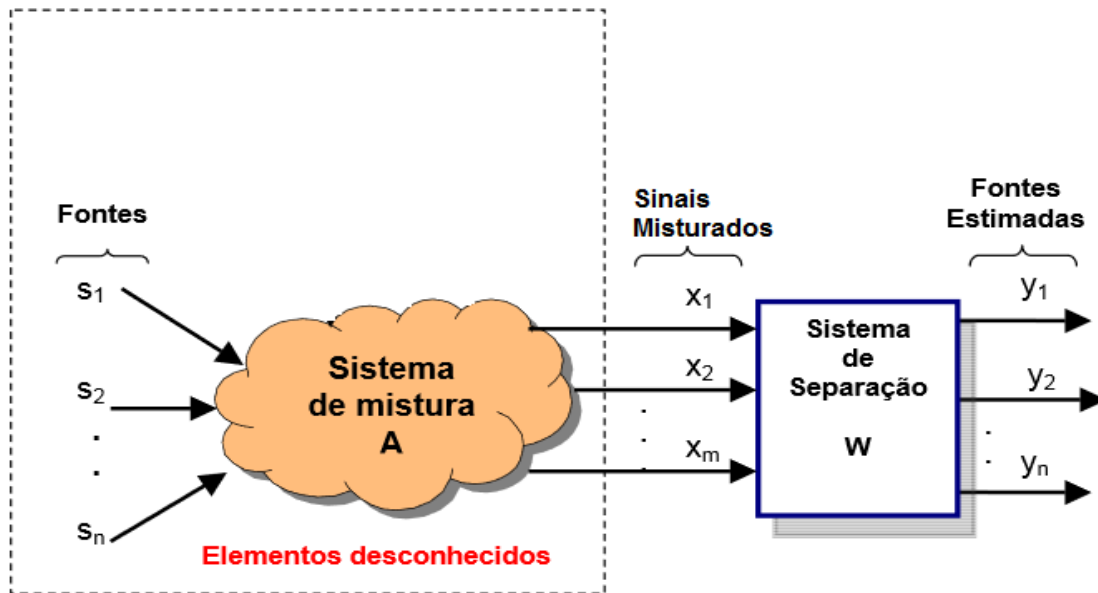
Tanto a matriz de mistura quanto os sinais originais são desconhecidos, o que torna a sua resolução mais difícil. Na prática, é necessário a utilização de um algoritmo de aproximação para obter-se uma boa estimativa da inversa da matriz de mistura.

Seja então W uma aproximação da matriz inversa de A . Para que W possa ser estimada, basta que as fontes originais que geraram os sinais sejam independentes e não-gaussianas. Segundo HYVARINEN (2001), se apenas estas suposições forem verdadeiras, é possível calcular a matriz W procurada. Com isso, pode-se redefinir o problema de encontrar os Componentes Independentes como mostra a Equação 5.

$$y = W \cdot x \quad (5)$$

Sendo y o vetor de Componentes Independentes que aproxima s . Na Figura 2 é possível observar uma representação esquemática da representação do ICA na separação de fontes.

Figura 2 Processo de Mistura e Separação através do ICA



Fonte: (Cichocki, 2002)

Uma das maneiras de se obter a matriz W desejada é calcular a matriz que maximiza a não-gaussianidade do vetor y . A ideia desse método de resolução está relacionada ao Teorema Central do Limite (TLC) (HYVARINEN, 2001; MAGALHÃES, 2005) da estatística, que garante que a distribuição de uma mistura de até mesmo duas variáveis aleatórias é mais gaussiana do que a distribuição individual de cada uma, assim, quanto menos gaussiana for a distribuição, menor será a mistura existente nos Componentes independentes estimados e, portanto, no valor da máxima não-gaussianidade, os componentes serão os mais independentes possíveis, se assemelhando ao máximo aos sinais originais das fontes.

2.1.2. Restrições

Para assegurar que o modelo básico utilizado na análise de componentes independentes possa ser estimado, as seguintes restrições devem ser consideradas.

- As fontes são estatisticamente independentes entre si;
- No máximo uma fonte apresenta distribuição *gaussiana*.

2.1.2.1. Independência Estatística

Como o próprio nome do algoritmo ICA diz, a primeira restrição é a independência estatística das fontes. As variáveis aleatórias y_1, y_2, \dots, y_N são ditas estatisticamente independentes se a informação do valor de y_i não fornece qualquer informação a respeito do valor de y_j , para $i \neq j$. Matematicamente, a independência estatística das variáveis aleatórias y_1, y_2, \dots, y_n ocorre quando a seguinte condição vista na Equação 6 é estabelecida (PAPOULLIS e PILLAI, 2002):

$$p(y_1, y_2, \dots, y_n) = p_1(y_1)p_2(y_2)\dots p_n(y_n) \quad (6)$$

Onde, $p(y_1, y_2, \dots, y_n)$ corresponde à função densidade de probabilidade (f.d.p) conjunta das variáveis envolvidas e $p_i(y_i)$ representa a função densidade de probabilidade marginal de y_i . A Equação 6 pode ser utilizada para definir a propriedade mais importante das variáveis aleatórias independentes, ou seja:

$$E[g(y_1), \dots, g(y_n)] = E[g(y_1)]E[g(y_2)]\dots E[g(y_n)] \quad (7)$$

onde $g(\cdot)$ são funções não lineares quaisquer.

A partir da Equação 7 pode-se verificar que se uma determinada variável aleatória independente sofrer uma transformação não-linear a condição de independência não é afetada. Uma forma de independência é a não-correlação. Um conjunto de 'n' variáveis aleatórias (v.a) é dito ser não correlacionado se sua covariância é igual a zero, como definido na Equação 8.

$$E[y_1, \dots, y_n] - E[y_1]E[y_2]\dots E[y_n] = 0 \quad (8)$$

Como base nas Equações 6 e 8 pode-se comprovar que se as variáveis aleatórias são estatisticamente independentes, elas são não correlacionadas, mas a não correlação não implica em independência. O único caso em que não correlação implica em independência estatística ocorre quando as v.a. são gaussianas, uma vez que estas variáveis são completamente descritas por suas estatísticas de segunda ordem (PAPOULLIS, 1991).

Como a não correlação não garante a independência, ela também não pode garantir a separação em componentes independentes. Assim, para garantir a separação é necessário recorrer as estatísticas de ordem superior. A utilização de estatísticas de ordem superior, por sua vez, faz com que a separação, utilizando ICA, somente seja garantida para no máximo uma fonte

gaussiana. Não obstante, como a independência estatística implica na não correlação, a maioria dos métodos de ICA restringe o problema da estimativa de fontes originais de tal forma que os componentes independentes estimados sejam sempre não correlacionados. O procedimento de não correlação reduz o número de parâmetros livres a serem determinados na separação, simplificando o problema.

2.1.2.2. Não-Gaussianidade das Variáveis

A segunda restrição com relação às fontes, é que devem possuir distribuições não-gaussianas. Para a realização da ICA é necessário que os componentes independentes sejam não gaussianos ou que no máximo um dos componentes seja gaussiano. Considere, por exemplo, um sistema de mistura (2x2) ortogonal e duas fontes gaussianas (s_1 e s_2).

Assim, os sinais misturados resultantes (x_1 e x_2) são gaussianos, não correlacionados e tem variância unitária. Como a f.d.p. conjunta de (x_1 e x_2) é simétrica, ela não contém nenhuma informação sobre a matriz de mistura A . Como verificado por HYVARINEN (1997), a matriz A não pode ser estimada, se mais do que uma das fontes originais for gaussiana. De forma mais rigorosa, pode-se comprovar que a distribuição das variáveis gaussianas não é afetada por qualquer transformação ortogonal e, que as variáveis são independentes. Assim, para variáveis gaussianas, pode-se apenas estimar o modelo para ICA a menos de uma transformação ortogonal. Isto confirma e reforça a afirmação de que a separação em componentes independentes só é possível se no máximo uma fonte original for gaussiana.

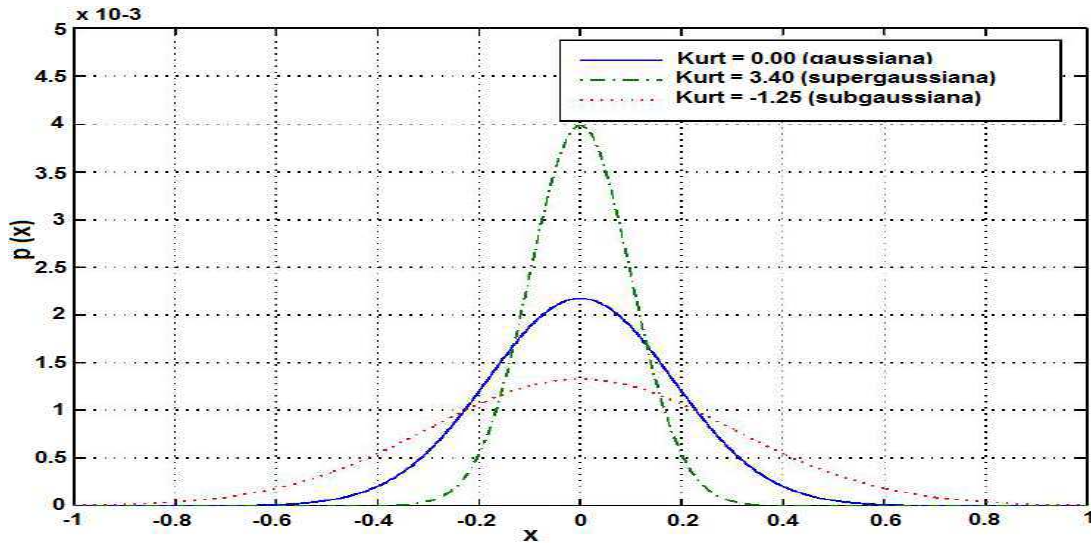
Além disso, é importante reforçar a ideia de que a separação somente é possível pela utilização de estatísticas de ordem superior. Por outro lado, para variáveis não gaussianas, a independência estatística é a principal garantia de que as fontes estimadas serão distintas e com base neste critério são definidas a maioria das estratégias para a separação cega utilizando ICA.

A seguir são apresentadas mais informações sobre as f.d.p(s) gaussianas e não-gaussianas para melhor compreensão das definições. A f.d.p para a distribuição gaussiana ou normal é definida por:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

Onde μ e σ são, respectivamente, a média e o desvio padrão. Uma densidade de probabilidade sub-gaussiana é tipicamente mais plana que a distribuição gaussiana. Por outro lado, a f.d.p. super-gaussiana tem tipicamente extremidades mais prolongadas e picos mais proeminentes que os da distribuição gaussiana, como podem ser visto na Figura 3.

Figura 3 Exemplo de distribuições gaussianas, super-gaussianas e sub-gaussianas



Fonte: Silva (2011)

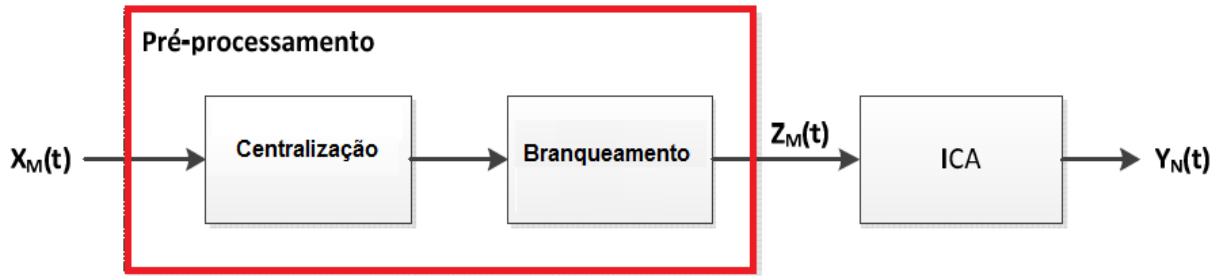
Assim, vários métodos foram desenvolvidos, baseados no princípio de que para variáveis não gaussianas a independência é suficiente para garantir que as fontes estimadas serão distintas, validando desta forma a separação das fontes.

2.1.3. Pré-Processamento

Antes de aplicar o algoritmo ICA é necessário realizar um pré-processamento nos dados de entrada. Isso se deve ao fato de facilitar a convergência do algoritmo e servir de normalização para o cálculo da Negentropia, cuja mede a entropia dos dados analisados, ou seja, quanto mais imprevisível for a variável observada, maior será sua Entropia. Uma variável gaussiana possui a maior Entropia entre variáveis de mesma variância.

O pré-processamento é constituído de duas grandes operações: a Centralização (*Centering*) e o Branqueamento (*Whitening*). A Figura 4 mostra as etapas do pré-processamento do sinal a serem realizadas antes da análise de componentes independentes.

Figura 4 Etapa de Pré-Processamento anterior ao algoritmo ICA



Fonte: Almeida (2012)

2.1.3.1. Centralização

Este tipo de pré-processamento não é obrigatório, no entanto simplifica os dados de entrada para o algoritmo. O processamento inicial é feito pela centralização do vetor $x(t)$. Esse processo é feito subtraindo a média $E[x(t)]$ de cada elemento de $x(t)$, tornando $x(t)$, desta forma, uma variável de média zero. Logo, o vetor dos sinais individuais, $s(t)$, também terá média zero. Após a estimativa da matriz de mistura W , com os dados centralizados, pode-se completar a estimativa adicionando vetor médio de $s(t)$ de volta ao vetor $s(t)$ centralizado.

2.1.3.2. Branqueamento

No branqueamento, também denominado esferamento, $x(t)$ é linearmente transformado em um novo vetor $z(t)$ que é branco e é definido como:

$$z(t) = Q.x(t) \quad (10)$$

onde Q é uma matriz de transformação linear.

O branqueamento faz com que os componentes de $z(t)$ sejam não correlacionados e que sua matriz de covariância seja unitária, ou seja, igual à identidade. Portanto, se Q é uma matriz de branqueamento para $x(t)$, então $z(t) = Qx(t)$, é espacialmente branco, seus componentes são não correlacionados e sua variância é unitária. O branqueamento é aplicado, portanto, após a centralização e antes do algoritmo principal e sua aplicação é sempre possível (SILVA, 2011).

Um dos métodos mais simples para branqueamento. Podendo ser empregado com algoritmos de ICA, utiliza a decomposição em autovetores (EVD) da matriz de covariância dos dados medidos, ou seja:

$$E[x(t)x(t)^T] = MDM^T \quad (11)$$

onde M é a matriz ortogonal de autovetores de $E[x(t)x(t)^T]$ e D é a matriz diagonal de seus autovalores. Os dados branqueados $z(t)$ são então obtidos, tais que:

$$z(t) = MD^{-\frac{1}{2}}M^T x(t) \quad (12)$$

Onde a matriz $D^{-\frac{1}{2}}$ é calculada como: $D^{-\frac{1}{2}} = \text{diag}(d_1^{-\frac{1}{2}}, \dots, d_n^{-\frac{1}{2}})$.

É fácil, então verificar que $E[z(t)z(t)^T] = I$, onde I é a matriz identidade, (HYVARINEN, 1997). O branqueamento também transforma a matriz de mistura em uma nova matriz A_b , tal que:

$$z(t) = MD^{-\frac{1}{2}}M^T x(t) \quad (13)$$

$$z(t) = MD^{-\frac{1}{2}}M^T A s(t) \quad (14)$$

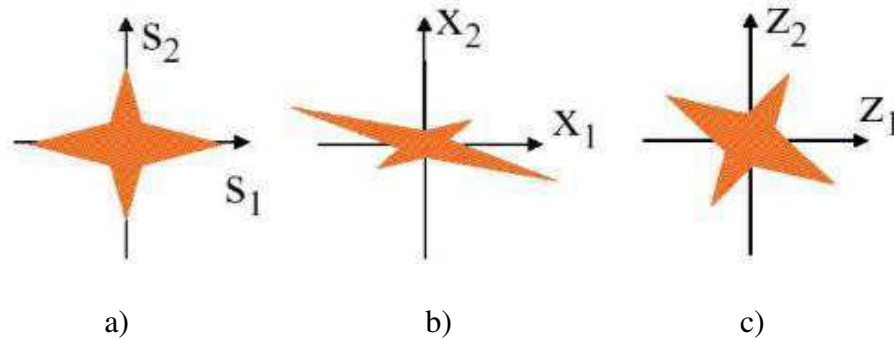
$$z(t) = A_b s(t) \quad (15)$$

Sendo que, a matriz branqueada A_b é uma matriz ortogonal. Por isso, muitas vezes o branqueamento é descrito como uma transformação ou decomposição ortogonal (CARDOSO, 1998). O fato de A_b ser ortogonal reduz o número de variáveis desconhecidas na matriz de mistura A de n^2 para $\frac{n(n-1)}{2}$, (SILVA, 2010). Muitos algoritmos se beneficiam desta afirmação e estimam a matriz de misturas A_b ao invés da matriz A.

Em sistemas de grandes dimensões, uma matriz ortogonal contém aproximadamente metade do número de parâmetros de uma matriz arbitrária. Para grandes dimensões, pode-se dizer que o branqueamento reduz metade do problema da ICA. Uma ilustração do branqueamento pode ser vista na Figura 5. Na Figura 5.a tem-se a f.d.p. conjunta dos componentes independentes $s_1(k)$ e $s_2(k)$, na Figura 5.b pode-se ver a distribuição conjunta dos

sinais medidos $x_1(t)$ e $x_2(t)$ e, finalmente, na Figura 5.c tem-se a distribuição conjunta dos sinais $z_1(t)$ e $z_2(k)$, após o branqueamento.

Figura 5 Efeito do branqueamento: representação da f.d.p



Fonte: Fuentes (2001)

2.1.4. Maximização da Não-Gaussianidade

A ideia principal desse critério é o ajuste do sistema separador de modo que as densidades de probabilidade de cada uma das estimativas das fontes sejam, em algum sentido, as mais distantes possíveis de uma variável gaussiana. Portanto, a estratégia consiste em adaptar a matriz de separação de forma a maximizar a não-gaussianidade dos sinais estimados. Embora não seja evidente, o princípio leva a estimação de sinais independentes entre si, mostrando-se um método apropriado para o ICA. Um dos principais benefícios desta estratégia é a possibilidade de recuperação individual das fontes.

A chave da abordagem via maximização da não-gaussianidade está associada ao Teorema Central do Limite (PAPOULLIS e PILLAI, 2002). Em linhas gerais, o teorema estabelece que o resultado da soma de um conjunto de variáveis aleatórias resulta em uma variável mais próxima de uma gaussiana do que qualquer uma pertencente a este conjunto. Portanto, baseado nesse teorema, as misturas são mais gaussianas do que qualquer uma das fontes. Logo, uma tentativa de ajustar W fundamenta-se justamente na recuperação da não-gaussianidade das estimativas das fontes.

Uma forma clássica de medir a gaussianidade, e, conseqüentemente, a não-gaussianidade de variáveis aleatórias é partir de sua curtose ou cumulante de quarta ordem (PAPOULLIS e PILLAI, 2002), cuja definição para uma variável aleatória de média zero, y , é dada por:

$$k_4(y) = E\{y^4\} - 3[E\{y^2\}]^2 \quad (16)$$

Uma interessante propriedade da curtose é que essa medida é não-nula para a grande maioria das variáveis aleatórias, sendo a gaussiana uma das poucas exceções desta regra. De fato, é usual classificar as distribuições com relação aos valores de suas curtoses: caso $k_4(y) = 0$, diz-se que y possui distribuição gaussiana; caso $k_4(y) < 0$, diz-se que y possui distribuição sub-gaussiana; caso $k_4(y) > 0$, diz-se que y possui distribuição super-gaussiana.

Deste modo, um critério para maximizar a não-gaussianidade pode ser obtido pela maximização do valor absoluto da curtose do sinal estimado, ou seja:

$$\max_w |k_4(y_i)| \quad (17)$$

A curtose apresenta duas importantes propriedades úteis na derivação dos algoritmos de ICA.

$$k_4(y_1 + y_2) = k_4(y_1) + k_4(y_2) \quad (18)$$

$$k_4(\alpha y_1) = \alpha^4 k_4(y_1) \quad (19)$$

Na prática, quanto maior o valor da curtose, maior será a variância devido aos desvios atípicos da distribuição. Devido ao baixo custo computacional e à simplicidade da teoria, a curtose é uma medida amplamente utilizada na estimação de não-gaussianidade nos modelos de ICA. Porém, uma das desvantagens desse método deve-se ao fato de que esta medida é sensível a *outliers*, (MARONNA, 2006).

Há outra opção de medida de não-gaussianidade chamada *negentropia*, que é baseada na teoria da informação. Um dos principais resultados dessa área afirma que, no conjunto de todas as variáveis aleatórias de mesma variância, a variável gaussiana é aquela que possui a maior entropia (COVER e THOMAS, 1991).

A Entropia é um conceito fundamental da Teoria da Informação e avalia o grau de informação que pode ser obtida pela observação de uma variável. Neste sentido, quanto mais imprevisível for a variável observada, maior será sua Entropia. Se uma variável possui uma tendência, ou seja, se há uma grande probabilidade de um evento específico ocorrer, o ganho informacional não é tão grande em cada observação, pois já se espera que este evento altamente

provável ocorra. Uma variável gaussiana possui a maior Entropia entre variáveis de mesma variância.

Logo, uma possível estratégia de maximização da não-gaussianidade seria buscar a minimização das entropias marginais das estimativas das fontes. A *negentropia* de uma variável aleatória y é definida como:

$$J_{Negentropia}(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (20)$$

onde y_{gauss} representa uma variável aleatória com distribuição gaussiana e mesma média e variância de y . Uma vez que a entropia de uma variável aleatória é máxima para a distribuição gaussiana, a negentropia sempre assumirá valores não-negativos, sendo nula somente quando y possuir distribuição gaussiana. Dessa forma, a negentropia fornece uma ideia da distância entre a distribuição de y e a variável gaussiana. A maximização da não-gaussianidade é alcançada pela maximização da negentropia.

A negentropia é uma medida eficiente da não-gaussianidade. Entretanto, ela é difícil de ser calculada porque requer uma estimativa da função densidade de probabilidade. Sendo assim, aproximações mais simples da negentropia se tornam necessárias (HYVARINEN, 1999). Esta pode ser aproximada por meio de cumulantes de ordem superior:

$$J_{Negentropia}(y) \cong \frac{1}{12} k_3^2(y) + \frac{1}{48} k_4^2(y) \quad (21)$$

Onde k_3 e k_4 são, respectivamente, os cumulantes de terceira e quarta ordem de uma variável aleatória y com média nula e variância unitária. A partir destas aproximações obtêm-se meios simples para estimação de negentropia. Outras aproximações podem ser encontradas na literatura. Por exemplo, em HYVARINEN (1999) é proposta uma aproximação não-polinomial dada por:

$$J_G(y) = \alpha(E\{G(y)\} - E\{G(v)\})^2 \quad (22)$$

Onde $G(\cdot)$ é uma função não-linear e não-quadrática, α é uma constante e ' v ' é uma variável aleatória gaussiana de média zero e variância unitária. Como consequência da utilização de uma gaussiana normalizada, é necessário restringir durante a etapa de adaptação, a potência de cada

uma das estimativas das fontes, assumindo, por exemplo, que $E(y_i) = E\{w_i^T x\} = 1$. A precisão da aproximação, no entanto, depende da escolha adequada da função não-linear $G(\cdot)$.

Algumas das mais utilizadas funções normalizadas são a cúbica, tangente hiperbólica e gaussiana, respectivamente como segue:

$$G_1(u) = u^3 \quad (23)$$

$$G_2(u) = \tanh(a_1 \cdot u) \quad (24)$$

$$G_3(u) = u \exp(-a_2 \cdot u^{2/2}) \quad (25)$$

Um dos principais algoritmos que utilizam a aproximação da negentropia para medida de não gaussianidade é o FastICA.

2.1.5. Algoritmo de Separação – FASTICA

FastICA é uma abordagem proposta por HYVARINEN e OJA (1997) utilizada para se estimar o modelo ICA. O algoritmo utiliza a Curtose ou a Negentropia (HYVARINEN, 1999) como medida de não-gaussianidade. A técnica *FastICA* baseia-se na iteração ponto-fixa que maximiza a não gaussianidade do conjunto de variáveis analisadas. É importante notar que o algoritmo encontra somente uma componente independente. Para estimar todas as componentes independentes, é preciso executar o algoritmo para cada componente.

Esse algoritmo é diferenciado pela abordagem e pela função custo utilizada. O algoritmo *FastICA* procura encontrar uma direção, isto é, um vetor cuja projeção $w^T x$ maximiza a função $J_G(w)$, ou seja, uma aproximação da negentropia dada por:

$$J_G(W) = [E\{G(w^T \cdot x)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (26)$$

O algoritmo *FastICA* (HYVARINEN e OJA, 1997) é baseado em uma estratégia iterativa de ponto fixo com o objetivo de determinar de forma sequencial um máximo de componentes não gaussianos. O algoritmo consiste em uma sequência como segue abaixo:

1. Remover o valor médio das observações x (**centralização**);

2. Realizar o **branqueamento** das observações obtendo z ;
3. Escolha de um vetor de peso w ;
4. Considerando:

$w^+ = E\{x.G(w^T .x)\} - wE\{G'(w^T x)\}$, onde G' é a derivada de uma função não quadrática G que é usada na função de contraste para a solução do problema ICA;

5. Fazendo $w = w^+ / \|w^+\|$;
6. Se não houver convergência volta a etapa 4.

De acordo com SILVA (2011), as mais relevantes características dos algoritmos *FastICA* são listadas abaixo:

- Não necessita de ajuste no passo de adaptação comparado com algoritmos baseados em gradiente, se torna mais simples;
- A baixa quantidade de interações, de 5 a 10, que são necessárias na maioria dos casos faz com que o método tenha uma máxima precisão com um pequeno numero de interações;
- O algoritmo encontra diretamente as fontes para praticamente qualquer função não gaussiana, ou seja, não é necessário que seja feita uma distinção entre as fontes com curtoses positivas ou negativas;
- O desempenho do algoritmo pode ser melhorado de acordo com a escolha da função não linear utilizada;
- Pode ser utilizado para identificar os componentes independentes um a um.

2.1.6. Calculando mais de uma componente independente

Como visto anteriormente, o algoritmo *FastICA* apresentado calcula somente uma componente independente por vez. É possível calcular todas as componentes executando o *FastICA* um número de vezes igual ao número de componentes independentes, além de variar o vetor ‘ w ’ inicial. Porém existe o risco de um mesmo máximo local ser calculado mais de uma vez. Para eliminar este problema, é utilizada a propriedade de que os vetores ‘ w_i ’ são ortogonais.

Isto se dá devido a ortogonalidade da nova matriz de mistura A obtida após o branqueamento. Como $A^{-1} = A^T$, os vetores ‘ w_i ’ são as linhas de A^{-1} e as colunas de A^T , portanto, para evitar que um mesmo máximo local seja calculado mais de uma vez, é preciso ortogonalizar

os vetores ‘ w_i ’ a cada iteração do algoritmo. A seguir são descritas duas técnicas comuns de ortogonalização além de suas consequências diretas em relação ao cálculo das componentes independentes.

2.1.6.1. Ortogonalização deflacionária

Um método simples e bastante conhecido na álgebra linear de ortogonalização deflacionária é o método de Gram-Schmidt. A cada iteração o algoritmo *FastICA* calcula um novo vetor ‘ w_p ’ e para ortogonalizá-lo, basta subtrair as projeções $(w_p^t w_j) w_j$, onde $j = 1, \dots, p-1$, dos $p-1$ vetores calculados nas iterações anteriores e então renormalizar w_p . Dessa forma as componentes independentes são calculadas uma a uma, ou seja, sequencialmente. Por esse motivo, o erro de ortogonalização é propagado para as próximas componentes independentes.

Utilizando a ortogonalização deflacionária, os passos para a estimativa das componentes independentes são as seguintes:

1. Escolher um vetor de pesos w inicial (aleatoriamente);
2. Executar uma iteração do algoritmo *FastICA*;
3. Realizar a ortogonalização apresentada na Equação 26;
4. Normalizar w_p ;
5. Se não convergiu voltar ao passo 2;
6. $p \leftarrow p + 1$. Se $p \leq n$, voltar ao passo 1.

$$w_p \leftarrow w_p - \sum_{j=1}^{p-1} (w_p^t w_j) w_j \quad (27)$$

Na ortogonalização deflacionária, as componentes independentes são calculadas uma a uma, por isso tem-se a desvantagem de propagar erros de estimação para componentes subsequentes. Por esse motivo, pode ser interessante uma outra técnica de natureza simétrica de ortogonalização onde as componentes não são mais calculadas sequencialmente, mas sim, paralelamente, ou seja, como as componentes independentes são calculadas todas ao mesmo tempo, não há propagação de erro de estimação.

2.1.6.2. Ortogonalização Simétrica

Na ortogonalização simétrica é realizada uma iteração do algoritmo *FastICA* em cada vetor ‘ w_i ’ em paralelo. Após a iteração principal, todos os vetores ‘ w_i ’ são ortogonalizados usando o método simétrico apresentado nessa seção.

O algoritmo completo da estimativa das componentes independentes utilizando ortogonalização simétrica é dado a seguir:

1. Escolher um vetor de pesos w inicial (aleatoriamente);
2. Executar uma iteração do algoritmo *FastICA* para todos vetores ‘ w_i ’ em paralelo;
3. Realizar uma ortogonalização simétrica nos vetores ‘ w_i ’;
4. Se não convergiu, voltar ao passo 2.

A ortogonalização simétrica pode ser obtida pelo método clássico da raiz quadrada de uma matriz. Dessa forma, a matrix W , formada pelos vetores w_i , é ortogonalizada da seguinte maneira.

$$w \leftarrow (ww^T)^{-1/2} w \quad (28)$$

Assim, em um passo inicial, as ‘ n ’ componentes independentes são computadas em paralelo, usando um dos métodos de ICA, com os vetores w_i inicializados randomicamente. A matriz $W = (w_1, \dots, w_m)^T$ encontrada é então ortogonalizada.

2.2. Controle em colunas de Destilação

A destilação azeotrópica é um processo muito conhecido e difundido. Tradicionalmente, nessa destilação é adicionado um componente, chamado agente de arraste, cuja finalidade é formar um novo azeótropo com um dos componentes inicialmente presentes na mistura. Também é importante que o novo azeótropo formado seja heterogêneo, ou seja, é necessário que sob determinada condição, haja a formação de duas fases líquidas.

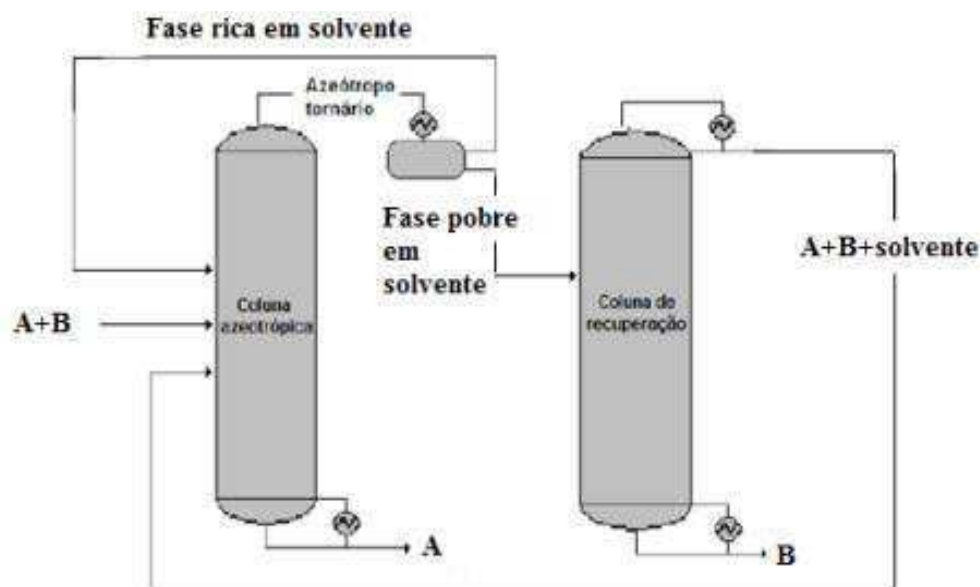
Este novo azeótropo formado é removido como produto de topo ou de base, dependendo do tipo do azeótropo (de mínimo ou de máximo), enquanto que o outro componente puro é removido na extremidade oposta. Uma segunda coluna deve ser utilizada para recuperação do

componente de arraste (JUNQUEIRA, 2000). Uma das possíveis configurações da destilação azeotrópica é ilustrada pela Figura 6.

Entretanto, em algumas situações, não se observa a presença de azeótropo na corrente de alimentação, mas sim uma mistura que tem potencial para formar ponto azeotrópico ao longo da coluna, neste caso específico, o agente de arraste está presente na própria corrente de alimentação.

A ocorrência de azeótropos na indústria química é um fato relativamente comum, como característica principal, a destilação azeotrópica apresenta grande sensibilidade a perturbações, as quais podem resultar em deterioração dos produtos, múltiplos estados estacionários e grande dificuldade para retornar a operação normal.

Figura 6 Processo de destilação azeotrópica com formação de azeótropo heterogêneo.



Fonte: Junqueira (2010)

Dentre as principais utilidades de uma destilação azeotrópica podem ser citadas:

- Necessidade de recuperação e reciclagem eficiente de solventes orgânicos em indústria química;
- Produzir produtos de alta pureza.
- Tornar possível a separação de misturas que pela destilação normal não seria.

Em seu trabalho LUYBEN (2005) estudou um exemplo rotineiro de produção de etanol anidro a partir de uma mistura de etanol e água, utilizando o benzeno como agente de arraste. Durante o trabalho o autor desenvolveu um sistema de controle para o processo que apresenta duas colunas ao todo.

Em seguida o sistema de controle foi analisado frente a perturbações na composição e no fluxo da alimentação da coluna azeotrópica. O autor também enfatiza a dificuldade de convergência nas simulações devido à grande sensibilidade do sistema em questão.

O controle de colunas de destilação é um problema essencialmente multivariável e com inúmeras restrições de operação. O comportamento dinâmico é extremamente não linear e existe um elevado grau de acoplamento entre as variáveis. Em alguns casos, tais condições limitam o uso de técnicas de controle convencionais, do tipo: proporcional, integrativo e derivativo (PID) (LUYBEN,1990; MARLIN, 1995; STEPHANOPOULOS, 1984). Um dos pontos fundamentais para o controle é buscar minimizar o tempo necessário para atender as especificações desejadas do produto (DESHPANDE, 1985).

Em estudos envolvendo a destilação azeotrópica, o desenvolvimento de sistemas de controle, vem ultimamente recebendo uma ênfase maior por parte dos pesquisadores. Isto porque colunas de destilação com comportamento azeotrópico quase sempre apresentam dinâmicas complexas o que acarreta dificuldades na operação destas colunas e na obtenção dos produtos dentro das especificações desejadas.

A maioria dos problemas de controle de processos industriais são resolvidos satisfatoriamente por estratégias convencionais de controle PID. O Controlador PID, é uma técnica de controle de processos, fazendo assim com que o sinal de erro seja minimizado pela ação proporcional, zerado pela ação integral e obtido com uma velocidade antecipativa pela ação derivativa. É baseado na resposta da modelagem matemática de uma malha de processo a ser controlada.

A sintonia dos ganhos de um PID convencional é geralmente um procedimento heurístico, muitas vezes confiado à experiência do operador do processo. Este tipo de ajuste pode consumir excessivo tempo, energia e material, além de não se conseguir resultados satisfatórios em todas as faixas de operação do processo, devido à limitação de desempenho em tais ajustes.

Além do problema da sintonia do controlador PID convencional, muitas vezes, podem ocorrer dificuldades relativas à estabilidade do processo e aos seus parâmetros no decorrer do

tempo. O processo de seleção dos parâmetros do controlador, que garantam dada especificação de desempenho é conhecido como sintonia do controlador. Existem diversos métodos para sintonia destes controladores, dentre eles, o de Ziegler Nichols, que é um dos mais comumente utilizados para tal tarefa. Este método é utilizado tanto para processos instáveis quanto estáveis.

O método consiste em colocar a variável controlada em oscilação constante. O período de oscilação e o ganho crítico que gerou a oscilação permite calcular as ações de controle a ser ajustada no controlador. O procedimento em malha fechada segue os seguintes passos:

- 1 – Deixar o sistema em suas condições de operação no projeto;
- 2 – Usando um controlador apenas proporcional (P), definir um valor inicial baixo de K_c (ganho proporcional) e introduzir uma pequena perturbação no *setpoint*;
- 3 – Aumentar progressivamente o valor de K_c para a mesma perturbação, até obter uma saída cíclica contínua, que é uma saída oscilatória sustentada com uma amplitude constante.

Esse último ganho, K_u , é o limite da estabilidade do sistema com um controlador P e o período da oscilação sustentada é P_u . Essas duas medidas são utilizadas no cálculo dos parâmetros do controlador, como apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 Sintonia de Ziegler- Nichols

	K_c	τ_I	τ_D
Proporcional (P)	$\frac{K_u}{2}$	0	0
Proporcional – Integral (PI)	$0,45K_u$	$\frac{P_u}{1,2}$	0
Proporcional – Integral – Derivativo	$0,6K_u$	$0,5P_u$	$0,125P_u$

Entretanto, não existe uma estratégia única que seja adequada a todo tipo de coluna, dependendo se o interesse for pelo controle de qualidade de ambos os produtos (topo, base), existem inúmeros tipos e estratégias de controle para colunas de destilação. Por isso, a melhor estratégia é aquela que resulta em equilíbrio em redução ao acoplamento, aumento da capacidade de rejeitar distúrbios, redução da não-linearidade do processo e simplicidade do sistema de controle.

Capítulo 3

Estado da arte

Inicialmente, a ICA foi criada para lidar com problemas semelhantes ao problema do *Cocktail party*, ou seja, aplicar um método de separação para encontrar o sinal de voz de cada uma das pessoas e da música, a partir dos sinais misturados obtidos pelos sensores. Entretanto, existem vários estudos em diversas áreas do conhecimento com aplicações muito interessantes como, por exemplo, telecomunicações:

FENG & KAMMEYER (1998) utilizaram a matriz de separação obtida com a técnica de ordem superior para estabelecer a separação de sinais presentes em antenas. Esse método permitiu um baixo custo operacional, onde para a atualização da matriz de separação eles utilizaram o algoritmo JADE, que requer de poucas interações na máxima separação dos sinais, e com isso, eliminou os ruídos presentes na transmissão emitida pela antena.

- Na biomedicina:

No trabalho de HE et al. (2006), foi abordado o problema de remoção de ruído e artefatos de Eletrocardiogramas rotineiramente gravados (ECGs) por meio de análise de componentes independentes (ICA). Os resultados encontrados mostraram que o ICA pode detectar e remover uma variedade de fontes de ruído e de artefactos ECGs nestes. A técnica desenvolvida é aplicada com sucesso e oferece potencial para o processamento online de ECG.

- Na área de finanças:

De acordo com FRANCO (2008), a capacidade de detecção de retornos anormais com o uso da técnica ICA, por um lado, evita o embasamento da solução em pressupostos teóricos e/ou estatísticos, mas, por outro lado, exige uma análise prévia do comportamento das séries antes da sua aplicação.

- No processamento de áudio e imagem:

Durante as experiências com separação cega de sinais de voz e música (VINCENT et al. 2006), descobriram que a abordagem da nova razão de verossimilhança não paramétrico (NLR) acoplado com o ICA obtiveram melhor desempenho quando comparados com a separação convencional de informações mútuas mínimas (MMI) em conjunto com ICA. Os experimentos no reconhecimento da fala mandarim mostraram que o agrupamento de NRL-ICA ao modelo oculto de Markov (HMM) fez melhorar o desempenho. As taxas de erro de sílabas foram significativamente reduzidas.

Em ASANO et al. (2003), foi aplicado duas técnicas de processamento de sinais combinadas com a ICA para melhorar o desempenho de separação cega de sinais acústicos. Uma

das técnicas foi um método de subespaço que reduz o efeito de reflexos produzidos em ambientes acústicos. A segunda técnica foi um método de resolução de permutações. Os experimentos em uma sala de reuniões mostraram que o método de subespaço melhorou a velocidade do reconhecimento da fala de 50% para 68% e que o método de resolução permutação alcança um desempenho que de perto se aproxima de a permutação correta, diferindo apenas 4% na taxa de reconhecimento.

- E em processos industriais:

LI *et al.* (2010), utilizaram a técnica ICA para identificar fontes individuais presentes no ruído de motores a diesel, e com isso foi possível detectar as falhas ocorrentes no processo e melhorar o desempenho do motor.

Em seu trabalho, LIMA (2009), apresentou uma nova técnica em análise de qualidade de energia para sinais de tensão que contém mais de um tipo de distúrbio, que podem ocorrer em sequência ou ao mesmo tempo no sinal analisado. Aplicando a ICA em seus experimentos, foi possível então separar os diferentes distúrbios ocorrendo durante o mesmo intervalo de tempo. A ICA não garantiu a recuperação das amplitudes dos distúrbios, mas para propósitos de localização no tempo e classificação, isto não foi considerado um problema, já que as técnicas destinadas a tais análises se baseiam nas formas de onda dos distúrbios, o que justamente é proposto a se recuperar através da ICA.

Embora sejam encontrados trabalhos recentes sobre a utilização do ICA em processos industriais, apenas dois trabalhos foram encontrados em processos envolvendo colunas de destilação até o presente momento.

No trabalho de BO *et al.* (2010), foi aplicado um método integrado baseado em Análise de componentes independentes – Máquina de vetores de suporte (ICA-SVM) usado para detectar e diagnosticar perturbações em um processo de craqueamento para separação do Butadieno. Devido a complexidade existente no processo de destilação indústria, por apresentar características não-gaussianas, as estatísticas do ICA detectaram maiores informações do tipo de distúrbios aplicados na separação do que as estatísticas do PCA.

CHEN *et al.* (2013), demonstraram que técnicas baseadas em ICA utilizadas no monitoramento do processo de separação de ar criogênico, apresentou um diagnóstico de falhas no processo bem mais satisfatórios quando comparados a aplicação da técnica PCA no mesmo processo.

Capítulo 4

Estudo de Caso

O presente capítulo tem como finalidade apresentar alguns dos problemas existentes na operação de colunas de destilação. Para tentar solucionar alguns destes problemas o estudo sugere a aplicação de uma técnica de separação de variáveis que reduz o forte acoplamento existente nestes processos multivariáveis.

4.1. Descrição do Processo

O processo de produção do Cloreto de vinila (MVC) usado na unidade de Policloreto de vinila (UPVC) é o de oxicloração do etileno (C_2H_4) com ácido clorídrico (HCl). O principal resultado é a formação de 1,2 Dicloroetano (1,2 - EDC). A etapa seguinte do processo é a pirólise (craqueamento) do 1,2 - EDC para produzir MVC e HCl. A Figura 7 apresenta um esquema simplificado das principais etapas para a produção de MVC. O processo de oxicloração é reconhecido pela necessidade da recuperação de HCl gerado no craqueamento do 1,2 - EDC. Na etapa de oxicloração, o C_2H_4 reage com o HCl e com o oxigênio do ar, para produzir 1,2 - EDC, na presença de um leito catalítico fluidizado. A reação é a seguinte:

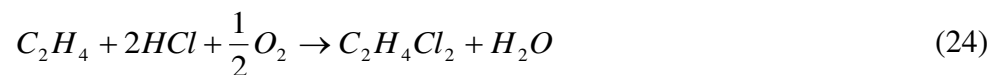
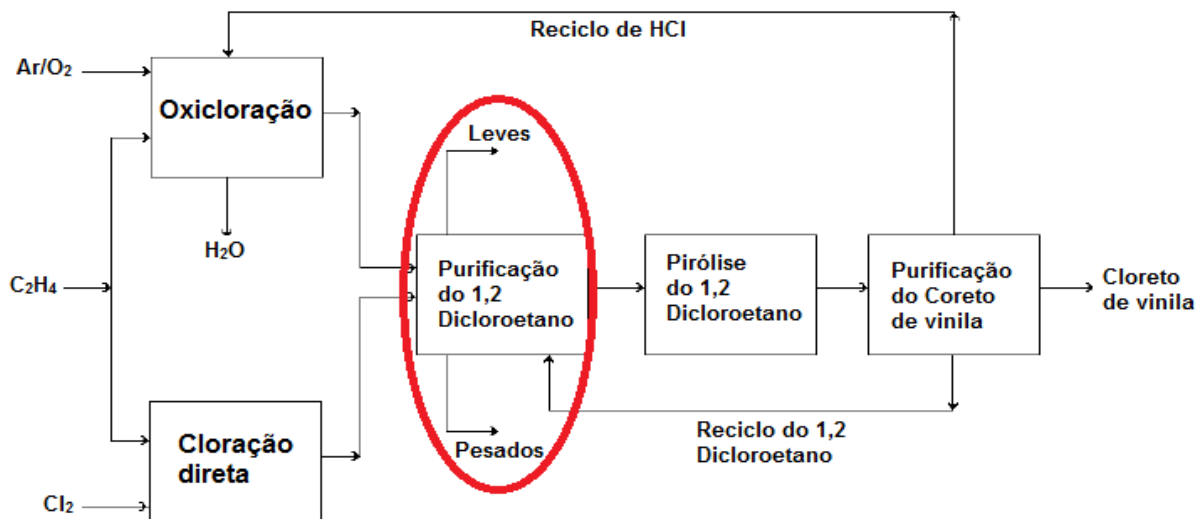


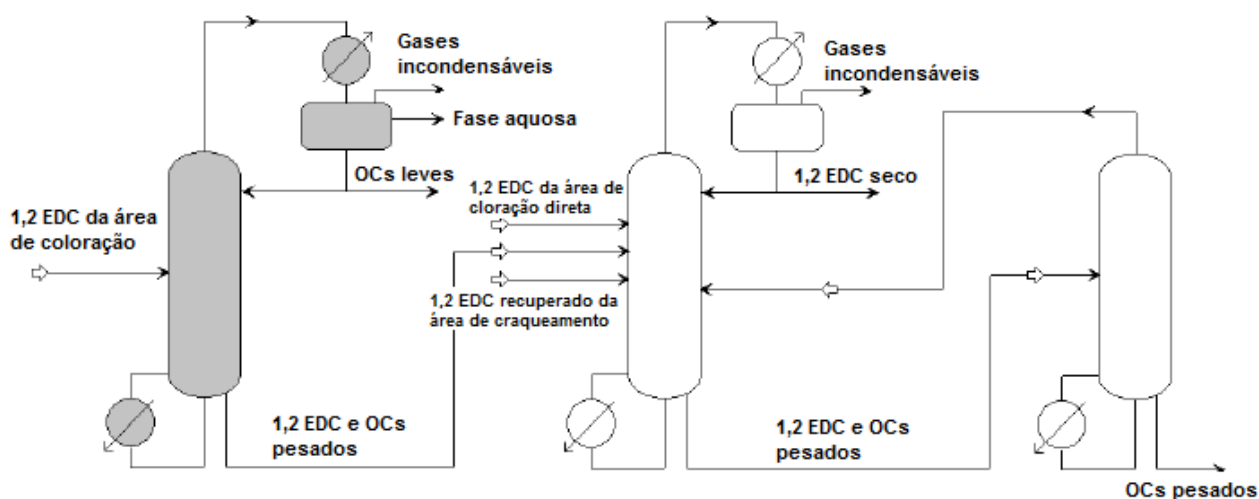
Figura 7 Principais etapas de produção de Cloreto de vinila



Fonte: (Vasconcelos, 2006)

O 1,2 - EDC produzido é purificado e segue para a área de craqueamento onde são produzidos MVC e HCl. A coluna de destilação estudada neste trabalho está localizada na área de purificação de 1,2 - EDC, a qual se encontra em destaque na Figura 8. A área de purificação é constituída basicamente de três colunas de destilação: a primeira torre recebe 1,2 - EDC da área de oxicloração e sua função é desidratar o 1,2 - EDC, bem como eliminar os componentes mais leves; a segunda torre é projetada para remover impurezas de alto ponto de ebulição e produzir o 1,2 - EDC adequado para a pirólise na área de craqueamento; a terceira torre é projetada para concentrar os hidrocarbonetos clorados pesados e recuperar o 1,2 - EDC contido na corrente da base da segunda coluna.

Figura 8 Fluxograma Esquemático da área de purificação de 1,2 EDC.



Fonte: (Vasconcelos, 2006)

4.1.1. Descrição da Operação da Coluna de Purificação de 1,2 - EDC

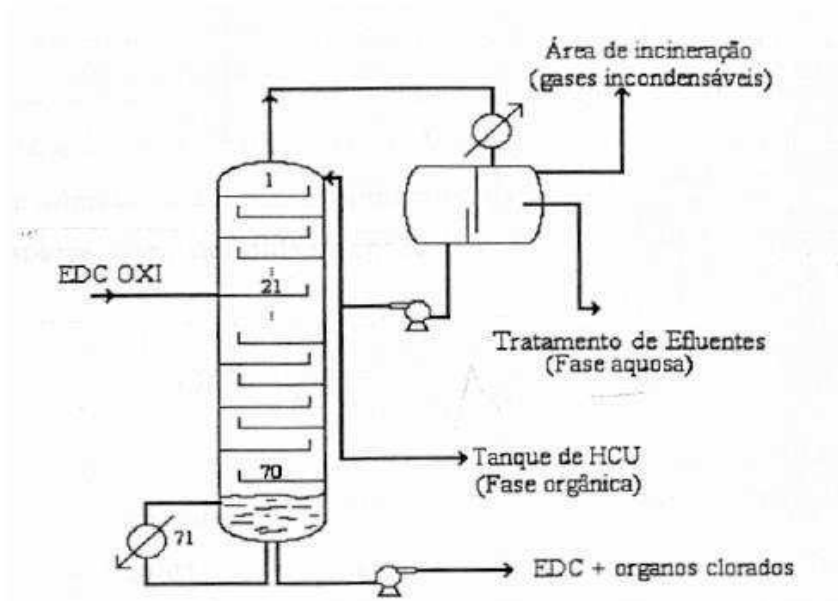
A corrente de alimentação da coluna industrial em estudo é composta por 98 a 99% de 1,2 - EDC saturado, além de outras substâncias organocloradas, sendo que CCl_4 e CHCl_3 são os componentes de interesse. A finalidade desta coluna é secar o 1,2 - EDC e remover a maior parte dos componentes leves do produto de base. A coluna possui 70 pratos, refeedor tipo termosifão, um condensador total e um tambor de decantação como vaso de refluxo. A água forma azeótropo de mínimo ponto de ebulição com o 1,2 - EDC e outros hidrocarbonetos clorados de baixo ponto

de ebulição. Desta forma embora o ponto de ebulição da água (100°C), na pressão atmosférica, seja maior do que o de 1,2 - EDC (83°C), a água é removida juntamente com o produto de topo da coluna, pois esta corrente apresenta comportamento azeotrópico.

Os vapores de topo são condensados e resfriados no condensador e fluem para o vaso de refluxo da coluna. O vaso de refluxo contém uma chicana interna que é projetada para separar a fase orgânica mais densa da fase aquosa. A fase orgânica é bombeada de volta para a torre sob controle de nível, mantendo uma razão de refluxo constante. A fase aquosa decantada no vaso de refluxo é drenada para o tratamento de efluentes.

A coluna foi considerada como uma coluna de destilação azeotrópica heterogênea não convencional, Figura 9, porque apesar de exibir um comportamento azeotrópico no interior da coluna, não se faz necessário à adição de um *'entrainer'* para efetuar a separação dos componentes, ou seja, este agente já está presente na alimentação.

Figura 9 Fluxograma esquemático da coluna de desidratação do 1,2 - EDC (Torre de Secagem)



Fonte: Vasconcelos, 2006.

Caracterizada como uma coluna de destilação de alta pureza, o produto de base é essencialmente 1,2 - EDC (99 %). Devido ao seu efeito catalítico em uma reação química que ocorre em uma etapa posterior do processo (pirólise de 1,2 - EDC), a presença de uma determinada concentração de CCl_4 quando bem controlada é desejável no produto de base da

coluna. No entanto, a presença de CHCl_3 não o é, visto que o mesmo é um inibidor de craqueamento de 1,2 - EDC.

4.2. O problema

O critério de escolha do processo para avaliar a estratégia de controle desacoplado foi baseado no grau de complexidade e de sua importância de aplicação prática, visto que flutuações excessivas na concentração de CCl_4 , no produto da base causam variações no teor deste componente na alimentação dos fornos de craqueamento de 1,2 - EDC provocando assim, variações na taxa de conversão do 1,2 EDC e afetando todo o processo a jusante.

O adequado controle de composição de CCl_4 na alimentação dos fornos reduz potencialmente a formação de coque que leva à parada prematura da planta. Mantendo a composição de CCl_4 próximo a faixa adequada de operação, 3000 ppm, o teor de CHCl_3 na base da coluna se mantém adequadamente em valores abaixo do limite máximo permitido, 400 ppm.

O controle da composição de CCl_4 na base da coluna se torna complexo pela interação que esta variável apresenta junto as demais na saída no processo, isso dificulta ainda mais estabelecer um controle individual.

Logo, a análise de componentes independentes é uma alternativa de desacoplamento que proporciona a obtenção individual de cada variável promovendo assim um controle mais eficaz e direto sobre cada variável controlada (CV) analisada.

Capítulo 5

Metodologia

Neste capítulo será apresentada a metodologia utilizada no desenvolvimento da pesquisa, partindo inicialmente dos testes realizados na planta de 1,2 EDC. Em seguida, a aplicação da técnica de separação de variáveis, identificação dos modelos do processo, e por fim, as propostas de controle. A pesquisa foi realizada no laboratório de referência em controle e automação - LARCA, localizado na Universidade Federal de Campina Grande.

5.1. Testes em Malha Fechada na planta de 1,2 - EDC em ambiente Aspen Plus Dynamics™

Algumas particularidades da coluna de destilação da planta comercial de produção de 1,2 – EDC e dos requisitos de controle propiciam a este estudo de caso aspectos não usuais. Trata-se de uma destilação multicomponente de alta pureza, com alta razão de refluxo, onde a mistura apresenta um comportamento azeotrópico não convencional.

É intuito da unidade de purificação tornar o 1,2 - EDC seco, livre de teores de água, e com uma pureza acima de 99,5% peso/peso. A Figura 10 apresenta o fluxograma da coluna em estudo no simulador de processos Aspen Plus Dynamics™. O próprio simulador apresenta no fluxograma, controladores de nível para a base da coluna e vaso de refluxo. Além destes, controladores de fluxo para a corrente de alimentação e retirada de leves foram adicionados ao fluxograma do processo.

Em ambiente Aspen Plus Dynamics™ foram realizados testes por meio de excitações aplicadas às variáveis de entrada da planta, com o intuito de verificar a sensibilidade apresentada por cada variável de saída a ser controlada no processo. O sinal de excitação aplicado foi o PRBS, onde tal componente encontra-se disponível da sub-biblioteca *model controls* no próprio simulador *Aspen*.

A título de ilustração, como pode ser observado, o componente PRBS está sendo aplicado apenas a vazão de alimentação, como pode ser visto na Figura 11, que foi escolhida como distúrbio do processo, porém o mesmo componente foi aplicado às demais variáveis de entrada, a fim de analisar individualmente a resposta transiente apresentada por cada CV. Este tipo de sinal é bastante utilizado na prática de identificação de sistemas, pois quando bem dimensionados podem excitar o processo em diversas faixas de frequência. Além disso, este componente permite a geração de entradas aleatórias, submetendo assim o modelo a condições mais próximas da

realidade, ou seja, um degrau tanto positivo quanto negativo. As variáveis de entrada e saída analisadas no processo encontram-se na Tabela 2.

Figura 10 Fluxograma da coluna de 1,2 – EDC com controladores de fluxo e nível

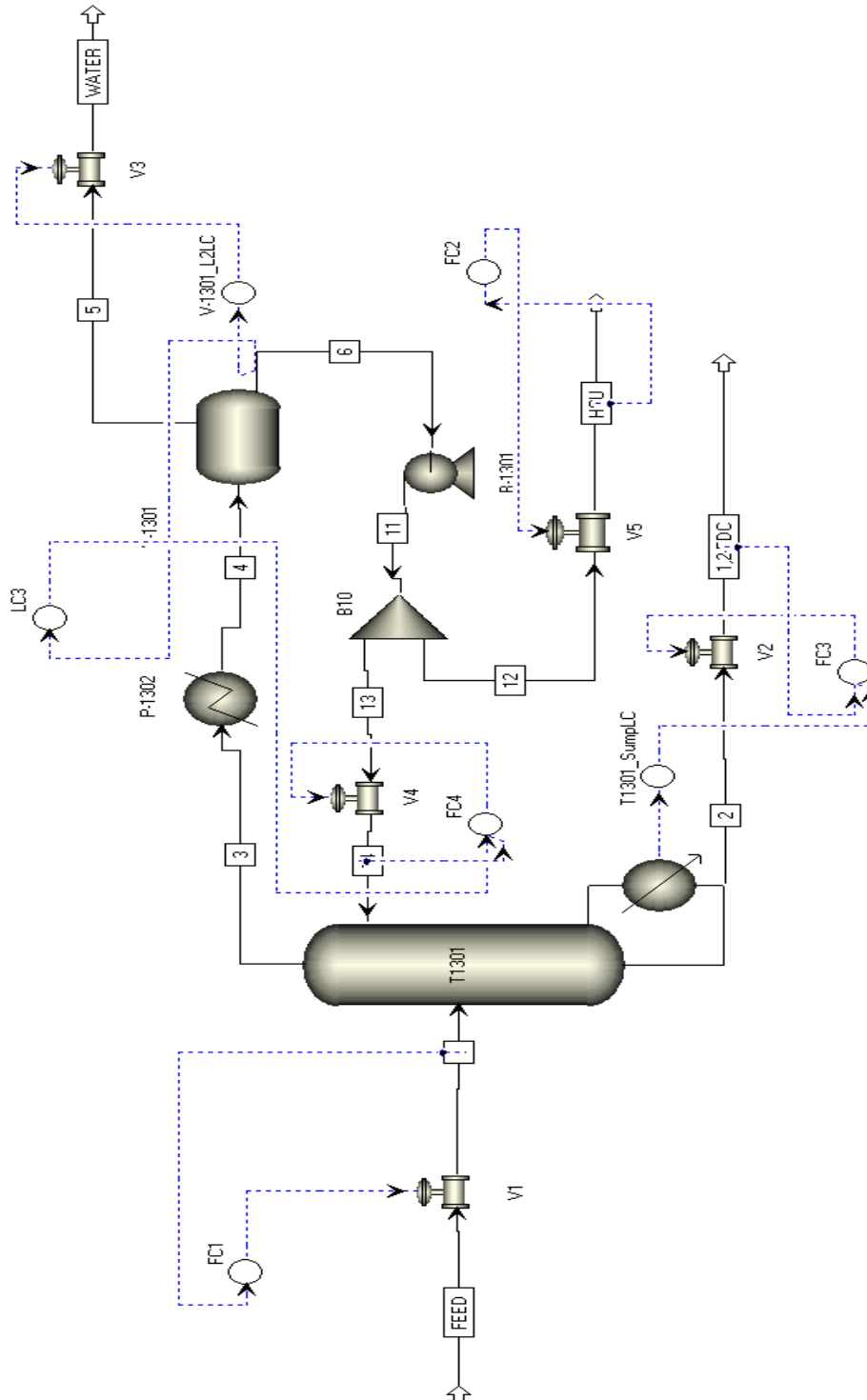


Tabela 2 Variáveis de entrada e saída no processo

Variáveis de Entrada	Variáveis de Saída
Vazão de alimentação (U1)	Composição de 1,2 EDC no destilado (y1)
Vazão de HCU (destilado) (U2)	Composição de CCl ₄ na base da coluna (y2)
Vazão de 1,2 EDC (base) em cascata com <i>Sump</i> LC.SP (U3)	Nível da fase orgânica do vaso de refluxo (y3)
Vazão de refluxo em cascata com LC3.SP (U4)	Nível do <i>sump</i> da coluna (y4)
Carga térmica (U5)	Pressão do topo da coluna (y5)

A alimentação da coluna é composta basicamente por 1,2 - EDC, além de outros componentes em menor quantidade, são eles: CCl₄, CHCl₃ e água. Nas Tabelas 3 e 4 seguintes, são apresentados os dados operacionais e de composição da alimentação da coluna, respectivamente.

Tabela 3 Dados Operacionais

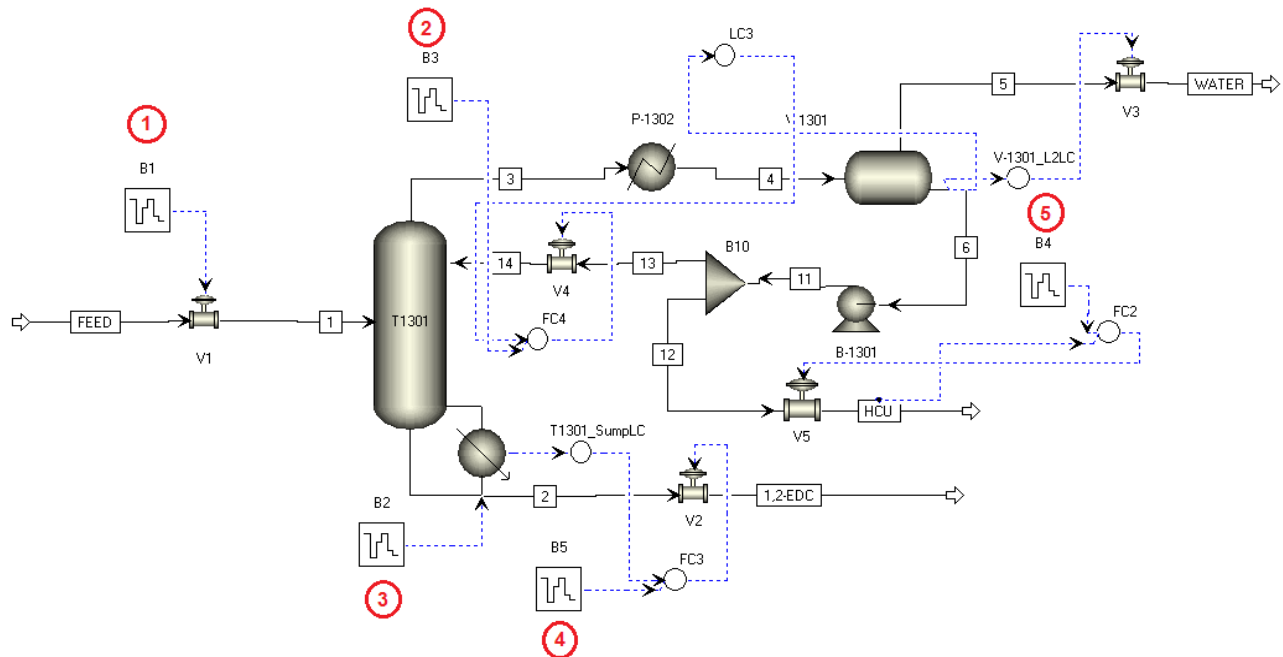
DESCRIÇÃO	UNIDADE	VALOR
Vazão de alimentação	kg/ h	26999,4
Temperatura de alimentação	°C	30
Pressão de alimentação	Atm	2
Carga térmica	MMKcal/h	2,45
Pressão do topo de coluna	Atm	1
Vazão de retirada de leves	kg/h	75,0

Tabela 4 Dados de Composição da Alimentação

Componentes	Valores
1,2 – EDC	0,990557
CCl ₄	0,0032699
CHCl ₃	0,0021352
H ₂ O	0,0040381
Total	1

A partir do componente PRBS foram realizadas perturbações na Vazão da Alimentação, adotada como distúrbio do processo, e nas demais variáveis (Vazão de Refluxo, Vazão de Refluxo em cascata com LC3.SP, Vazão de 1,2 EDC (Base) em cascata com *Sump*LC.SP e Carga Térmica), adotadas como manipuladas. A Figura 11 apresenta o componente PRBS aplicado tanto a válvula que libera o fluxo da vazão da alimentação, quanto as demais variáveis de entrada analisadas nesse estudo. O componente aplicado teve o intuito de gerar dados que representam o comportamento transiente da variável perturbada, assim como, de observar a resposta das variáveis de saída afetadas por cada uma dessas. É importante ressaltar que o PRBS foi aplicado individualmente a cada variável de entrada, para que pudesse avaliar a influência exata de cada uma destas sobre as variáveis de saída.

Figura 11 Componente PRBS aplicado na válvula da Vazão da Alimentação



Em cada teste foram consideradas 30 horas de simulação, tempo este suficiente para obter e analisar o comportamento apresentado por cada CV, em resposta ao sinal PRBS aplicado as variáveis de entrada no processo. A escolha deste tempo não foi aleatória, porém ao fazer a mesma análise em diferentes espaços de tempo, foi observado que este seria um tempo considerável para identificar o comportamento adequado em cada variável. O componente

PRBS em primeiro momento foi aplicado a Vazão de alimentação, considerada distúrbio do processo, o comportamento apresentado pode ser visto como segue Figura 12.

Este componente gerou uma perturbação de amplitude variável (aleatória) e com período de 30 minutos na abertura da válvula, esta corresponde inicialmente a 50%, e controla a vazão da alimentação alterando continuamente a mesma. As perturbações aplicadas em relação a amplitude em cada variável é apresentada na Tabela 5.

Figura 12 Vazão da alimentação excitada pelo elemento PRBS

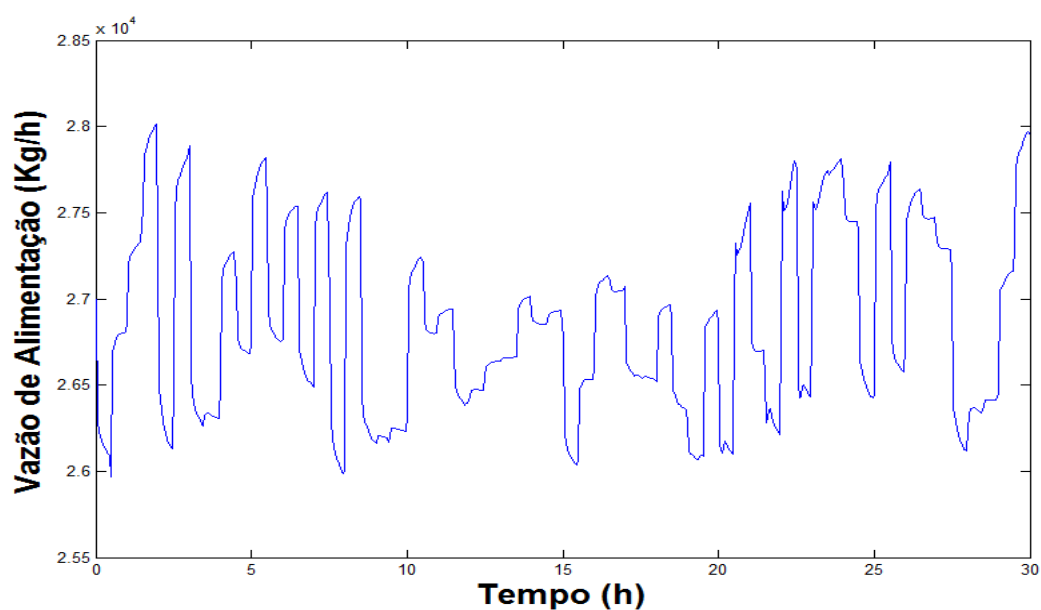


Tabela 5 Amplitude máxima do Sinal PRBS

Variável	Amplitude do Sinal
Vazão de Alimentação	5%
Carga Térmica	2,5%
Vazão de Refluxo	10%
Vazão de HCU	10%
Vazão de 1,2 - EDC	10%

O componente PRBS também foi aplicado às demais variáveis de entrada, escolhidas como variáveis manipuladas. O comportamento transiente de ambas pode ser visto através nas Figuras 13, 14, 15 e 16.

Figura 13 Carga Térmica excitada pelo elemento PRBS

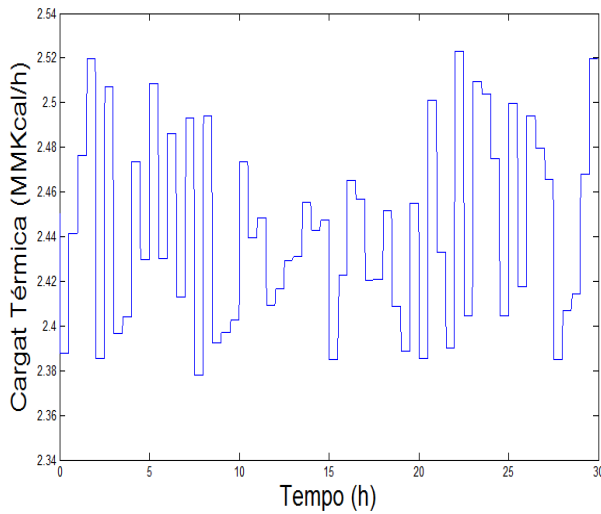


Figura 14 Vazão de Refluxo excitada pelo elemento PRBS

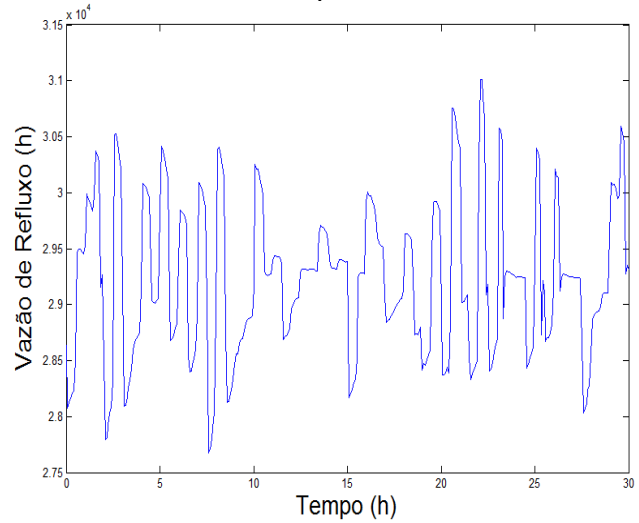


Figura 15 Vazão de HCU excitada pelo elemento PRBS

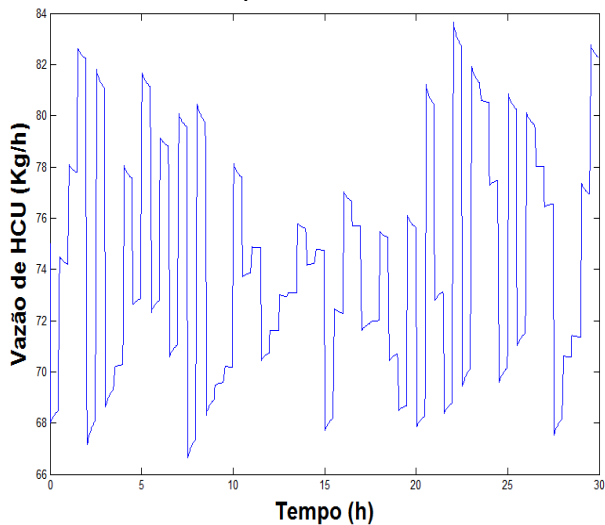
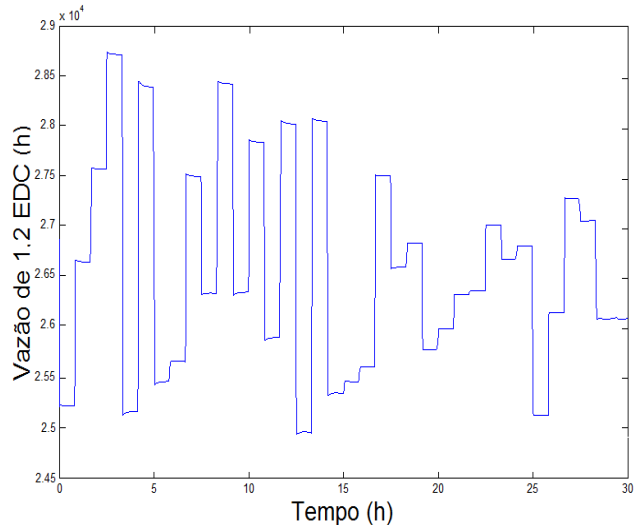


Figura 16 Vazão de 1,2 - EDC excitada pelo elemento PRBS



5.2. Comunicação Aspen Plus DynamicsTM x Simulink/ Matlab[®]

A etapa seguinte foi à obtenção do conjunto de dados que identificam o comportamento das variáveis de saída do processo, após simultâneos sinais aleatórios de excitação serem aplicados ao processo. Para isso foi desenvolvido um diagrama de blocos em comunicação com o Aspen Plus DynamicsTM, onde a comunicação foi estabelecida por meio do bloco *AMSimulation*, contido na sub-biblioteca do Aspen Plus DynamicsTM, Figura 17. Nesse bloco foram especificados os sinais de entrada e saída ao modelo do Aspen, como mostra na Figura 18.

Figura 17 Diagrama de blocos gerados no Simulink (Comunicação Aspen Plus Dynamics™ x Simulink / Matlab®)

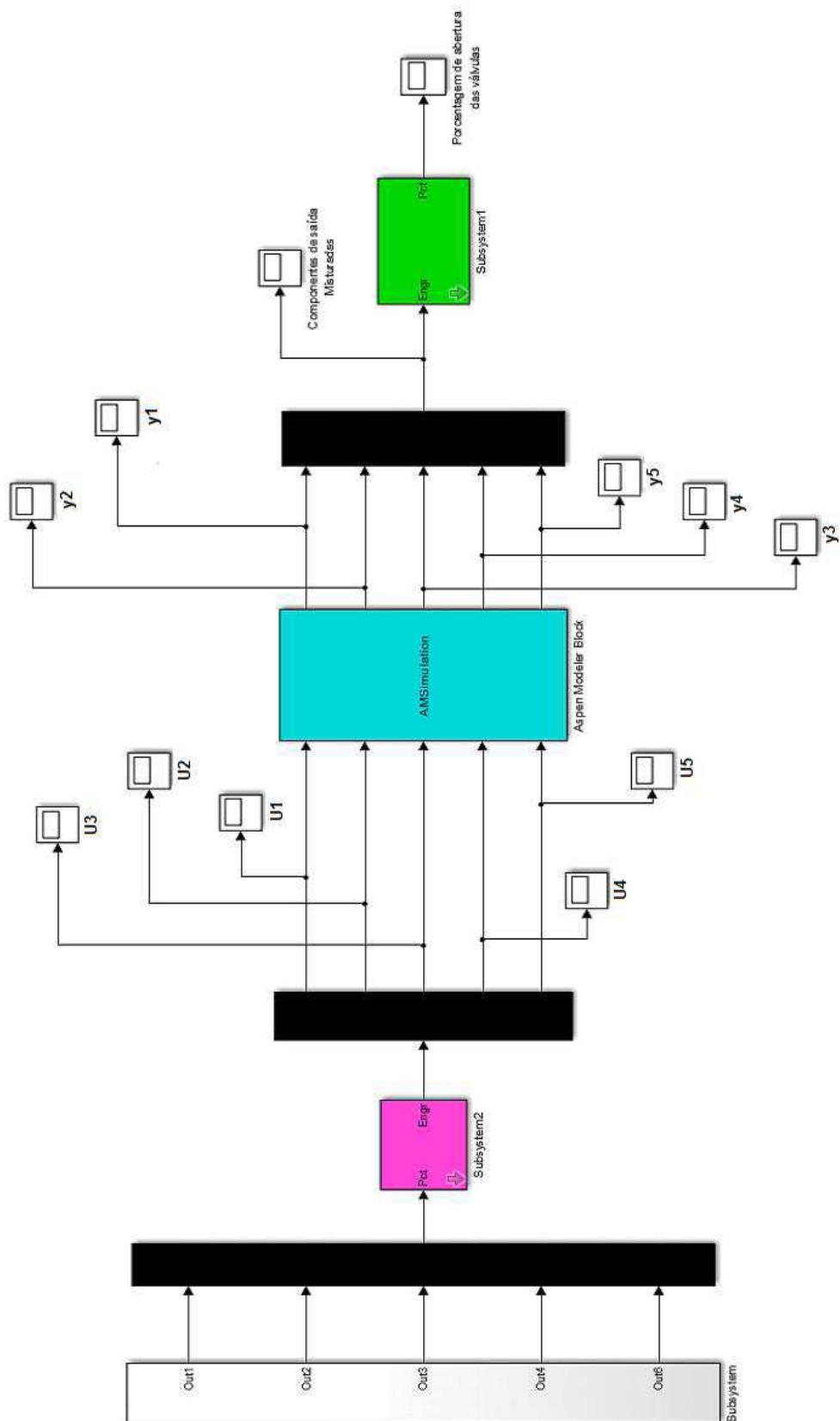
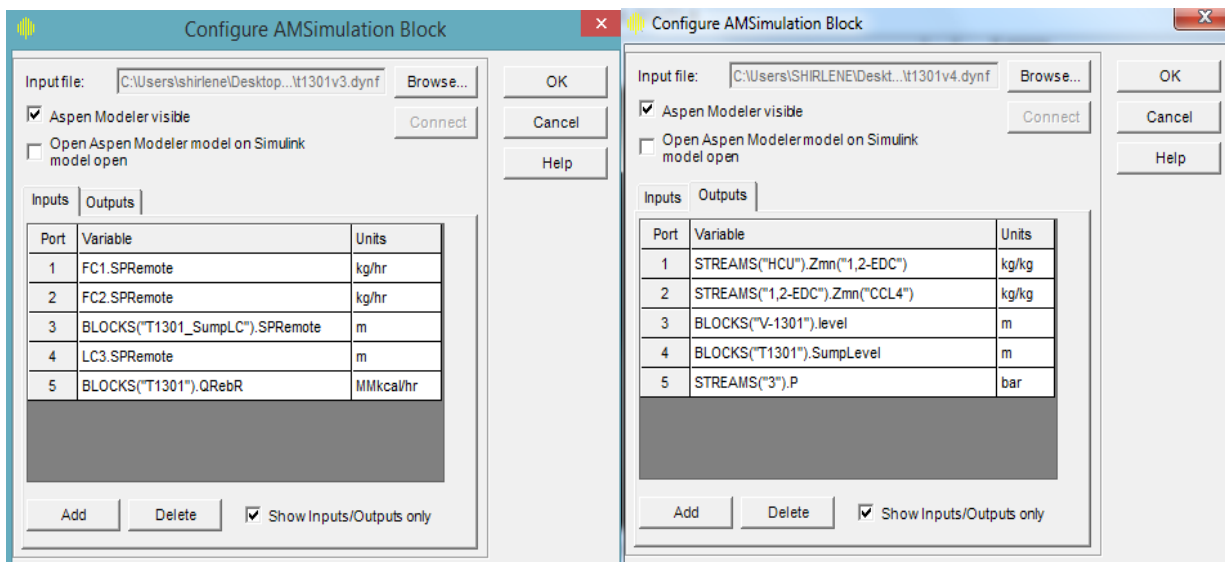


Figura 18 Caixa de diálogo entre os softwares Aspen Plus Dynamics e Simulink / Matlab®



Na janela que corresponde a importação das variáveis de entrada (*input variables*), como pode ser visto (Figura 18), as portas 3 e 4, não utilizaram as variáveis manipuladas FC3 nem a FC4, que correspondem a Vazão de 1,2 - EDC na base e Vazão de refluxo, respectivamente, visto que os controladores encontram-se em cascata na planta de 1,2 - EDC, Figura 10, assim a excitação dos sinais que atingem o *setpoint* do nível do *sump* (BLOCKS ("T1301_SumpLC".SPRemote)), está automaticamente atuando sobre a Vazão de 1,2 EDC.

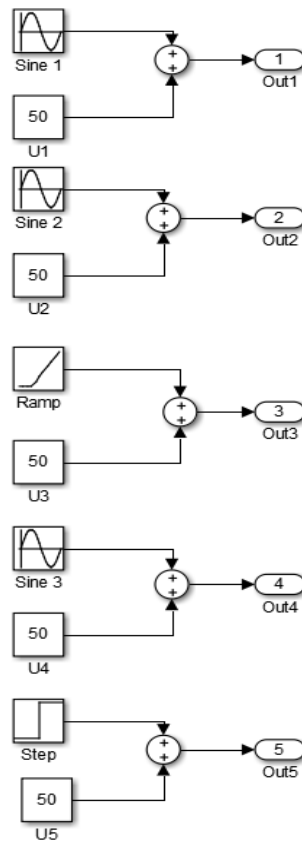
O mesmo acontece para a perturbação atuando sobre o *setpoint* do nível da fase orgânica (LC3.SPRemote) que respectivamente corresponde a mesma perturbação agindo sobre a Vazão de Refluxo. Logo, as componentes de entrada e seus respectivos sinais de perturbação podem ser vistos na Tabela 6 e Figura 19.

Tabela 6 Variáveis de entrada e tipos de sinais aplicados

Variáveis de Entrada	Sinais Aplicados
Vazão de Alimentação	Senoidal
Vazão de HCU	Senoidal
SumpLC.SPRemote	Rampa
LC3.SPRemote	Senoidal
Carga Térmica	<i>Step</i> (Degrau)

Por meio da comunicação Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink*/ Matlab, as informações referentes ao comportamento transiente das variáveis do processo foram recebidas diretamente da planta de 1,2 - EDC. Após a aplicação das perturbações sobre cada variável de entrada por diferentes tipos de sinais utilizados nessa análise, foi possível obter então, os dados referentes às variáveis de saída (Componentes de saída misturadas).

Figura 19 Sinais de excitação aplicados as Variáveis de Entrada

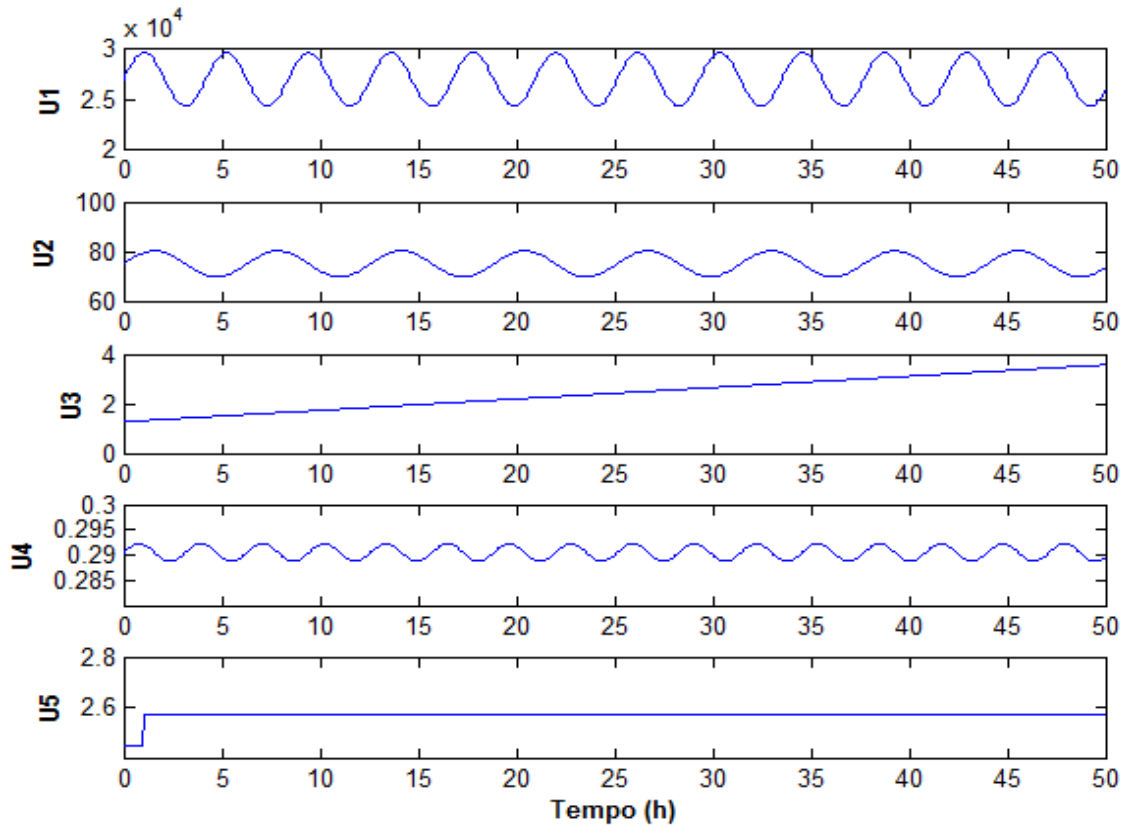


A aplicação simultânea dos sinais sobre as variáveis de entrada proporcionou a geração dos dados na saída do diagrama de blocos (componentes de saída). Os mesmos foram utilizados em duas situações:

- 1) Para serem diretamente modelados pela ferramenta *Ident* / Matlab[®];
- 2) Para serem submetidos primeiramente ao método ICA, e terem as características de cada sinal aplicado extraído nas componentes independentes de saída. Para em seguida serem modelados pelo *Ident* / Matlab[®].

Na Figura 20 apresentada a seguir, é possível observar o comportamento transitório apresentado por cada variável de entrada após a aplicação dos sinais de perturbação.

Figura 20 Sinais Originais aplicados as Variáveis de Entrada - U1(Distúrbio) / U2(Vazão de HCU (Destilado)) / U3 (SumpLC.SPRemote))/ U4 (LC3.SPRemote) / U5 (Carga Térmica)



5.3. Aplicação do Algoritmo ICA

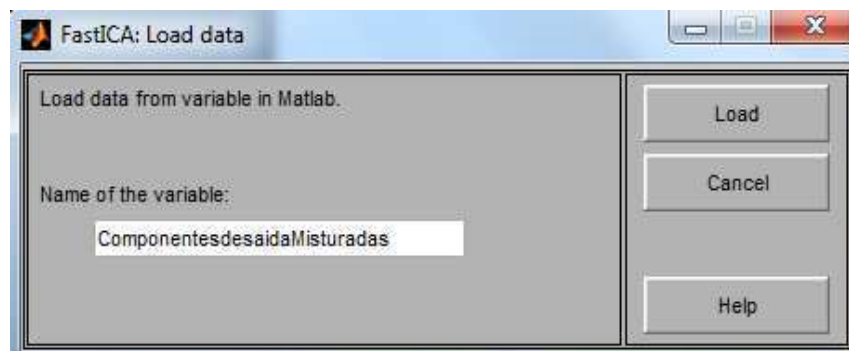
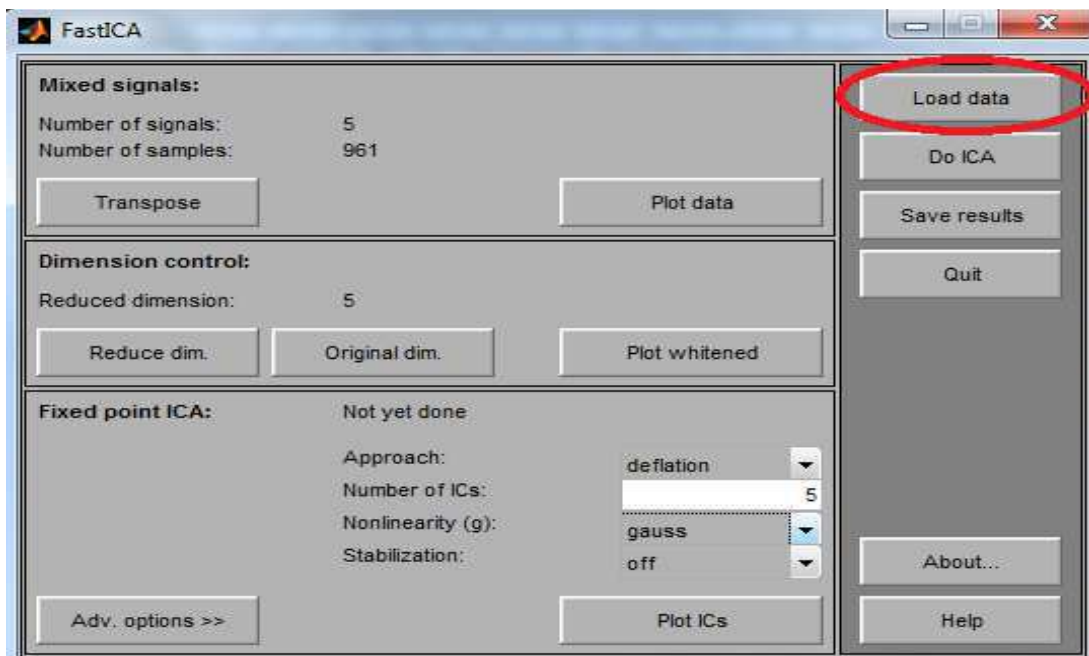
Os dados obtidos no ‘scope’ das Componentes de saída misturadas, Figura 17, foram importados para o aplicativo desenvolvido em código Matlab[®] e disponibilizado por HYVARINEN (2005), Figura 21. O aplicativo possui em sua estrutura o algoritmo FastICA, que é o método responsável em tornar as componentes misturadas em independentes o quanto que possível, facilitando assim e tornando mais robusto o controle das variáveis no processo.

Inicialmente, os 5 sinais adquiridos $x_1[t]$, $x_2[t]$, ..., $x_5[t]$, correspondendo as misturas dos 5 sinais aplicados as fontes (variáveis de entrada) no processo, foram fornecidos ao aplicativo ICA, que tem como objetivo fornecer as estimações $y_1[t]$, $y_2[t]$, ..., $y_5[t]$, referente as variáveis de saída dos respectivos sinais isolados.

Em seguida, os dados foram tratados a fim de reduzir a complexidade do algoritmo durante a simulação, para isto foi realizada a centralização e o branqueamento dos mesmos, e logo em seguida a aplicação do algoritmo *FastICA*, obtendo assim a extração das componentes de saída. A finalidade do branqueamento foi tornar as variáveis aleatórias decorrelacionadas e com variância igual a 1.

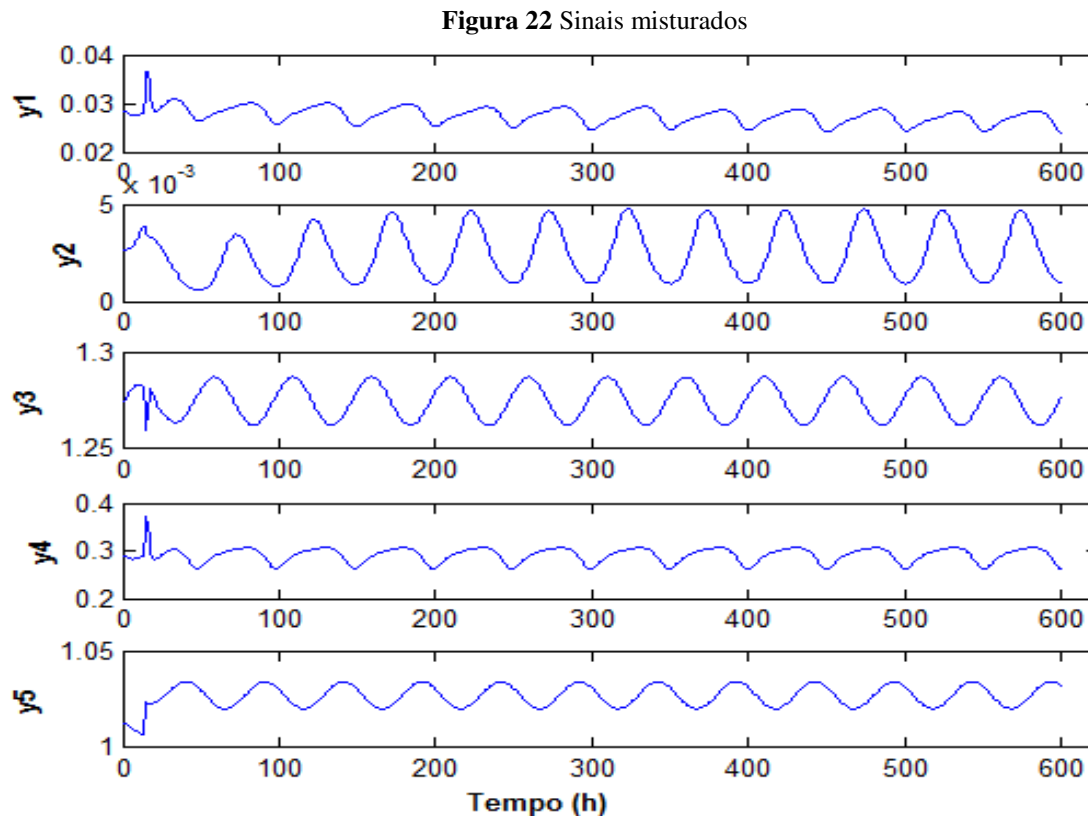
Assim sendo, o vetor inicial $x(t)$ foi transformado em um novo vetor $z(t)$, logo, a busca pela extração dos sinais, conseqüentemente, a separação das variáveis passou a ser em relação ao novo vetor $z(k)$, e não mais no anterior $x(t)$. Na janela por meio do menu *Load data*, os dados foram importados para o ambiente de aplicação do algoritmo. Esses dados obtidos no Simulink, Figura 17, foram salvos em um m-file no próprio Matlab®.

Figura 21 Importação de dados das variáveis misturadas



Para fins da estimação de todas as variáveis independentes através do FastICA, foram testados os dois métodos: deflação e simetria. O comportamento transiente, correspondente aos dados das componentes de saída misturadas, é visto no do ícone *Plot data*, Figura 22.

Em seguida, após dar início a aplicação do ICA, por meio do ícone *Plot whitened* foi possível gerar um novo conjunto de dados, pelo tratamento das componentes misturados inseridos inicialmente no programa. O método utilizado foi o da centralização e braqueamento, tornando os mesmos, menos complexos à aplicação do algoritmo FastICA.



Para maximização da não-gaussianidade foi utilizada a negentropia como forma de medir a entropia presente nas variáveis analisadas, ou seja, quanto mais imprevisível for a variável observada, maior será sua entropia, logo através da negentropia é possível quantifica esse grau de informação em cada variável.

Para avaliação do algoritmo FastICA foram testados os métodos de ortogonalização simétrica e deflacionária para o cálculo da matriz W. Adicionalmente, variou-se a função de não-

linearidade na atualização da mesma matriz. As funções testadas foram: tangente hiperbólica, gaussiana e função cúbica, como podem ser vistas nas Equações 25, 26 e 27, respectivamente.

$$g(y) = \tanh(y) \quad (25)$$

$$g(y) = ye^{\frac{-y^2}{2}} \quad (26)$$

$$g(y) = y^3 \quad (27)$$

5.4. Identificação dos Modelos do processo

O primeiro passo para a análise de um sistema de controle é a obtenção de um modelo matemático que melhor o represente. Uma vez obtido o modelo que rege o processo, é possível analisar o desempenho do sistema a partir dos vários métodos disponíveis.

Para colunas de destilação estudadas em outros trabalhos, quatro variáveis manipuladas foram consideradas: Vazão de HCU (U2); *Setpoint* do nível do sump (U3); *Setpoint* do nível da fase orgânica do vaso de refluxo (U4) e Carga térmica (U5), e o como distúrbio foi escolhida a variável Vazão de alimentação (U1). Considerando que as composições da corrente de destilado e de fundo devem ser controladas, duas variáveis manipuladas devem ser determinadas para o controle destas composições.

Na maioria dos sistemas, a composição da base ou o nível da base é controlado pela carga térmica do reboiler ou pela vazão da base. Da mesma forma, a composição do destilado ou nível do vaso de refluxo, é controlado pela vazão do destilado ou vazão de refluxo.

A utilização da carga térmica do condensado (Q_c) como uma variável independente, implica assumir que o processo de condensação não é auto-regulado, ou seja Q_c não é afetado por variações de pressão e temperatura na coluna.

Esta premissa não é adequada para a maioria dos processos, onde o condensado trabalha sem mudança de fase no fluido de resfriamento. Utilizar Q_c como uma variável manipulada (VM), nesses casos, leva a um comportamento irreal na resposta da pressão em malha aberta. Seria recomendado utilizar a vazão de fluido refrigerante como variável independente.

Por esta razão, a maioria dos modelos de destilação assume pressão constante, resultando em sistemas 4 x 4. (LUNDSTROM *et al.*, 1999). Algumas colunas onde mudanças bruscas na

pressão são pouco prováveis, a pressão é deixada flutuar de forma a ser a menor possível e reduzir o consumo energético.

Com base nessas afirmações e analisando os testes realizados no processo, verifica-se a pouca sensibilidade da pressão de topo da coluna frente às perturbações aplicadas. Logo, decidiu-se por não utilizar esta variável de saída na malha de controle. A identificação de sistemas é uma etapa de grande importância na análise de processos.

Tem como finalidade a obtenção de modelos de plantas complexas, onde a utilização de leis da física, por vezes, não é suficiente para representar a dinâmica do processo, como no caso de sistemas fortemente não lineares, por exemplo.

Em geral, os processos reais estão sempre sujeitos a perturbações. Os efeitos do ambiente e os erros de aproximação podem ser modelados como perturbações do processo. A primeira etapa do processo de identificação de modelos é a escolha da estrutura do modelo a ser identificado. A etapa seguinte é o ajuste dos parâmetros dessa estrutura de forma que a saída do modelo reproduza da melhor maneira as saídas do sistema real.

Os critérios mais utilizados para a avaliação dos modelos são o ajuste do modelo, a resposta transiente e os zeros e polos gerados pelo modelo ajustado. A identificação foi utilizada para representação do modelo mediante perturbações nas variáveis manipuladas.

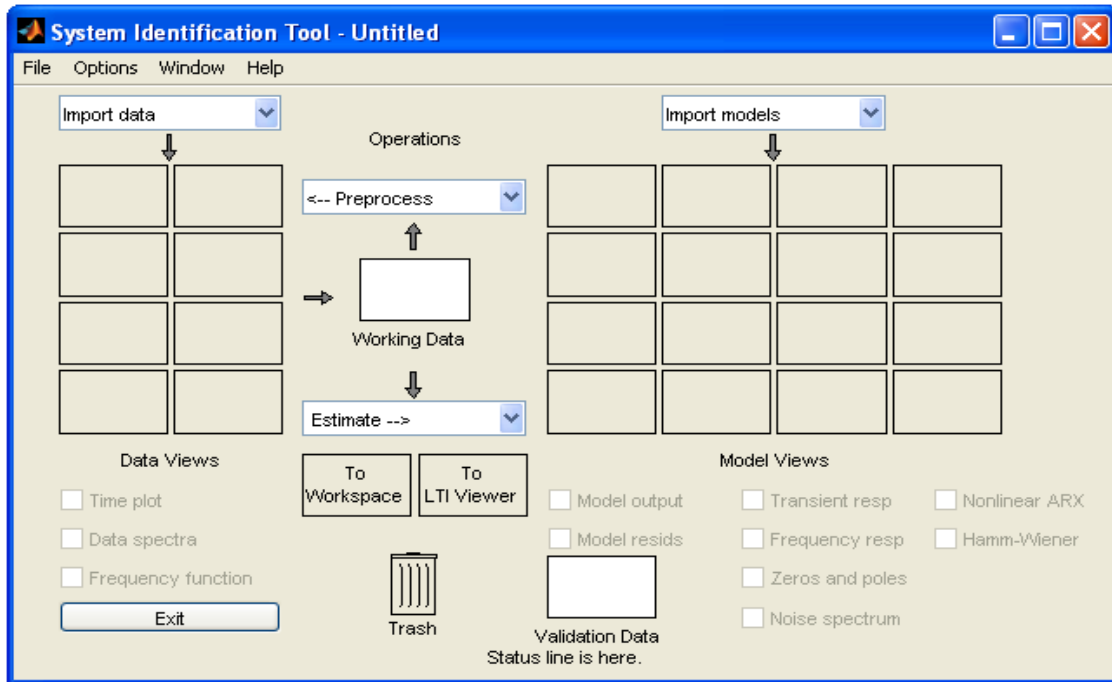
Para tanto, foi utilizada a ferramenta *Ident* do software Matlab[®], a qual permite a criação do modelo matemático de um sistema dinâmico por meio de dados gerados por modelos, ou também, por dados medidos experimentalmente.

5.4.1. Determinação da estrutura do modelo e estimação de parâmetros

Em posse dos dados das componentes de saída obtidos diretamente por meio da comunicação com o *Simulink* / Matlab[®], assim como, dos dados das componentes independentes extraídos após a passagem pelo ICA, pôde-se dar início a modelagem do processo.

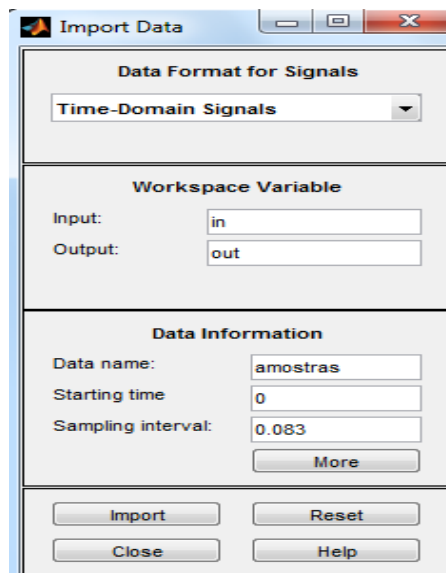
O simulador utilizado para a resolução do problema de identificação foi o Matlab[®], através da sua ferramenta *System Identification Toolbox*. Inserindo o comando *Ident* no *workspace* do Matlab[®] é possível ter acesso a interface deste software, como pode ser visto na Figura 23.

Figura 23 Interface da ferramenta *System Identification Toolbox*



Para a importação dos dados ao *Ident*, foi necessário trazer ao *prompt* de comando do Matlab[®] o nome do arquivo salvo em *m-file*, referente aos dados salvos obtidos do *scope* (Componentes de saída misturadas), Figura 17. No menu *import data* foi informado o tempo de amostragem, assim como o nome dos vetores de entrada e saída de dados, Figura 24.

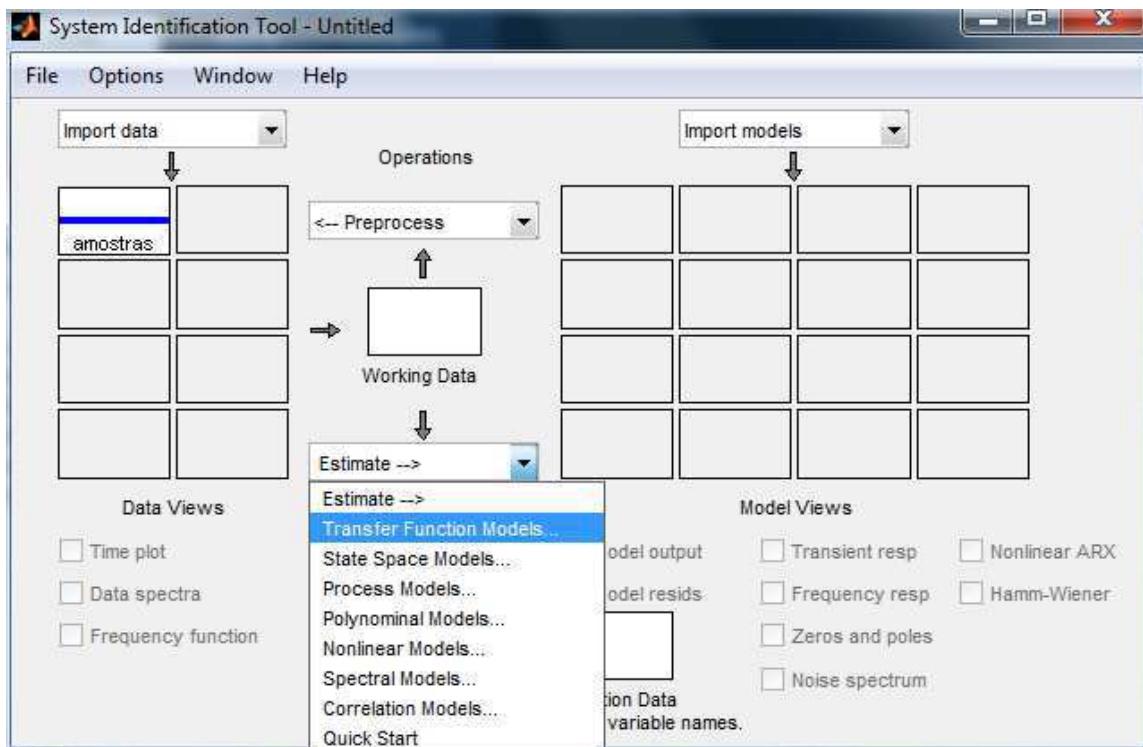
Figura 24 Configuração dos dados de entrada



Após importar as amostras de entrada e saída assim como especificar o tempo de amostragem, surge um ícone na janela do *Ident*, nomeado de amostras. O tempo de amostragem dos dados foi de 0.083 horas, e a quantidade de amostras para construção do modelo foi obtida em um período de 50 horas.

O menu *Estimate* permite a escolha dos modelos que melhor ajustar-se-iam aos dados em análise. Na Figura 25 como segue, é possível observar os diversos tipos de modelos disponíveis na ferramenta do *Ident*. Os modelos escolhidos para ajuste são mostrados nos retângulos abaixo do menu *Import Models*, e para verificar a saída do modelo, a resposta transiente do sistema e os pólos e zeros da função, bastou selecionar um dos modelos.

Figura 25 Tipos de Modelos fornecidos pelo *Ident*



Para a escolha do melhor modelo de ajuste foram adotados dois critérios: o coeficiente de ajuste e a resposta transiente, para ambas as situações: componentes misturadas (CASO 1) e componentes separadas pelo ICA (CASO 2). Nas Figuras 26 e 27 é possível ver como os modelos encontram-se dispostos na janela do *Ident* após a identificação, assim como, o ajuste do modelo ao comportamento transiente dos dados.

Figura 26 Modelos encontrados após o ajuste aos dados

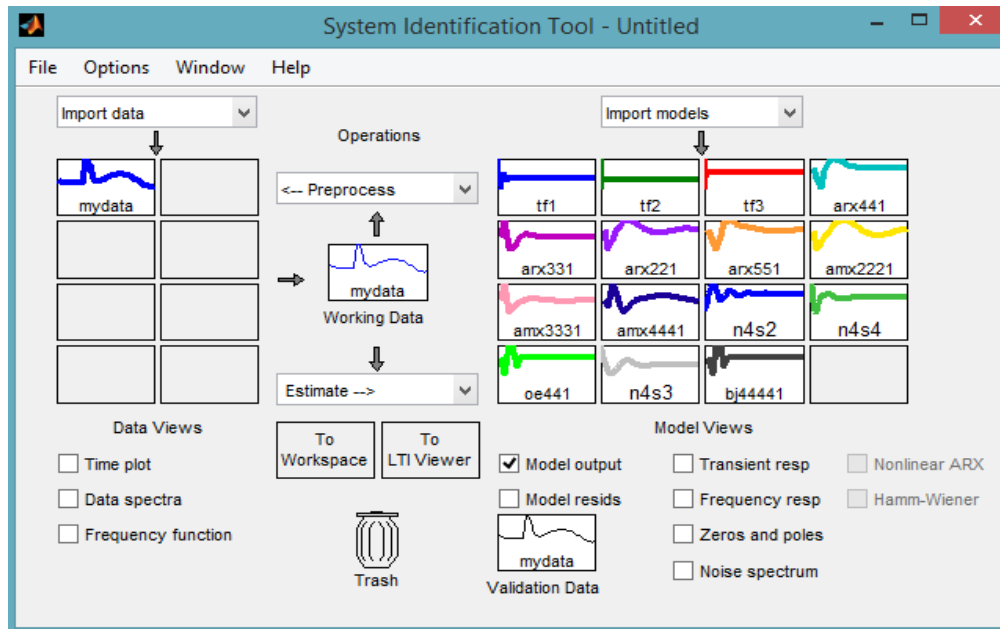
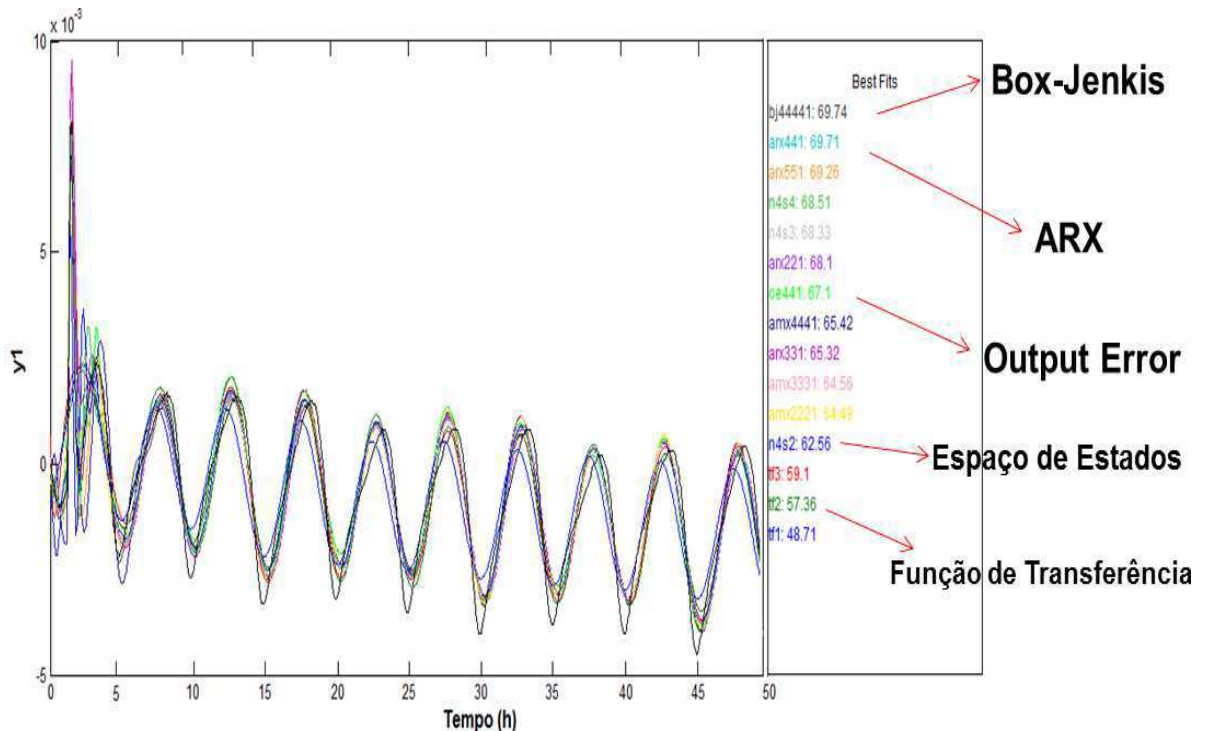
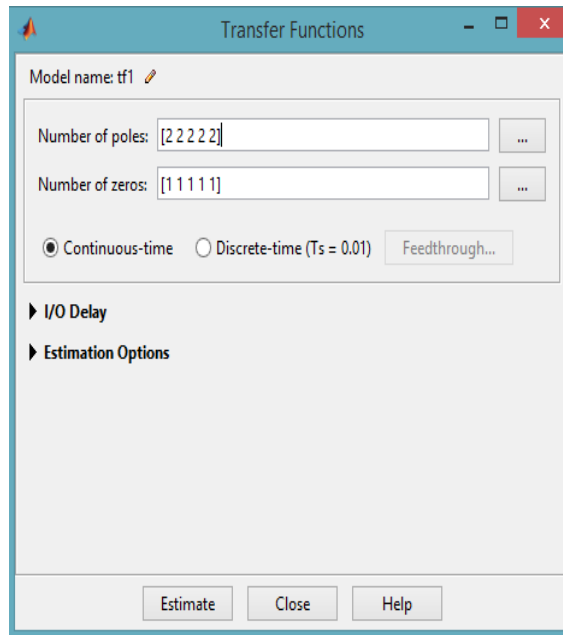


Figura 27 Tipos de Modelos identificados - y1



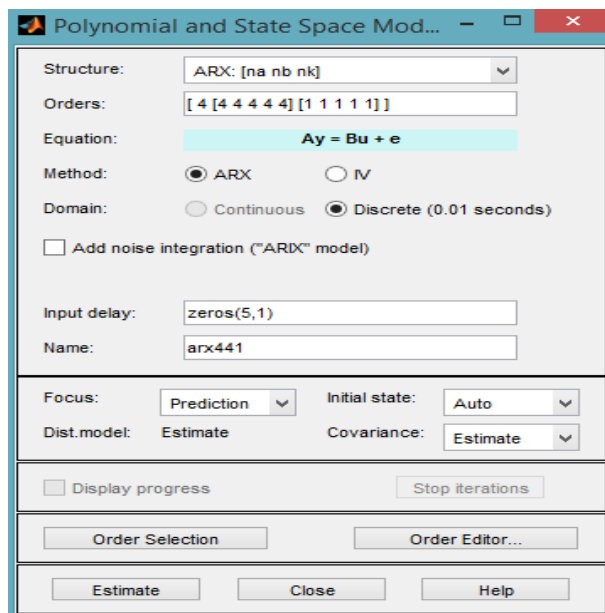
Na estimação dos modelos do tipo Função de transferência foi possível alterar o número de pólos e zeros para encontrar os modelos com melhores ajustes aos dados, Figura 28.

Figura 28 Modelos encontrados após o ajuste aos dados



Na estimação de parâmetros usando o modelo ARX (*autoregressive with exogenous inputs*), a estrutura do modelo surgiu inserindo o número de pólos, zeros e atrasos, o que corresponde respectivamente aos valores 4 4 1 na caixa *Linear parametric models*, como pode ser visto na Figura 29.

Figura 29 Janela de ajuste do modelo ARX



Esses valores de pólos, zeros e atrasos, variam de acordo com o ajuste do modelo aos dados. A estrutura do modelo ARX, baseia-se na tendência dos mínimos quadrados. O procedimento descrito acima foi aplicado para cada par (VM /CV) de interação a ser representado na malha de controle.

5.5. Propostas de Controle

A importância de manter as plantas industriais funcionando próximo aos seus pontos ótimos de operação, permite ao processo operar de forma segura, assim como, obter os melhores rendimentos. O trabalho consiste em utilizar uma técnica de separação de sinais (variáveis) capaz de tornar os sinais independentes, permitindo assim, o controle atuar de forma individual sobre cada variável e obtendo com isso um desempenho mais satisfatório.

Como forma de verificar o desempenho fornecido pela técnica ICA, o trabalho propôs duas estratégias de controle:

- Controle offline, este se baseou nos modelos que regem o processo, porém não atuou diretamente na planta de 1,2 EDC simulada em Aspen Plus DynamicsTM. Sua utilização foi útil na obtenção dos parâmetros de ajuste do controlador PID, que por seguinte, foram utilizados na estrutura de controle online;
- Controle online atuou em tempo real diretamente sobre os setpoints das CV's na planta de 1,2EDC;

Cada uma das estratégias mencionadas anteriormente foi avaliada em duas situações diferentes:

- Primeira situação: Controle convencional por meio do componente PID, sobre as malhas de controle acopladas;
- Segunda situação: Controle baseado na aplicação da técnica ICA como forma de desacoplamento entre as malhas de controle, utilizando para isto o componente PID;

A proposta inicial tratou de duas estruturas de controle que atuaram de forma offline, ou seja, analisadas apenas em relação aos modelos representativos do processo obtidos por meio da identificação de sistema.

O controle offline se tornou interessante ao trabalho, pois serviu para analisar o benefício da técnica ICA nos processos altamente acoplados, verificando o desempenho das malhas de controle, antes mesmo destas atuarem em tempo real sobre a planta. Além disso, os parâmetros do controlador, obtidos por meio da sintonia das malhas no controle offline, serviu de base para sintonizar o controlador nas malhas de controle online. As estruturas inicialmente propostas foram:

- Malha de controle 1 – Baseada nos modelos identificados diretamente a partir dos dados obtidos na saída do diagrama de blocos em *Simulink* (CASO 1);
- Malha de controle 2 – Baseada nos modelos identificados após submeter os dados obtidos na saída do mesmo diagrama de blocos em *Simulink* a aplicação do ICA (CASO 2).

Tabela 7 Pareamento entre VM's e CV's na malha de controle

Variáveis Manipuladas	Variáveis Controladas
Vazão de HCU	Composição de 1,2EDC no topo
* Lsump (<i>Setpoint</i>)	Nível do <i>sump</i>
** LC3 (<i>Setpoint</i>)	Nível da fase orgânica do vaso
Carga Térmica	Composição de CCl ₄ na base

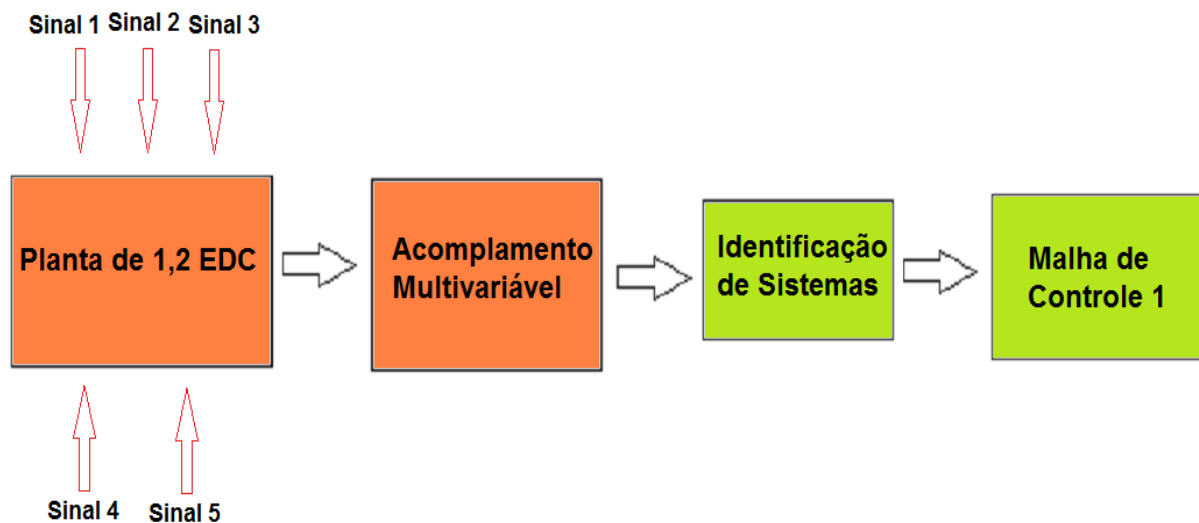
*Em cascata com a Vazão de base de 1,2 EDC

** Em cascata com a Vazão de refluxo

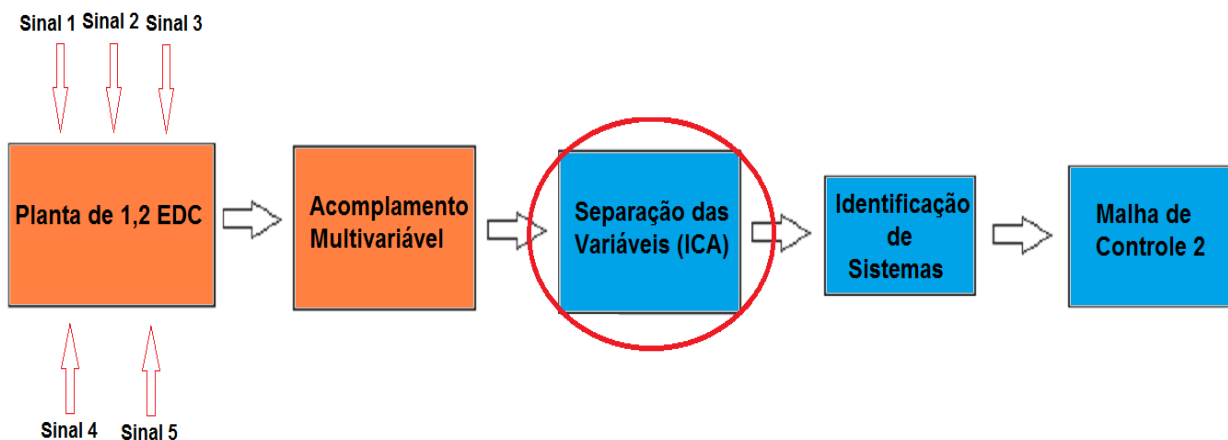
Na Figura 30 é apresentado um fluxograma esquemático utilizado como proposta para a elaboração da estrutura de controle offline. Na Figura 30a, após a aplicação dos sinais simultâneos (senóide, rampa e degrau) sobre as variáveis de entrada da planta de 1,2 EDC, foi então realizada a identificação dos modelos matemáticos referente as variáveis de saída do processo, e por fim os modelos foram aplicados a Malha de controle 1 desenvolvida.

Como pode ser visto na Figura 30b, é acrescentada após a perturbação do sistema, a etapa de separação das variáveis por meio da aplicação do algoritmo *FastICA*, para obtenção das variáveis independentes, e após isso, foi feita a identificação dos modelos matemáticos, e na sequência os mesmos foram aplicados à Malha de controle 2.

Figura 30 Esquema da estratégia de controle Offline



a) Controle offline pelo método convencional

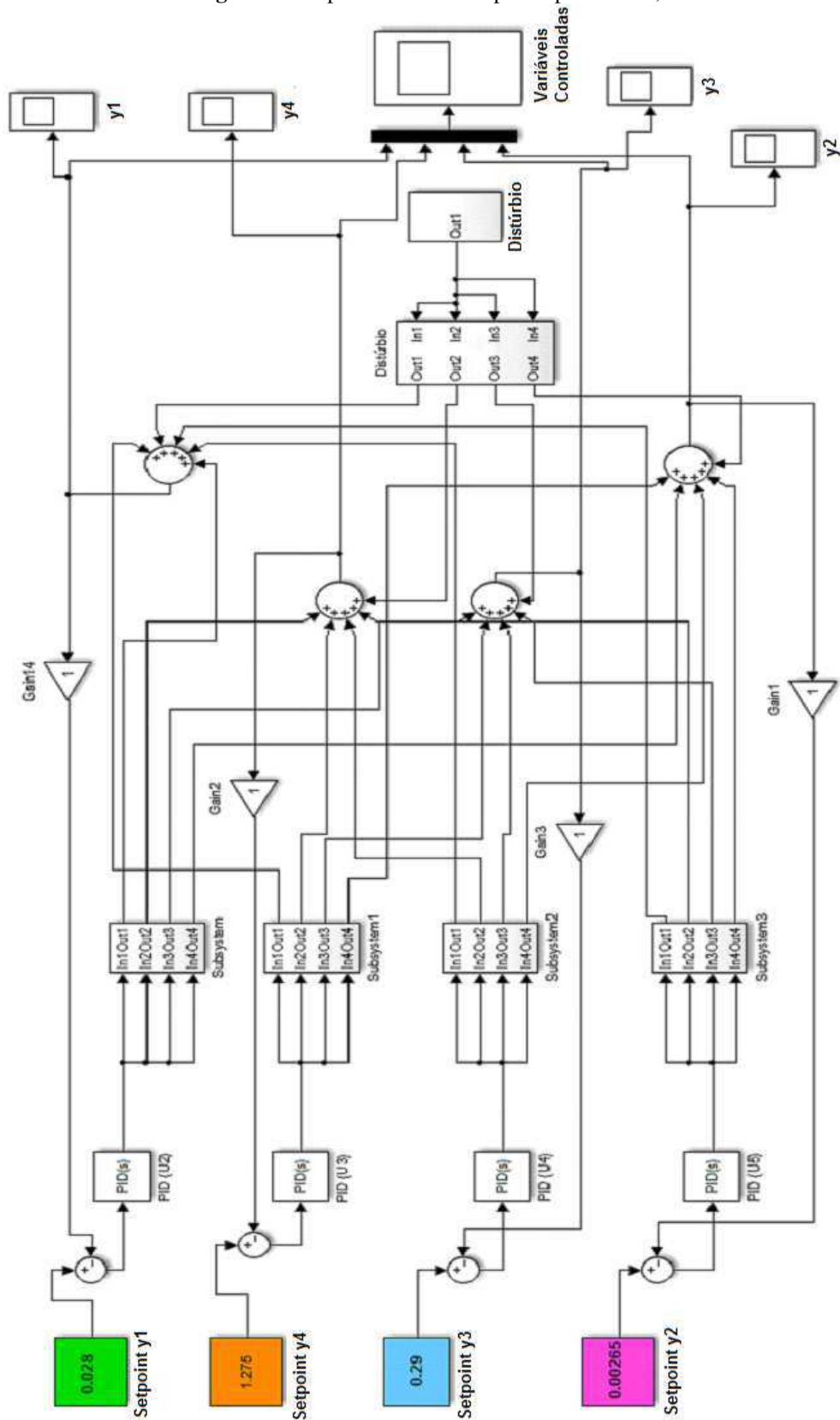


b) Controle offline baseado no desacoplamento pela ICA

As malhas de controle nesse primeiro momento possuíram o mesmo formato (Figura 31), a única diferença entre ambas foram os modelos utilizados em cada malha. Posteriormente, após verificar o desempenho obtido pelo controle offline, duas novas estruturas de controle foram propostas, dessa vez a comunicação do controle atuou diretamente na planta de 1,2 EDC de forma online.

O emparelhamento entre as variáveis foi determinado por meio da análise desenvolvida através dos testes realizados na planta. Na Tabela 7, segue o pareamento entre as VM's e CV's. Onde a vazão de alimentação, como já mencionada foi considerada como distúrbio do processo.

Figura 31 Proposta de Controle para a planta de 1,2 EDC

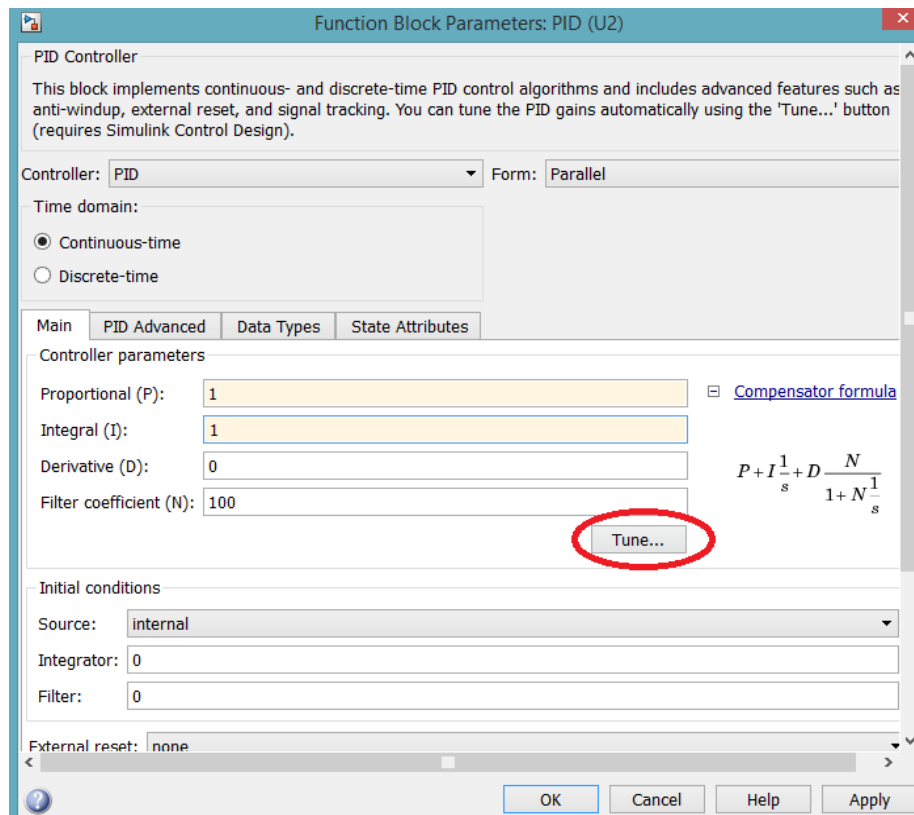


5.5.1 Controle Convencional

O controle pelo método convencional (Malha de controle 1) utilizou os modelos identificados através dos dados gerados na corrente de saída, Figura 4, sob a influência de sinais aplicados simultaneamente a todas as variáveis de entrada. Como consequência, cada variável de saída apresentou interferência de todas as variáveis excitadas na entrada do processo, o que torna maior a complexidade na obtenção do controle individual das variáveis de interesse no estudo.

A estratégia de controle proposta em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] foi composta pelas quatro variáveis manipuladas (U2, U3, U4, U5) e o distúrbio (U1) atuando no processo, Figura 31. Os modelos correspondentes a cada par de interações na malha de controle 1 encontram-se na Tabela A1 do Apêndice A. A sintonia dos parâmetros dos controladores presentes na malha de controle em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] foi realizada pelo método de Ziegler Nichols, porém a partida inicial de sintonia, deu-se por meio do sintonizador automático localizado através do menu *Tune* como em destaque na Figura 32.

Figura 32 Sintonia automática de controladores



Os valores de referência (*setpoint*) a ser atingido por cada variável controlada é apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Valores de referência para as variáveis controladas

Variáveis Controladas	<i>Setpoint</i>	Unidade
Composição do 1,2 EDC (destilado)	0,0285	Kg/kg
Composição do CCl ₄ (base)	0,0026	Kg/kg
Nível do <i>sump</i>	1,275	m
Nível da fase orgânica do vaso de refluxo	0,29	m

5.5.2. Controle por desacoplamento utilizando o ICA

A Malha de controle 2 utilizou a técnica ICA para reduzir a forte interação presente entre as variáveis contidas no processo, permitindo que os dados das componentes de saída misturadas, obtidos após às perturbações simultâneas provocadas no processo, pudessem tornar-se componentes independentes o quanto que possível, reduzindo assim, a complexidade na estratégia de controle proposta para a planta de purificação de 1,2 EDC.

O método de sintonia dos controladores para este caso foi o mesmo utilizado na malha de controle 1. Os modelos matemáticos que representam o comportamento transiente desses dados foram determinados por meio da ferramenta *Ident/ Matlab* e encontram-se na Tabela A2, do Apêndice A.

5.5.3. Aplicação das propostas de controle na planta de 1,2 EDC

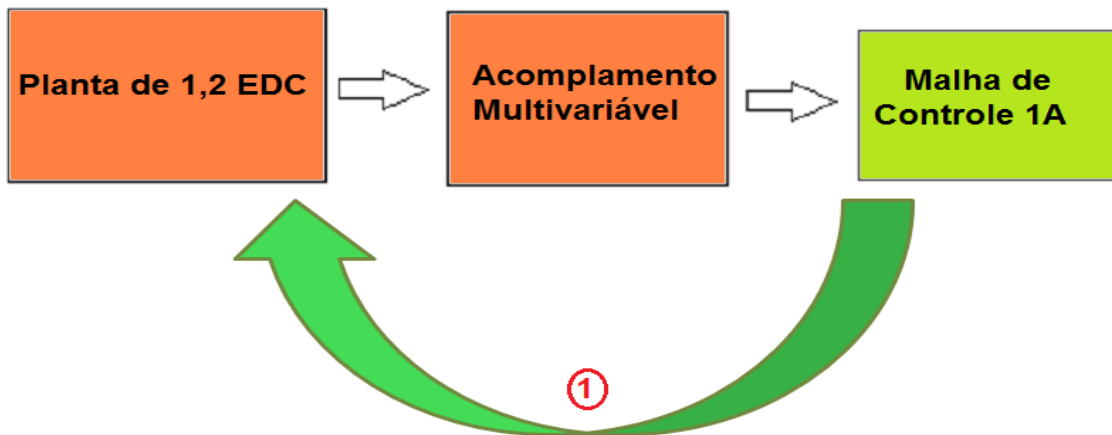
Após desenvolver as duas estruturas de controle offline, alcançar o desempenho de ambas individualmente, e obter os parâmetros do controlador após sintonia das malhas de controle, foi então estabelecida a comunicação das malhas de controle produzidas em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] com a planta de 1,2 EDC, por meio do bloco *AMSimulation*.

Na Figura 33, é apresentado o procedimento esquemático utilizado para a obtenção da configuração da estrutura de controle online proposta no trabalho.

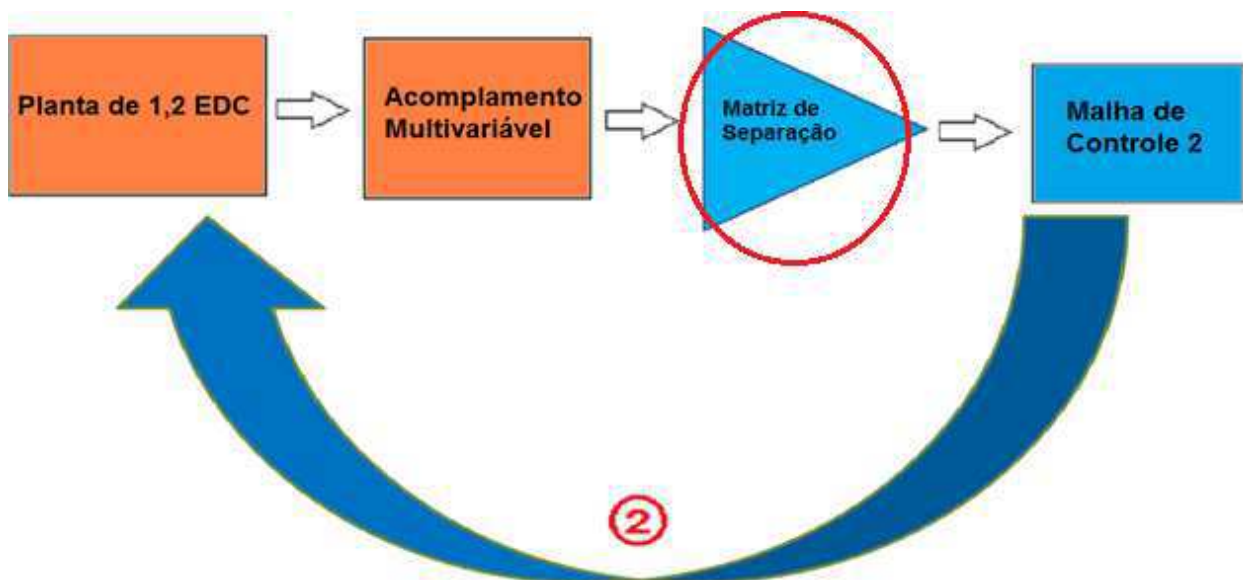
A Malha de controle 1A utilizou o mesmo preceito da malha de controle 1, porém desta vez o controle foi realizado em tempo real na planta, e não mais baseado nos modelos que regem o processo, conforme pode ser observado na Figura 34. O controle estabelecido sobre as variáveis neste caso foi online, e os parâmetros utilizados no controlador PID foram os obtidos durante a sintonia das malhas no controle offline.

Já a Figura 35 mostra a adição da matriz de separação como forma de reduzir ou até eliminar o forte acoplamento existente entre as variáveis contidas no processo, e após isso a malha de controle 2A foi conectada a planta de 1,2 EDC para realizar o controle online.

Figura 33 Esquema da estratégia de controle Online



a) Controle online pelo método convencional



b) Controle online baseado no desacoplamento pela ICA

Figura 34 Proposta de Controle 1A para a planta de 1,2 – EDC

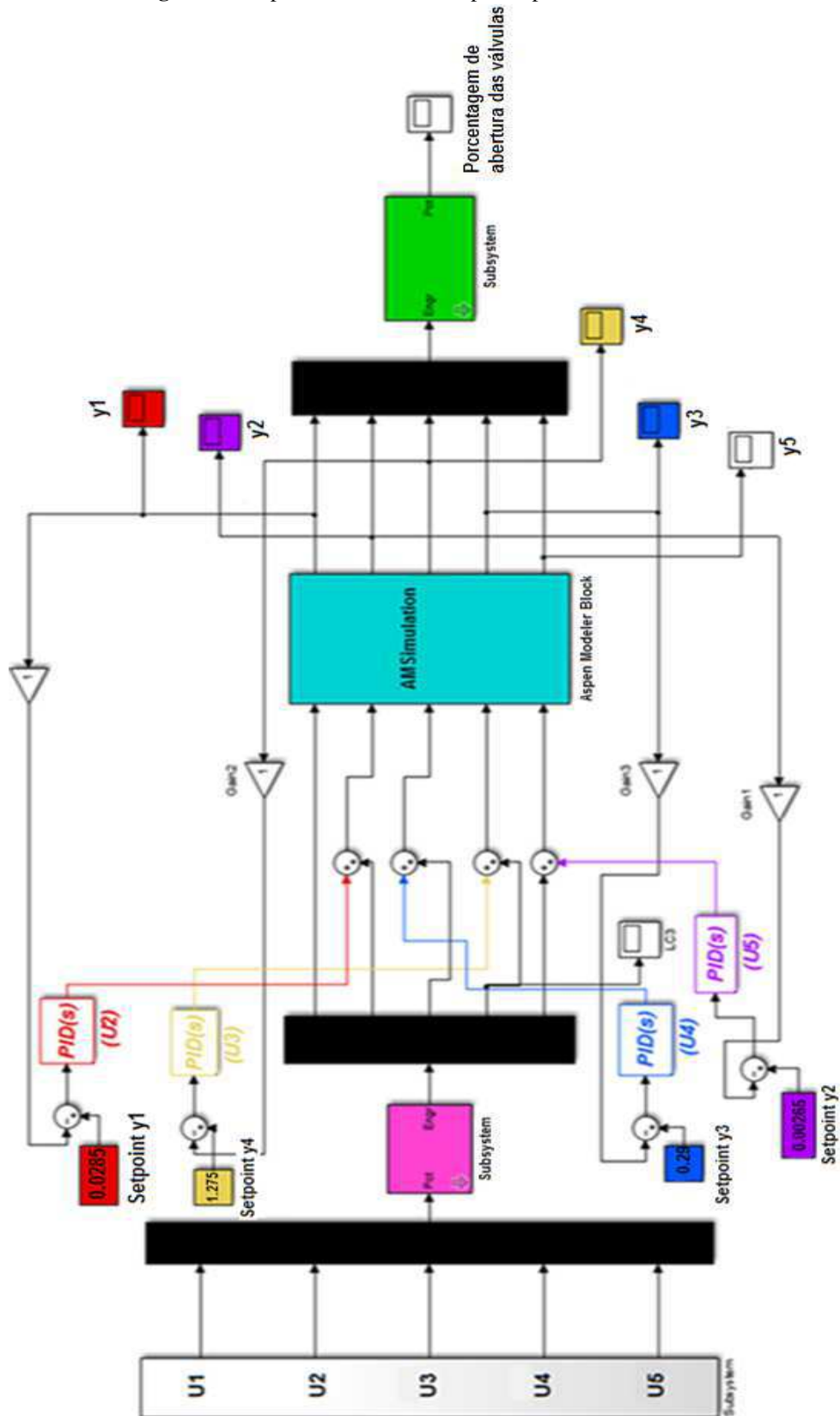
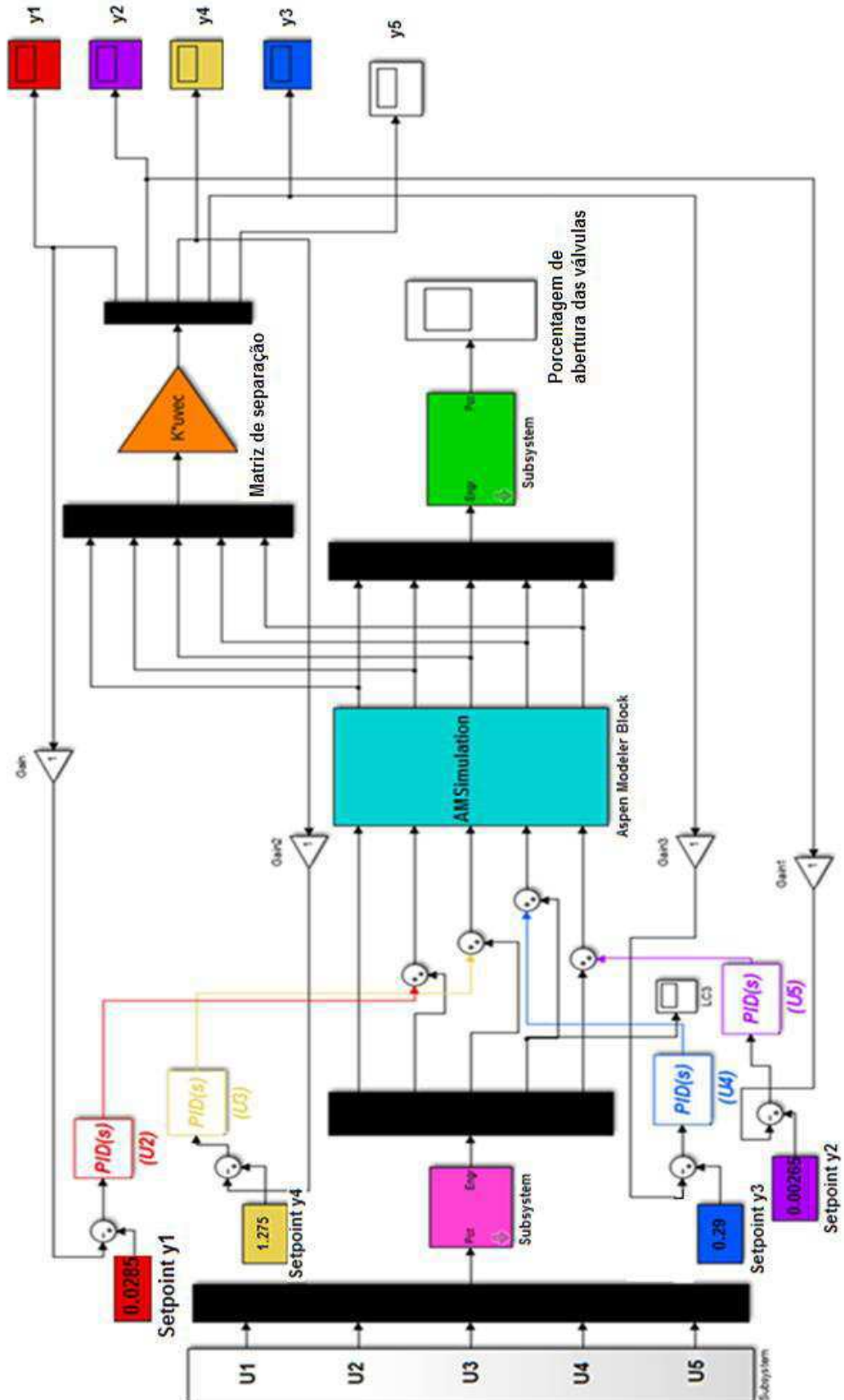


Figura 35 Proposta de Controle 2A para a planta de 1,2 – EDC



A seguir é apresentado um breve tutorial com a sequência de etapas utilizadas em cada uma das estratégias de controle propostas no desenvolvimento do trabalho.

1) ESTRATÉGIA DE CONTROLE CONVENCIONAL;

- Controle offline:

- 1- Inicialmente foram realizados testes em malha fechada na planta de 1,2 EDC, com o intuito de observar o comportamento apresentado pelas variáveis do processo, frente a perturbações;
- 2- Comunicação entre os softwares Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®], por meio do bloco *AMSimulation* disponível na biblioteca do Aspen Plus DynamicsTM;
- 3- Identificação de Sistemas: Utilizando a ferramenta *Ident/ Matlab*[®] foram identificados os modelos matemáticos com melhor ajuste aos dados misturados, referentes a cada variável de saída analisada no estudo. Os dados para modelagem foram obtidos na saída do diagrama de blocos em ambiente *Simulink/ Matlab*[®];
- 4- Desenvolvimento da estratégia de controle em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] utilizando os modelos identificados na etapa anterior;

- Controle online:

- 1- Testes em malha fechada na planta de 1,2 EDC;
- 2- Comunicação entre os softwares Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®];
- 3- Desenvolvimento da estratégia de controle em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] conectada diretamente a planta de 1,2 EDC por meio do bloco *AMSimulation*;

2) ESTRATÉGIA DE CONTROLE POR DESACOPLAMENTO UTILIZANDO A TÉCNICA DE SEPARAÇÃO DE SINAIS

- Controle offline:
 - 1- Testes em malha fechada na planta de 1,2 EDC;
 - 2- Comunicação entre os softwares Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®];
 - 3- Aplicação da técnica ICA, aos dados misturados, obtidos na saída do diagrama de blocos em ambiente *Simulink/ Matlab*[®], referentes a cada variável de saída analisada, como forma de obter as variáveis independentes;
 - 4- Identificação de Sistemas: Utilizando a ferramenta *Ident/ Matlab*[®], foram encontrados os modelos matemáticos que regem o comportamento transiente das variáveis independentes obtidas via etapa anterior;
 - 5- Desenvolvimento da estratégia de controle em ambiente *Simulink/ Matlab*[®] utilizando os modelos identificados na etapa 4 vista anteriormente;

- Controle online:
 - 1- Testes em malha fechada na planta de 1,2 EDC;
 - 2- Comunicação entre os softwares Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®];
 - 3- Aplicação da matriz de separação, obtida por meio da utilização da técnica ICA, na estratégia de controle desenvolvida em ambiente *Simulink/ Matlab*[®].
 - 4- Comunicação entre o ambiente *Simulink/ Matlab*[®] e a planta de 1,2 EDC por meio do bloco *AMSimulation*;

Capítulo 6

Resultados e Discussões

Neste capítulo são apresentados todos os resultados obtidos com a realização do trabalho. De início, por meio dos testes realizados na coluna, foi possível extrair informações como, por exemplo, a sensibilidade das variáveis frente a perturbações aplicadas ao processo. Em seguida foi possível obter a separação de variáveis utilizando a técnica ICA, E com base nesse conhecimento propor estratégias de controle para melhor funcionamento do processo.

6.1. Resposta aos testes em malha fechada

Os testes foram necessários para observar sobre o comportamento transiente das variáveis de saída presentes no processo em questão. E identificar qual a sensibilidade das variáveis frente às perturbações ocasionadas na planta. A seguir são apresentadas apenas as variáveis sob a influência de perturbações ocorridas no sistema, analisando assim, aquelas que necessitam de controle para proporcionar um funcionamento seguro da planta.

6.1.1 Vazão de alimentação

Após a aplicação do componente PRBS, a uma amplitude de 5% sobre a Vazão de alimentação (U1) foi possível observar o comportamento transiente provocado às variáveis de saída (CV's). É possível perceber por meio dos testes que a temperatura variou no máximo 1 grau pra cima quando a vazão da alimentação diminui e 1 grau para baixo quando a vazão da alimentação aumentou (Figura 36), comprovando assim a pouca sensibilidade a variações que a temperatura apresenta em processos de alta pureza, impossibilitando assim, tomá-la como inferência para controle de composição.

Na Figura 37, verifica-se que a composição de CCl_4 ultrapassa o valor (3000 ppm) requerido para uma máxima conversão do 1,2 - EDC na etapa de craqueamento, etapa subsequente a de purificação do 1,2 - EDC, e esse fator pode proporcionar formação de coque nos fornos de craqueamento. A composição de CHCl_3 , como pode ser vista (Figura 38), apesar de sofrer variações, permanece ainda dentro dos limites especificados para um funcionamento seguro da planta, inferior a 400 ppm.

Figura 36 Temperatura do 1º estágio da coluna

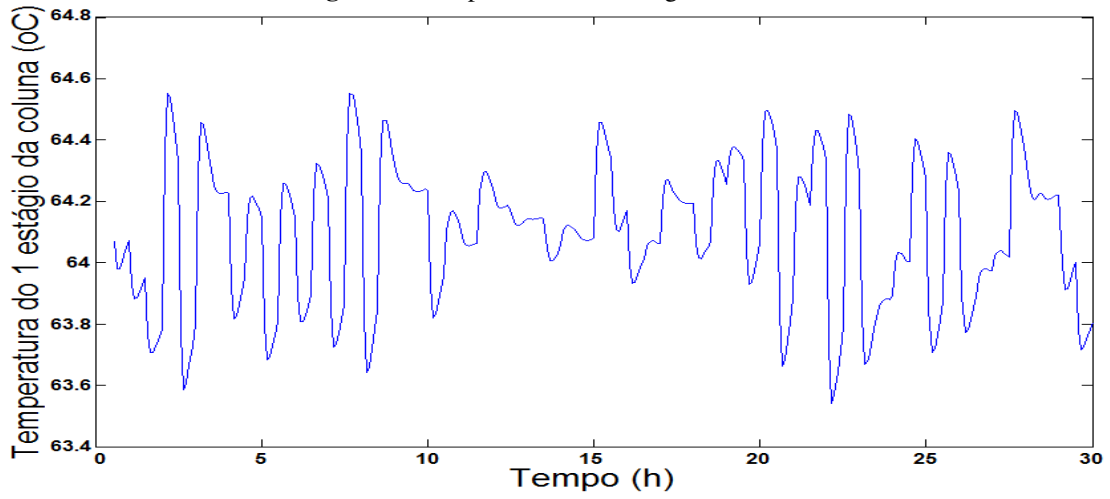


Figura 37 Composição de CCl_4 da corrente de base

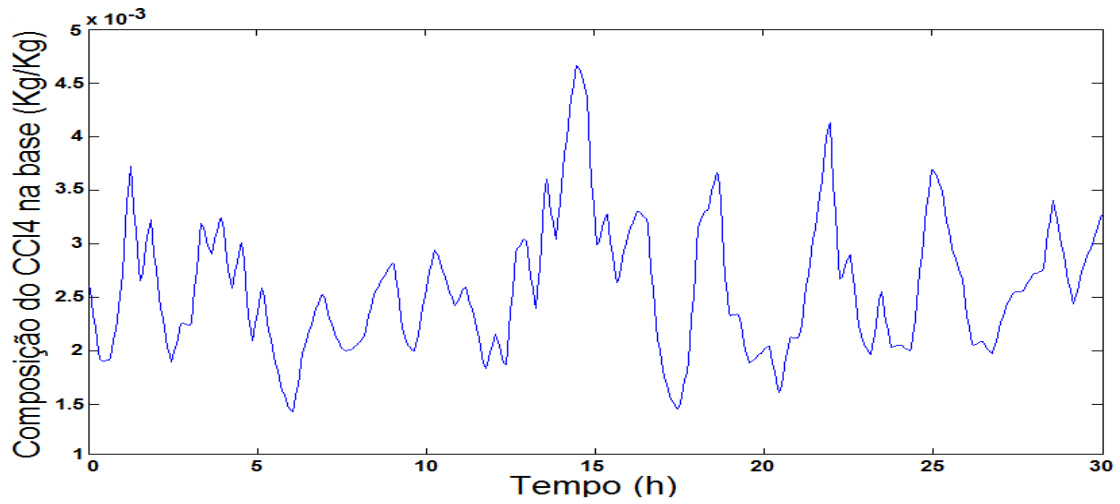


Figura 38 Composição de CHCl_3 da corrente de base

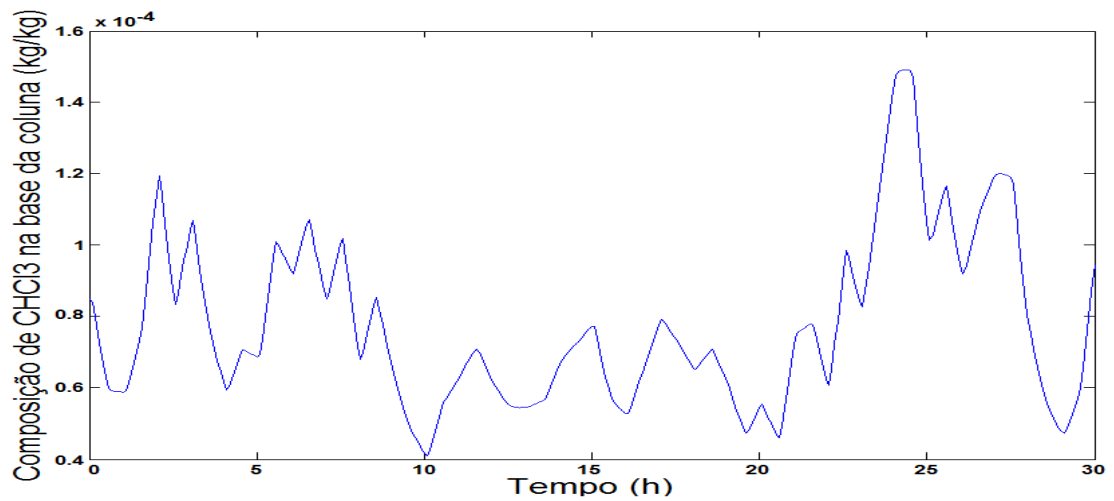
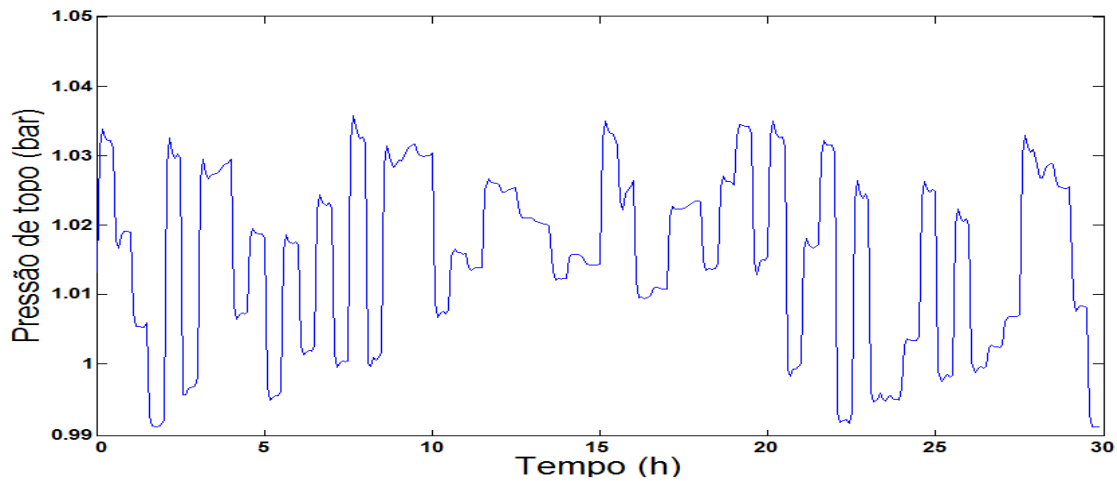


Figura 39 Pressão de topo da coluna



Logo, é comprovado pelos testes a importância do controle da composição do CCl_4 ao invés da composição de CHCl_3 , visto que o CCl_4 apresenta maior sensibilidade as perturbações no sistema, e ao controlá-lo automaticamente o CHCl_3 é mantido abaixo de seus limites máximo permitido para uma operação segura e satisfatória do processo.

A pressão de topo teve o seu controle abortado, visto que nenhuma modificação significativa surgiu após o distúrbio ser aplicado ao processo, Figura 39. Em relação às Figuras 40 e 41, respectivamente, o nível da fase orgânica do vaso de refluxo apresentou oscilações significativas ao distúrbio aplicado, o seu *setpoint* deve ser mantido em torno de 0,3 m, sob pena da passagem dos componentes organoclorados pela corrente de saída de água, já o nível da fase aquosa pouco variou.

Figura 40 Nível da fase orgânica

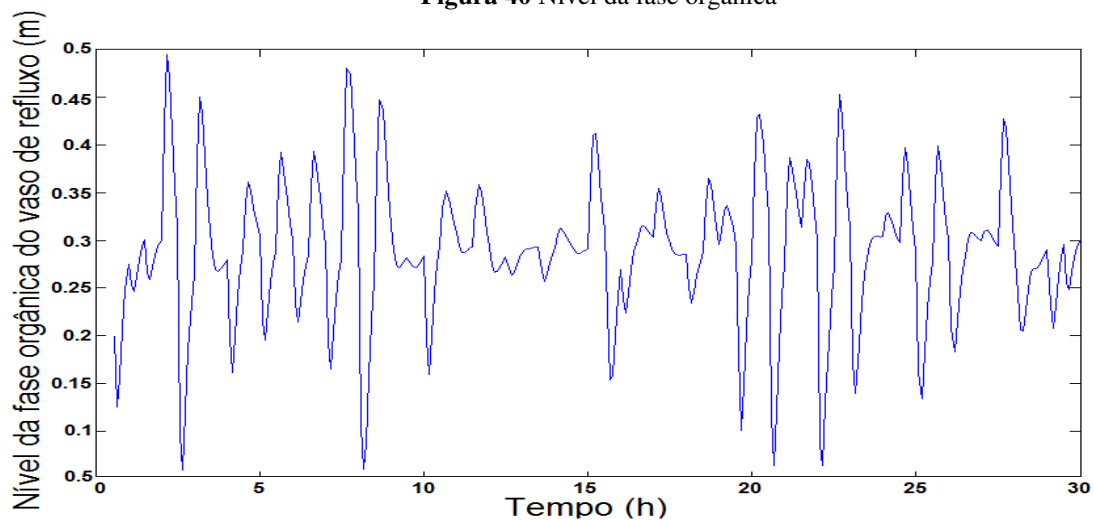
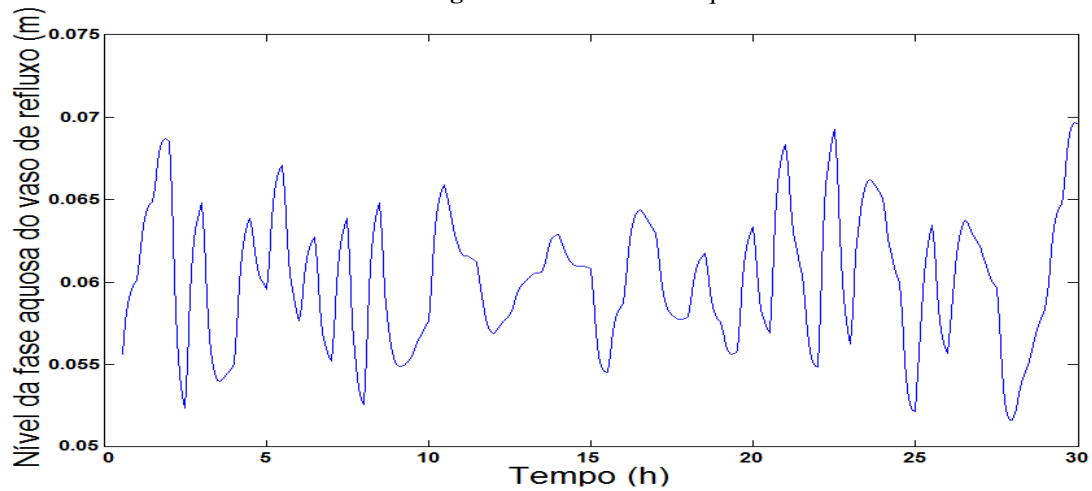


Figura 41 Nível da fase aquosa



Por fim, foi avaliado o nível do *sump*, e a composição de 1,2 EDC na corrente do destilado, Figuras 42 e 43, respectivamente. Visto que variações bruscas no nível do *sump*, para cima ou para baixo, podem causar, transbordamento de líquido, ocasionando alagamento dentro da coluna de destilação, impossibilitando assim a separação dos componentes, também, caso aconteça esvaziamento do líquido no *sump*, poderá ocorrer à queima da bomba que promove a circulação do fluxo dentro da coluna, conseqüentemente, esse fatores levarão a parada prematura da planta. Já variações na composição de 1,2 EDC no destilado podem reduzir a pureza do mesmo no produto de base, e isso não é interessante para a etapa do processo de purificação em estudo. Logo, esta foi uma das variáveis escolhidas para o controle, juntamente com o nível da fase orgânica do vaso de refluxo, o nível do *sump* e a composição de CCl_4 na corrente de base.

Figura 42 Nível do *sump*

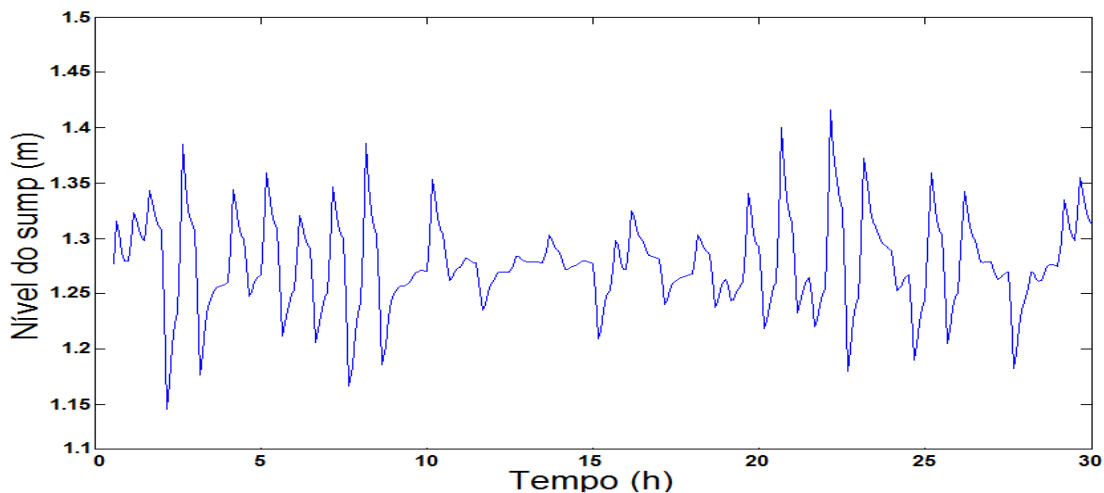
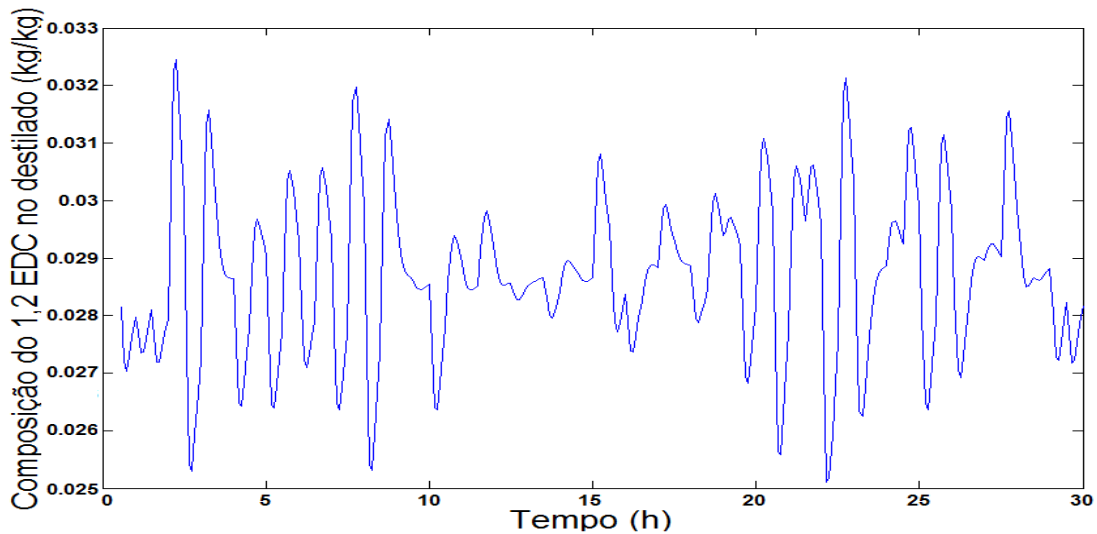


Figura 43 Composição de 1,2 EDC no destilado

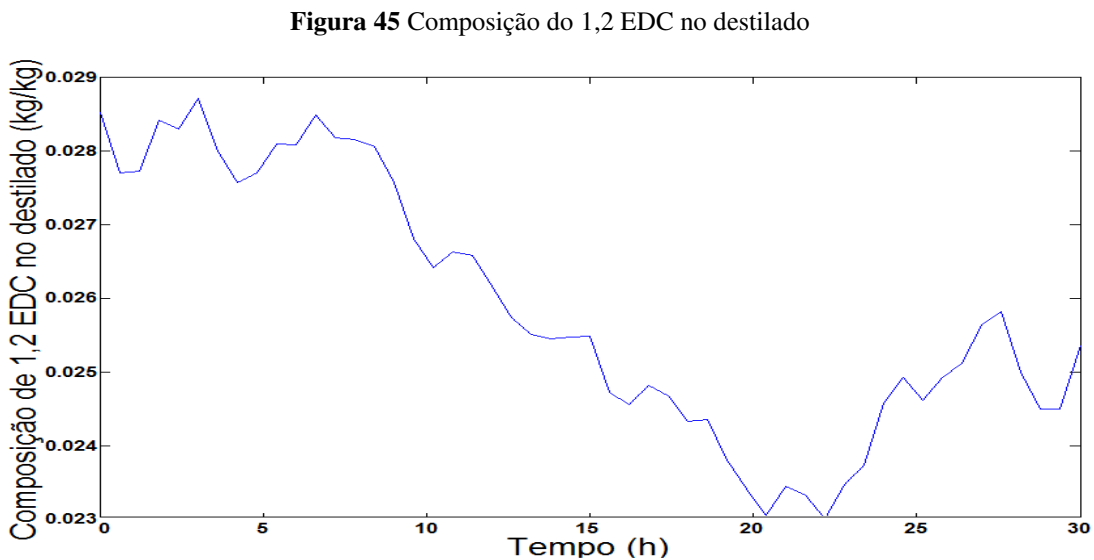
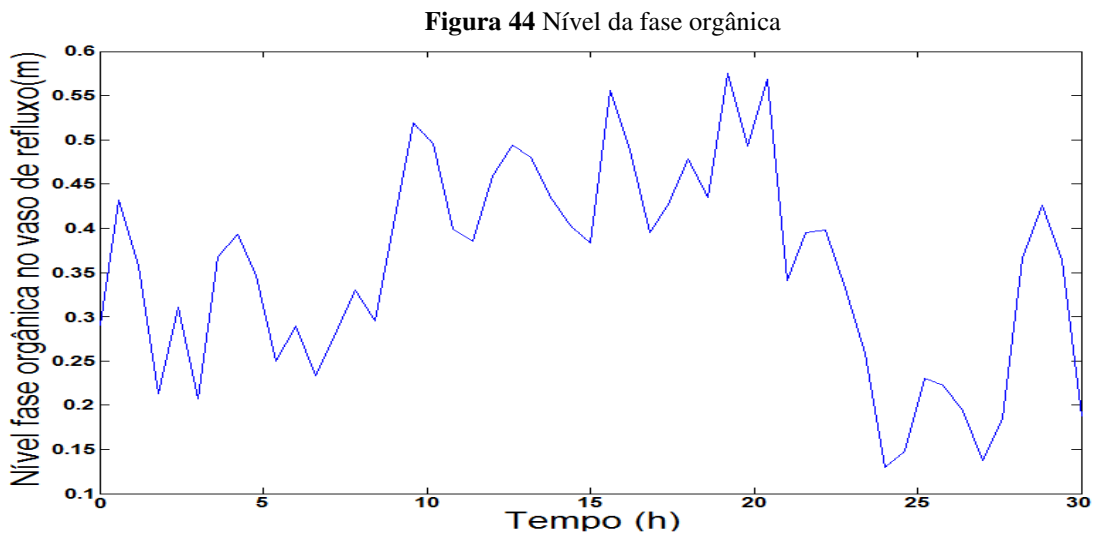


6.1.2 Vazão de refluxo

Como já visto, na maioria dos sistemas a composição do destilado ou nível do vaso de refluxo, é controlado pela Vazão do destilado ou Vazão de refluxo. Logo, após aplicar o componente PRBS à variável Vazão de refluxo (U4), as duas variáveis: nível da fase orgânica do vaso e composição de 1,2 EDC no destilado foram analisadas dentre as demais variáveis de saída, e pode-se observar que as mesmas apresentaram uma maior sensibilidade.

Porém, observando especificamente ambas as variáveis, verificou-se que o nível da fase orgânica (Figura 44) apresenta oscilações bem maiores em torno da variável quando comparado ao comportamento apresentado pela composição de 1,2 EDC (Figura 45), atingindo um nível ~ 0.57m, quase o dobro do valor estabelecido pela planta.

Em primeiro momento, pensou-se em utilizar U4 como manipulada para controle do nível da fase orgânica. Porém foi preciso analisar também a Vazão de destilado (U2), para se ter certeza sobre qual variável apresentava uma maior sensibilidade a CV e então decidir qual o melhor emparelhamento MV x CV.



Em relação as temperatura dos estágios da coluna, as mesmas são pouco sensíveis as perturbações provocadas a U4, variando em torno de 1°C, portanto, não sendo útil para inferir sobre o controle de outra variável.

6.1.3 Vazão de destilado (HCU)

Assim como a Vazão de refluxo, a Vazão de destilado ou Vazão de HCU (U2) em alguns processos é utilizada para o controle da composição do destilado ou do nível do vaso de refluxo. Assim, também foi comprovado através dos testes realizados na planta de 1,2 - EDC. As

variáveis que apresentaram maior sensibilidade à perturbação da variável U2 foram à composição do destilado ou do nível da fase orgânica do vaso de refluxo (Figuras 46 e 47), respectivamente.

Figura 46 Nível da fase orgânica

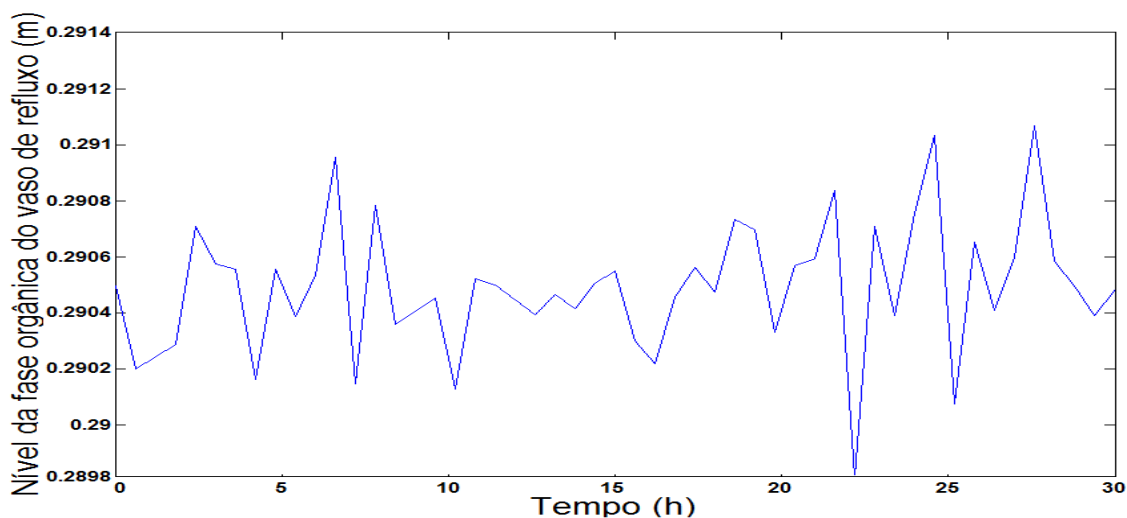
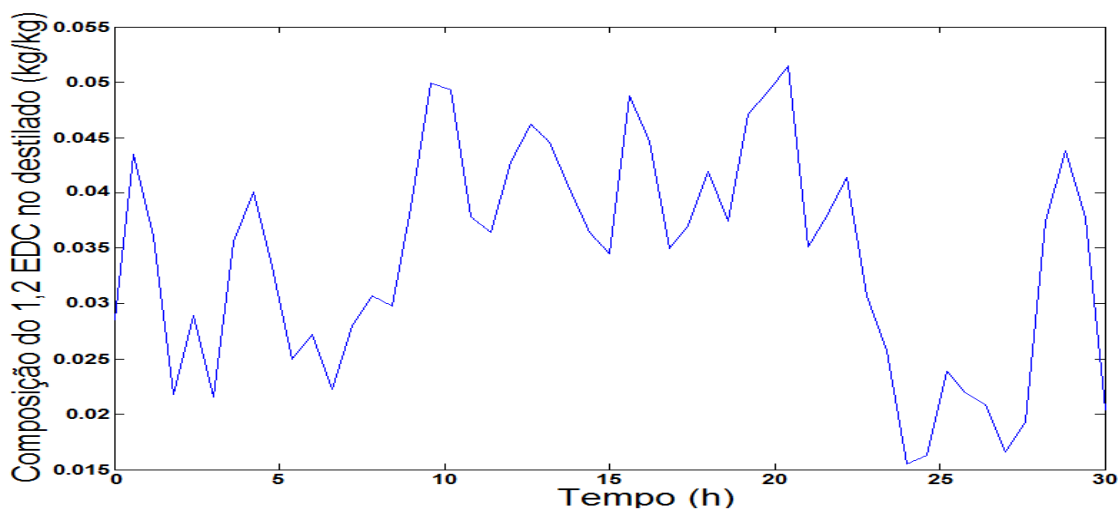


Figura 47 Composição do 1,2 EDC no destilado



Portanto, analisando individualmente cada uma das duas CV's afetadas por U2 e por U4, conclui-se que a composição de 1,2 EDC apresenta uma sensibilidade maior à U4, atingindo valor superior a 0,05 kg/kg (kg composição de 1,2EDC / kg vazão do corrente de destilado), essa

oscilação provoca uma redução na pureza do componente na corrente de base, afetando assim a eficiência do processo. Visto que a composição adequada máxima para a composição de 1,2 EDC na corrente de topo é 0,0285 kg/kg, para que seja possível obter uma pureza em torno de 99,5% na base.

Já o nível da fase orgânica sofreu pouca sensibilidade a variação de U2, logo foi descartada como par VM / CV. Assim, como consequência dessas análises, foi decidida que U2 seria manipulada para controle da composição de 1,2 EDC, e U4 manipulada para controle do nível da fase orgânica do vaso de refluxo. As temperaturas da coluna também não apresentam qualquer sensibilidade significativa a variações sobre esta variável.

6.1.4 Carga térmica

Na maioria das indústrias de processos por meio da Carga térmica do reboiler (U5) ou pela Vazão da base (U3) é possível obter o controle da composição da base ou o nível da base da coluna. Então, a fim de comprovar esse fato, foi necessário aplicar o sinal de perturbação PRBS sobre U5, como forma de avaliar a influência desta sobre as duas CV's. Nas Figuras 48 e 49, é possível observar cada CV conforme o comportamento transiente provocado após a perturbação em U5.

Figura 48 Nível do *sump*

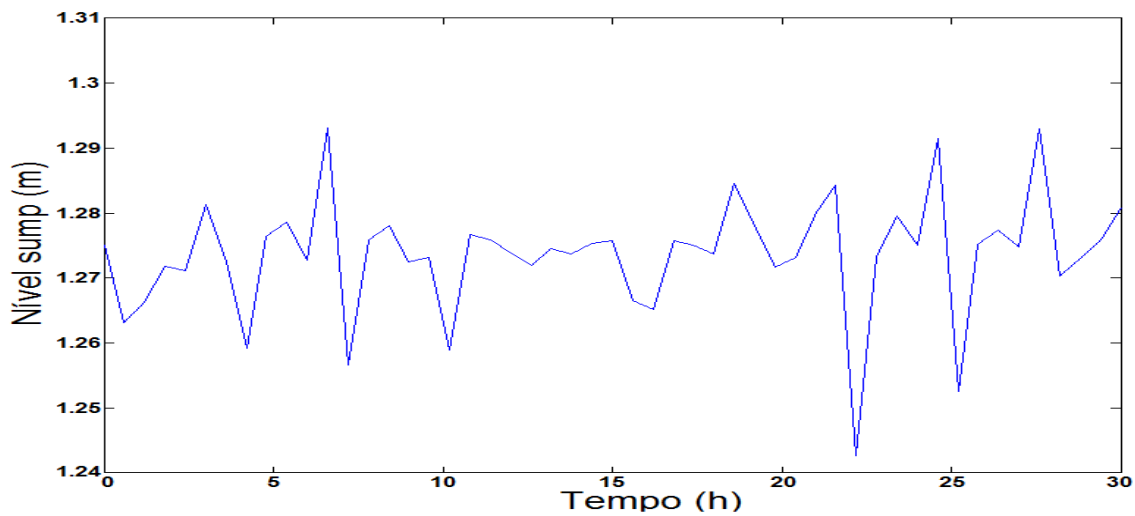
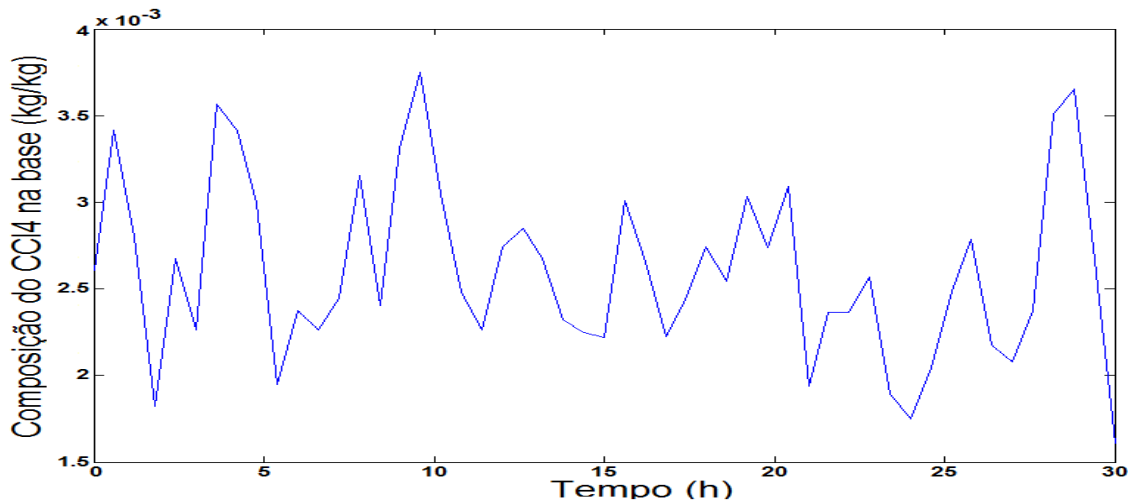


Figura 49 Composição do CCl₄ na base



Como pode ser visto, analisando cada CV individualmente, observa-se que o nível do *sump* apresenta variações em torno de 0,05 m, enquanto a composição de CCl₄ na base supera o limite de 3000 ppm, valor sugerido para uma boa conversão do 1,2EDC durante o craqueamento, etapa posterior a de purificação.

Essa oscilação acima do limite adequado de operação pode provocar flutuações sobre a composição de CHCl₃ na base da coluna, e levar a inibição da conversão de 1,2 EDC na etapa de craqueamento. A variação do nível do *sump* está dentro dos limites de operação, visto que não atinge a saturação nem o esvaziamento do *sump* após perturbação sobre a carga térmica.

6.1.5 Vazão de base (1,2 EDC)

Assim como para a Carga térmica, a Vazão de base do 1,2 EDC (U3) apresenta uma maior influência sobre a composição da base ou o nível da base da coluna quando comparada as demais CV's estudadas nos processos industriais. O comportamento transiente de cada uma dessas duas CV's pode ser visto na Figura 50.

Como pode ser visto, perturbações aplicadas a U3 provoca saturação no nível do *sump* levando o mesmo a transbordar liquido para dentro da coluna, visto que o nível ultrapassou o limite superior de 2,5 m. Já em relação a composição de CCl₄ na base, a variação é pequena, em torno de 23 ppm, Figura 51.

Figura 50 Nível do *sump*

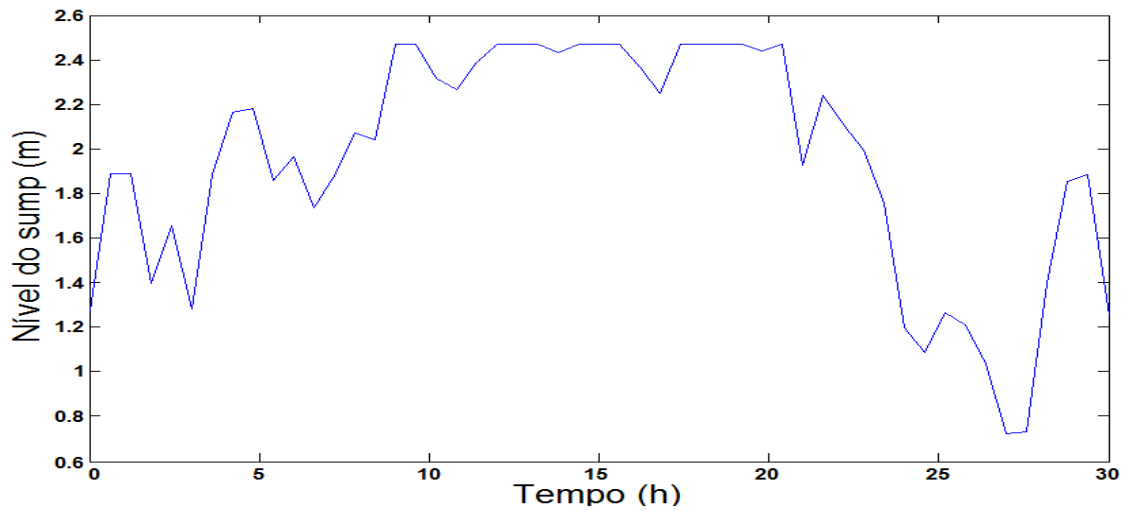
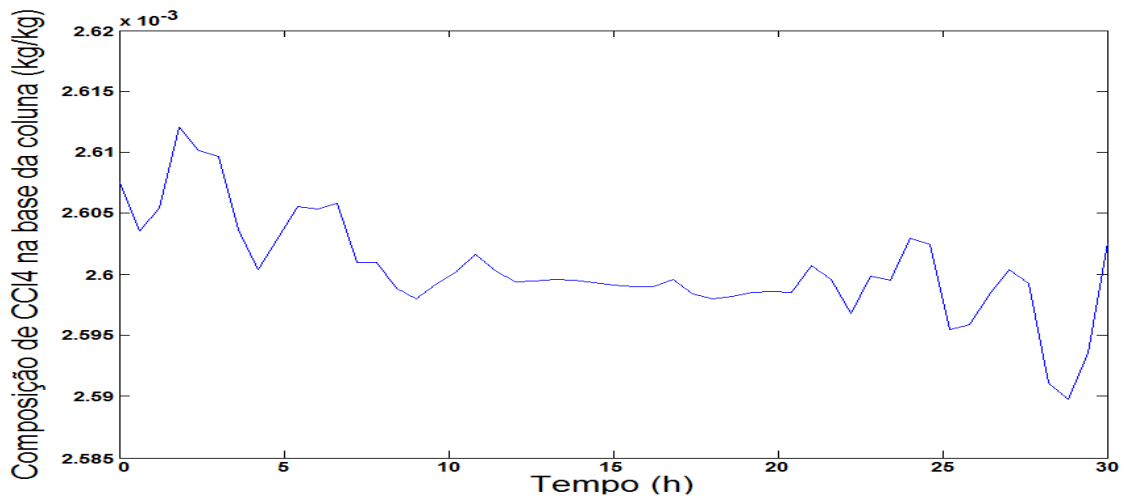


Figura 51 Composição do CCl_4 na base



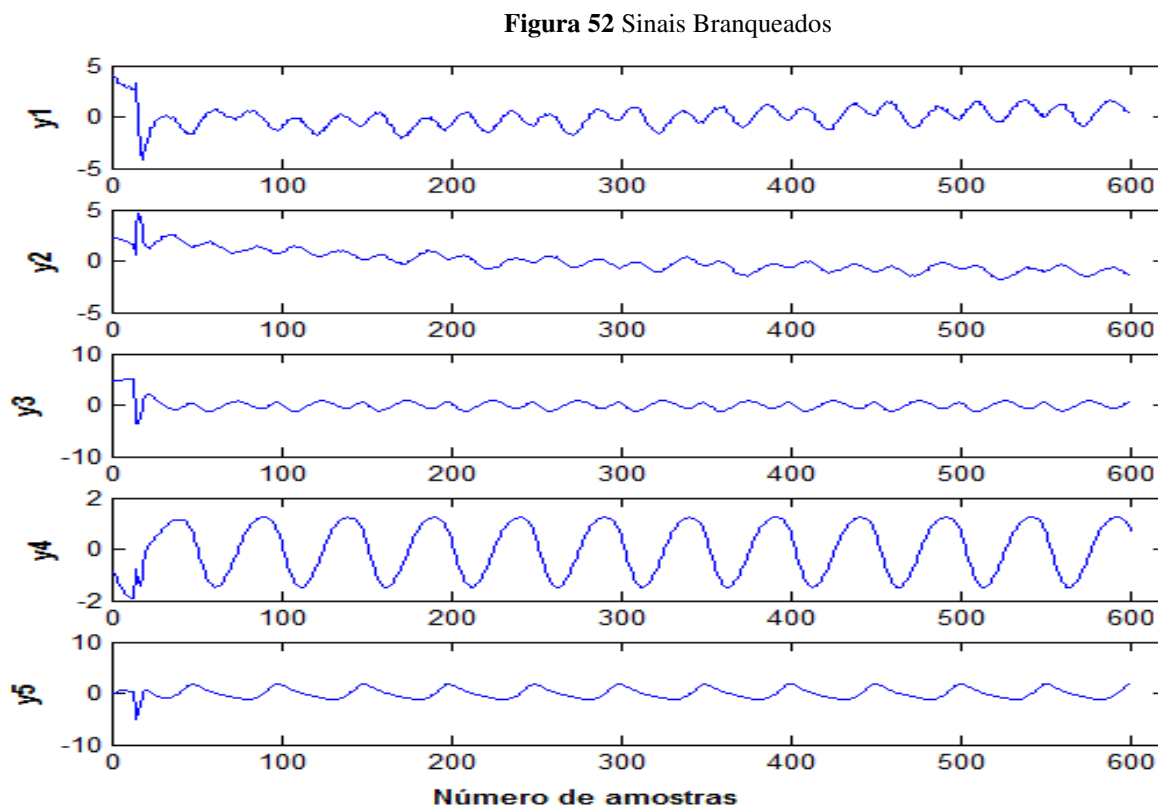
6.2. Separação das componentes pelo ICA

Principalmente em colunas de destilação azeotrópicas, é inerente ao processo a forte interação e acoplamento entre as variáveis, fator que se deve a alta complexidade presente nos mesmos. Outro ponto importante é a grande sensibilidade a perturbações, que podem resultar em deterioração dos produtos e dificuldade para retornar a operação normal.

Como já visto, os vetores misturados $x(k)$ inseridos na entrada do aplicativo antes de serem submetidos ao algoritmo *FastICA*, foram transformados em um novo vetor $z(k)$ através da

etapa de tratamento: centralização e branqueamento. A centralização teve o intuito de normalizar os dados, tornando-os uma faixa uniforme e o branqueamento tem o intuito de tornar as componentes decorrelacionadas, diminuindo assim a complexidade ao algoritmo na separação das componentes.

A Figura 52 apresenta o comportamento transiente das variáveis de saída após o tratamento. Por meio do ICA foi possível então, reduzir esse forte acoplamento, e obter a extração (recuperação) dos sinais aplicados sobre as fontes (variáveis de entrada), através das variáveis de saída do processo (y_1 , y_2 , y_3 , y_4 e y_5), conforme mostra Figura 53.

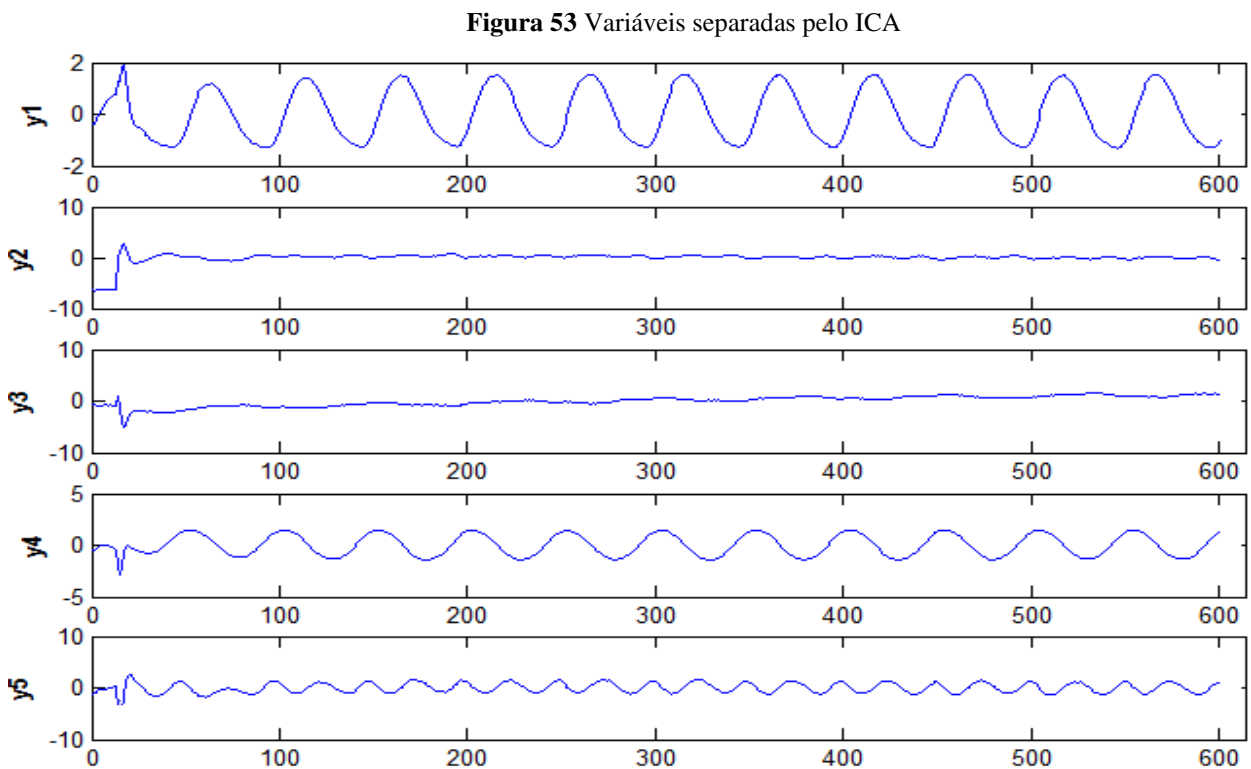


Em seguida, o algoritmo foi aplicado as variáveis branqueadas, para obter então as variáveis de saída independentes o quanto que possível, facilitando assim, o controle individual nas malhas de controle.

Alternando as diversas condições para tentar obter o melhor resultado na separação, a função não-quadrática que apresentou melhor resultado na maximização da não-gaussianidade dos dados foi à função gaussiana, conforme vista na Equação 28.

$$G(y) = ye^{\frac{-y^2}{2}} \quad (28)$$

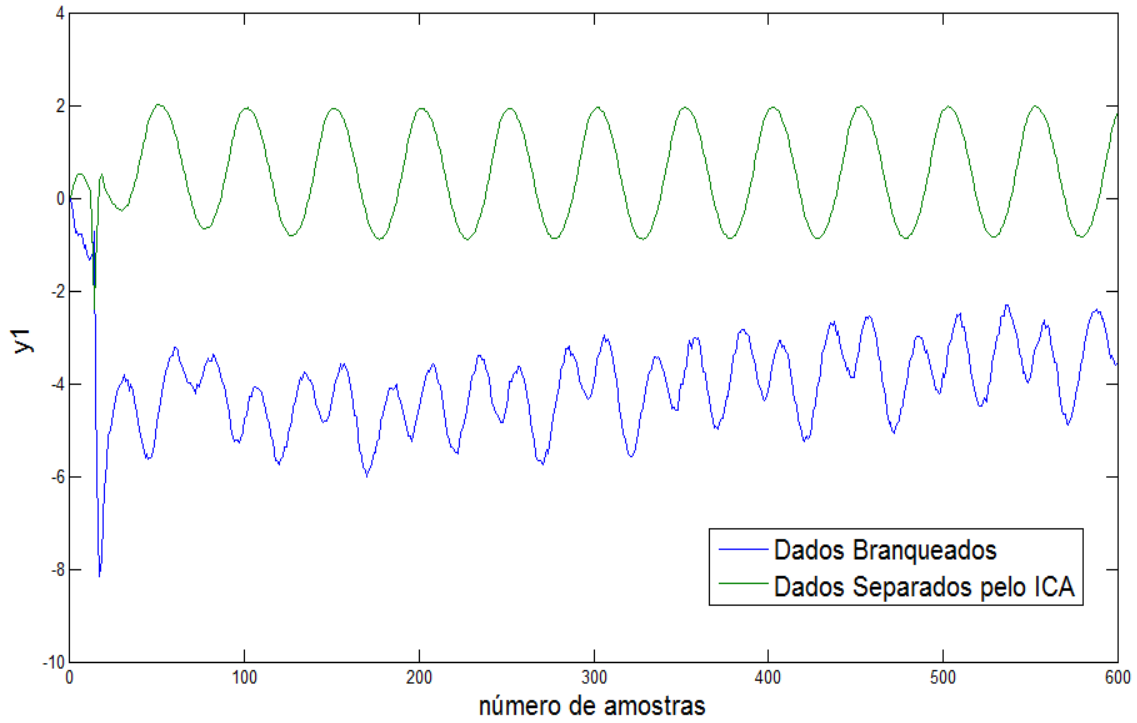
Para o cálculo da ortogonalização, dois métodos foram testados: a deflação e a simetria, o método que apresentou melhor desempenho na obtenção das componentes independentes foi o da deflação. As variáveis de saída independentes obtidas com a utilização do ICA são apresentadas na Figura 53.



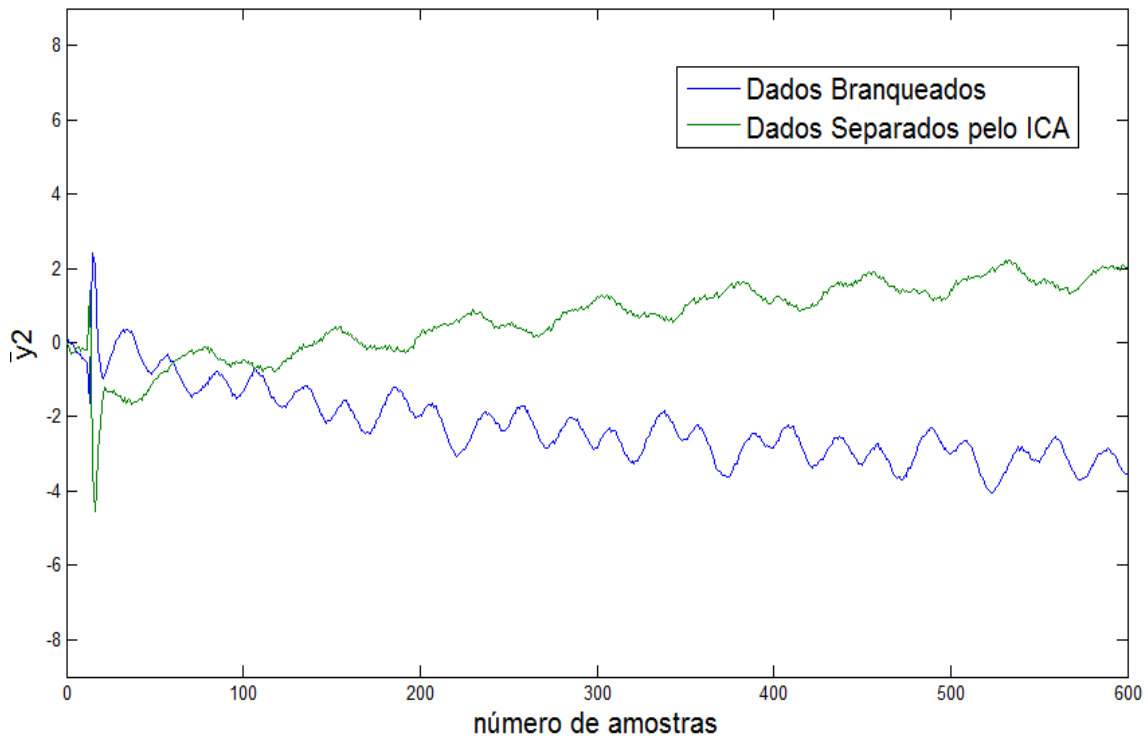
Como visto, todos os sinais originais foram recuperados na saída do processo, por meio das variáveis de saída (y_1 , y_2 , y_3 , y_4 , y_5). Assim, foi possível tornar as componentes independentes em relação a cada VM excitada, facilitando o controle das variáveis individuais.

Analisando individualmente cada sinal, é possível observar a evolução que cada um apresenta entre o processo de branqueamento e a etapa de separação utilizando a técnica ICA, Figura 54. Como pode ser visto nas Figuras 54a, 54b, 54c, 54d e 54e, respectivamente os sinais y_1 , y_2 , y_3 , y_4 e y_5 .

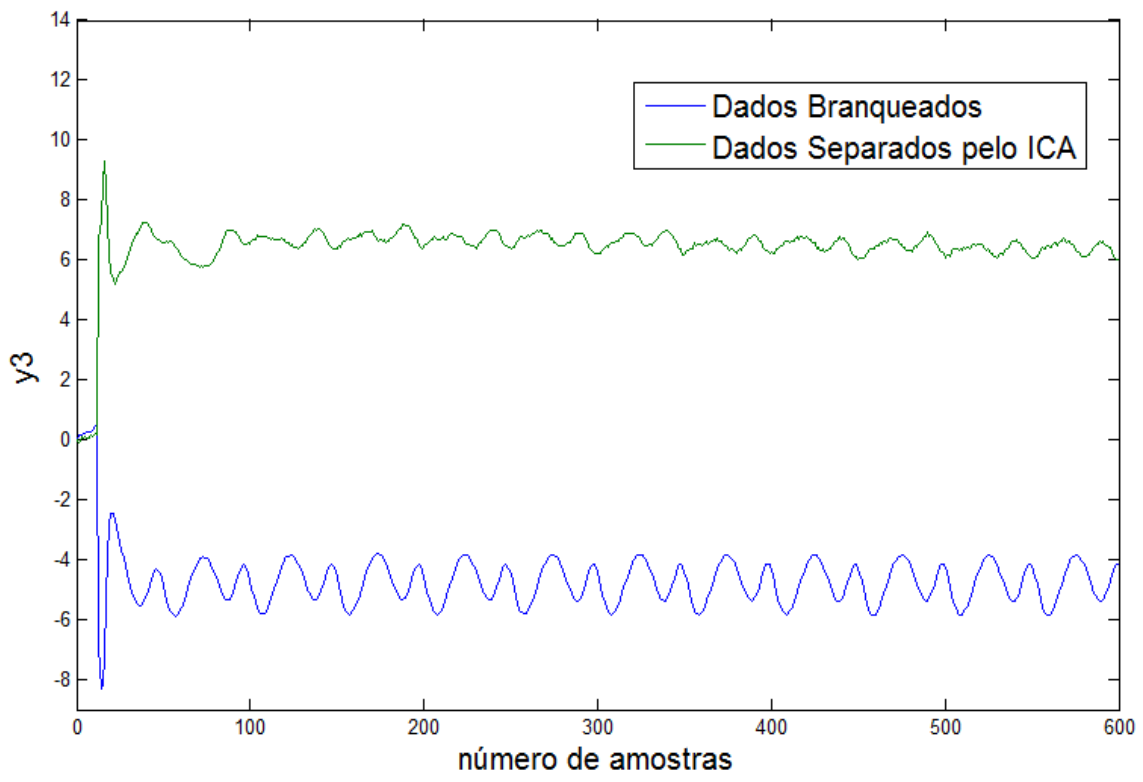
Figura 54 Evolução da separação das variáveis após o branqueamento



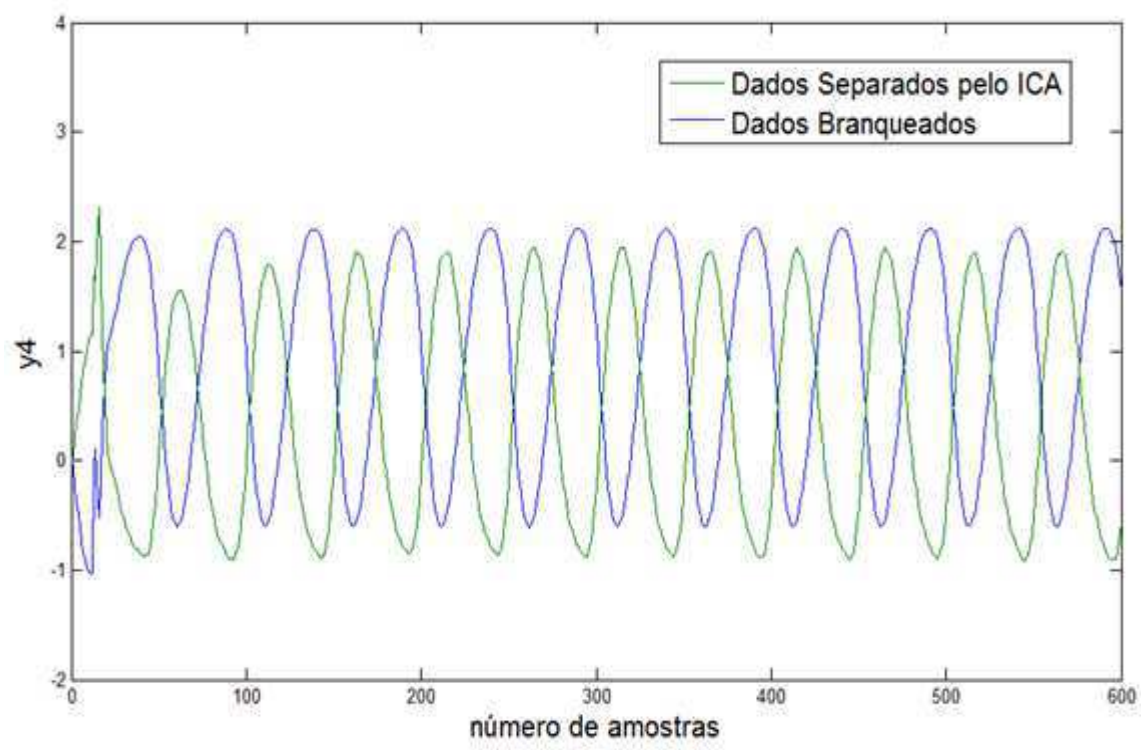
a)



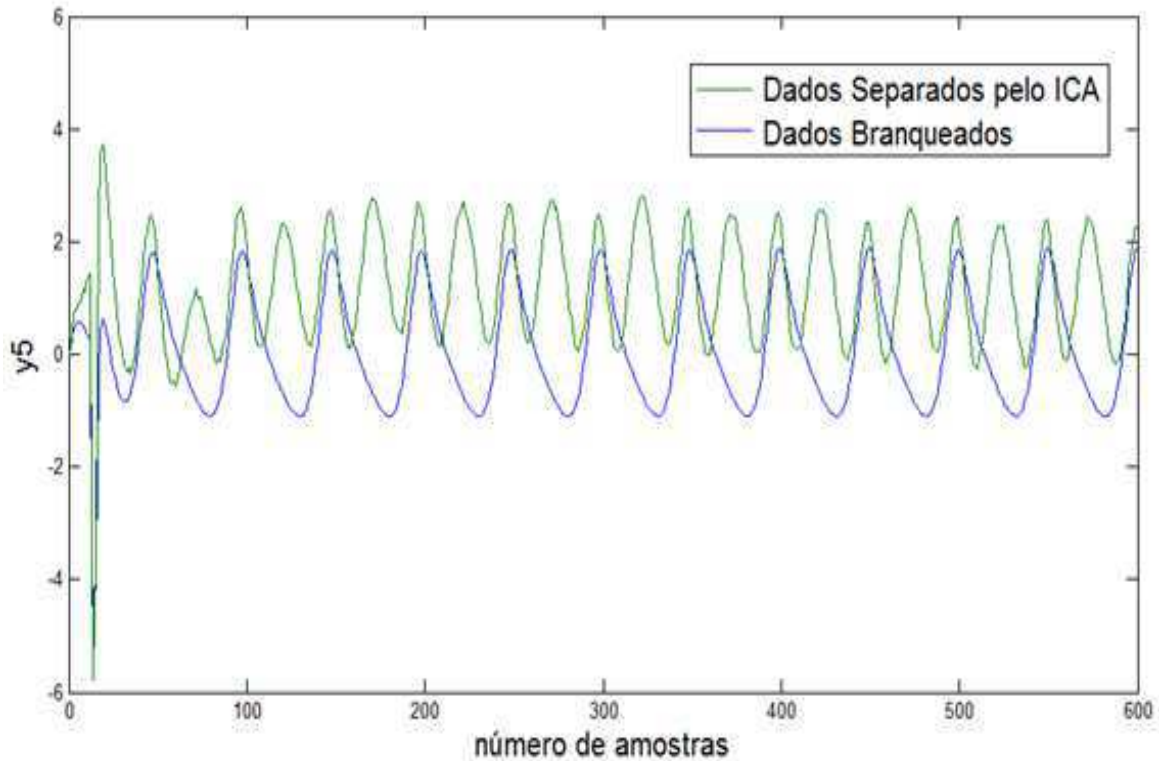
b)



c)



d)



e)

Na Figura 54a vê-se o sinal da senoidal ganhando forma durante o branqueamento, porém ainda apresentando interferência do comportamento de outros sinais misturados. Em 54b e 54c, é possível ver o sinal rampa e degrau formados, contudo em sentidos contrários durante o branqueamento, além de também estarem sofrendo um pouco de interferência de outros sinais misturados a eles.

Já em 54d e 54e, o branqueamento foi mais satisfatório na separação dos sinais, e com isso é possível verificar os dois sinais senoidais formados, apresentando formato semelhante aos sinais por fim recuperados através da aplicação da ICA.

6.3. Modelos Identificados para o Processo

Diversos modelos foram avaliados a fim de obter o melhor ajuste para os dados correspondentes a cada 'CV', sendo eles: Funções de transferência, Espaço de estados, Modelos não lineares, Modelos polinomiais, Modelos por correlação, dentre outros.

6.3.1 CASO 1

Para o CASO 1, os modelos encontrados com melhor ajuste foram do tipo ARX (*autoregressive with exogenous inputs*), OE (erro na saída), Espaço de estados e BJ (*Box-Jenkins*), conforme mostra na Figura 28.

Os modelos representados por função de transferência foram os que apresentaram o pior ajuste dentre os demais avaliados, como pode ser visto analisando o coeficiente de ajuste e a resposta transiente.

Como visto em todos os modelos analisados, os valores de coeficiente de ajuste não foram bons, ficando abaixo de 70%, ou seja, devido a interferência de outras variáveis sobre essa analisada em questão, tornou-se difícil encontrar um modelo que obteve-se um bom ajuste aos dados.

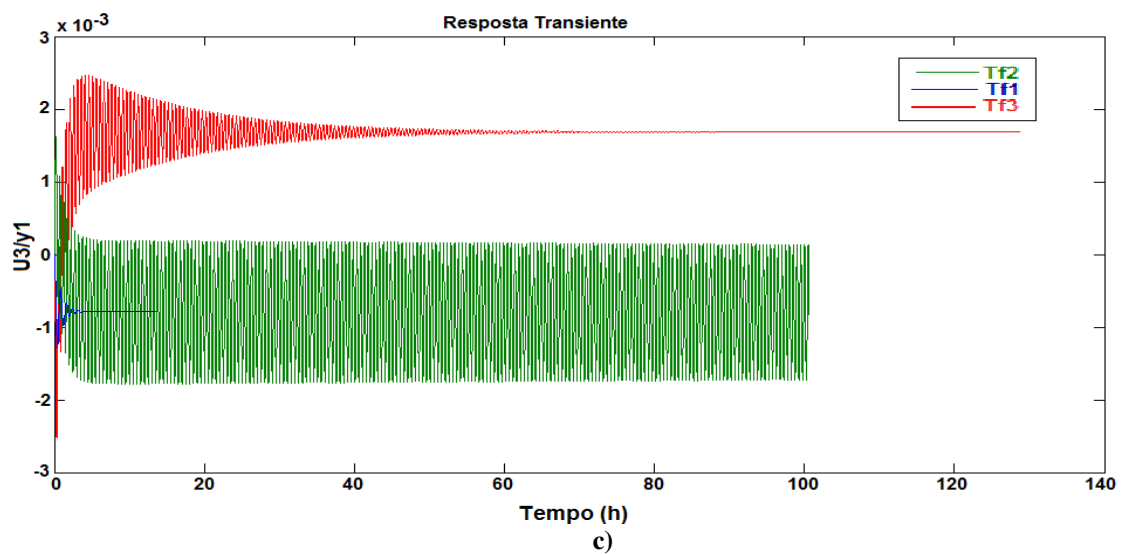
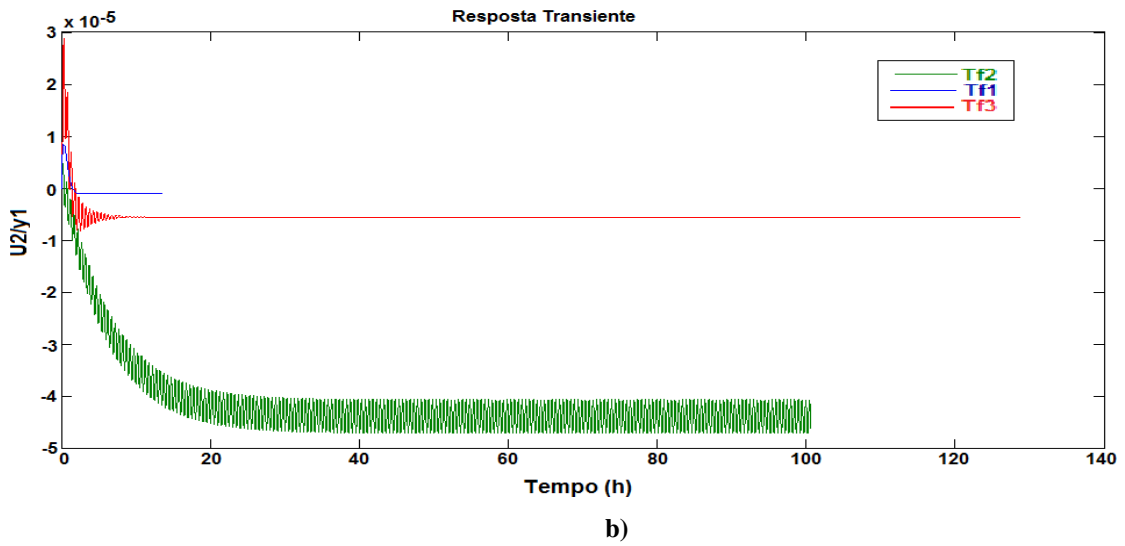
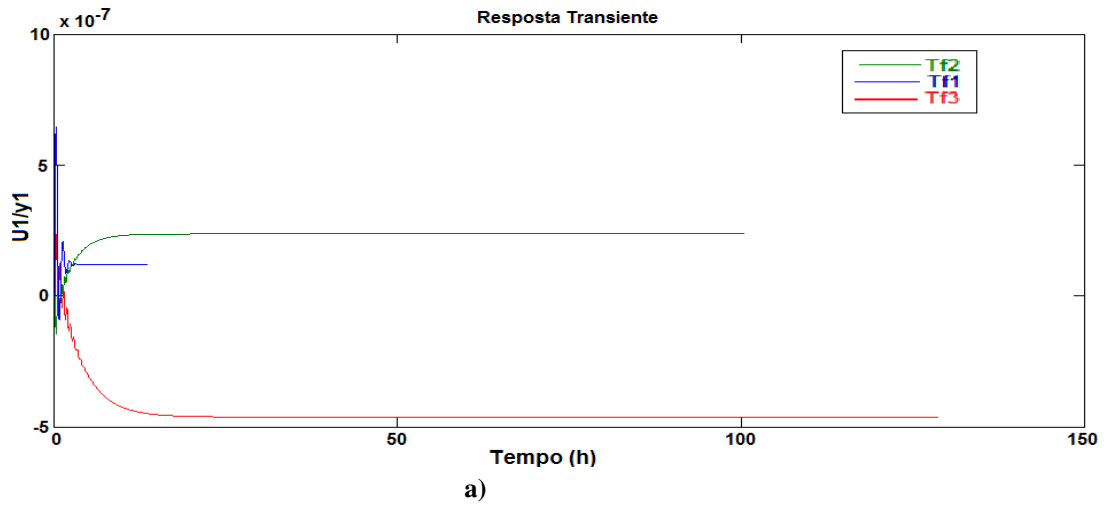
Outro fator observado e levando em consideração na escolha do modelo foi a resposta transiente do modelo. Esse quesito importante deve ser atentado, visto que muitas vezes ter o melhor coeficiente de ajuste não significa ter o melhor modelo. Logo, foi necessário optar por outro critério para escolha dos modelos.

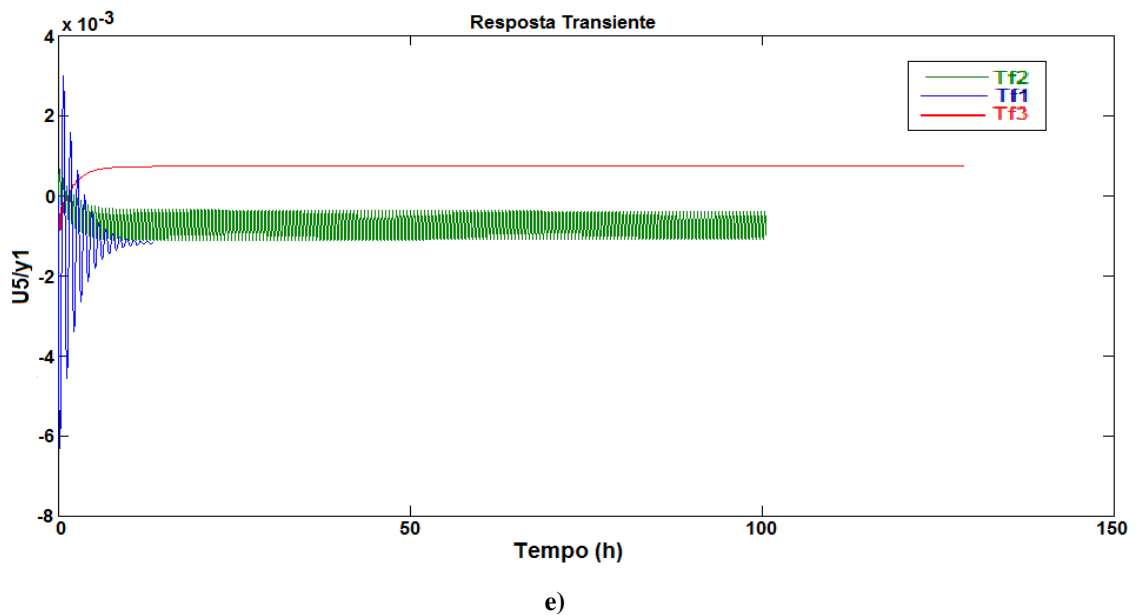
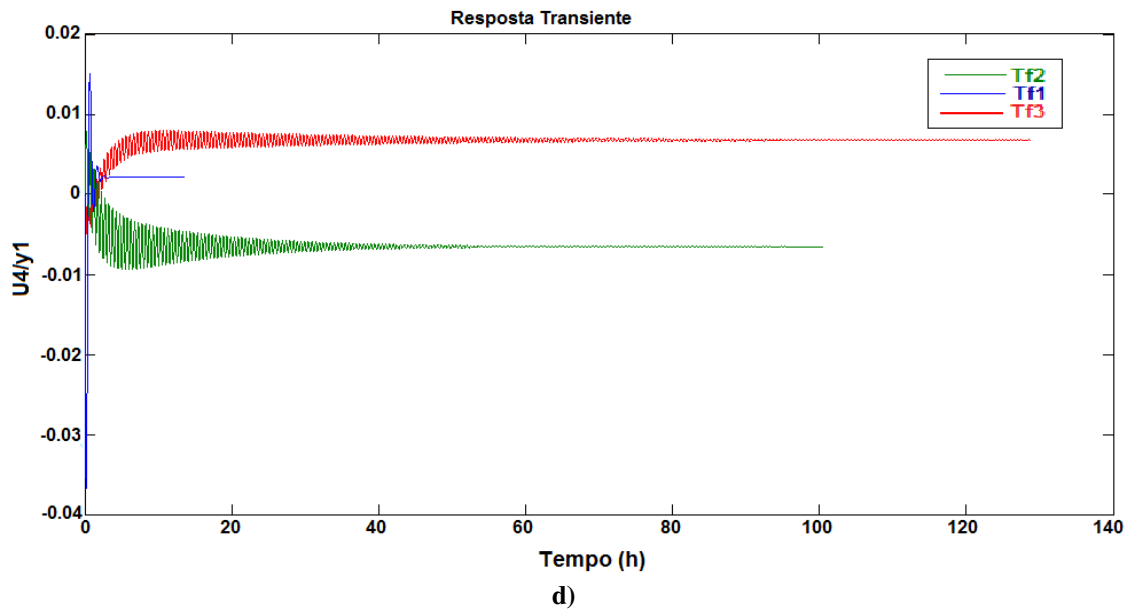
A resposta transiente permite observar após o ajuste do modelo, se para aquele tipo escolhido, o sistema atingirá estabilidade a fins de controle caso haja determinadas perturbações no processo.

Para cada um dos modelos identificados o critério da resposta transiente foi avaliado, juntamente com o valor referente ao coeficiente de ajuste do modelo. Na Figura 55 são apresentadas as respostas transientes a partir do uso do modelo em Função de transferência para cada par de interações: (a) U1/ y1; (b) U2/ y1; (c) U3/ y1; (d) U4/ y1; (e) U5/ y1. Onde y1 é a composição de 1,2 EDC no destilado.

O mesmo procedimento de avaliação dos modelos foi realizado para as demais CV's (y2, y3, y4), porém adiante é apresentado apenas a análise para a variável y1. Lembrando que a variável y5 (pressão do topo da coluna), ficou em malha aberta em decorrência da mesma não apresentar variações significativas que requeresse controle.

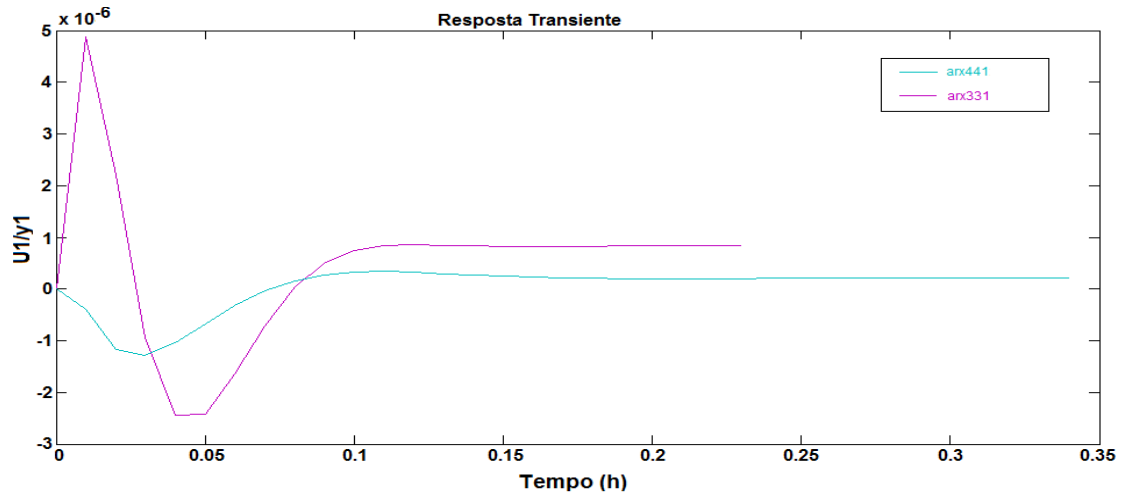
Figura 55 Respostas transientes aos modelos FT



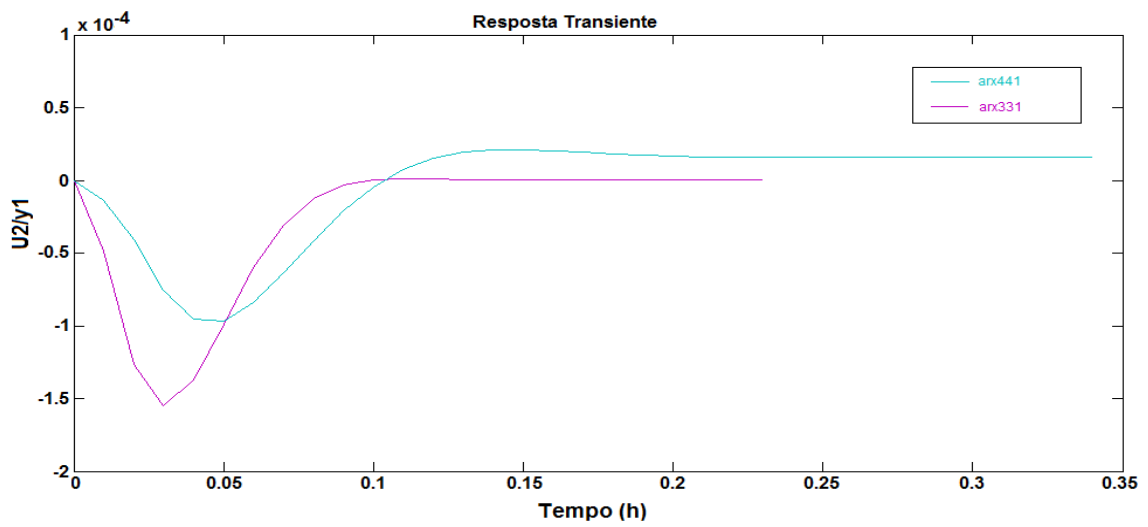


Como podem ser observados, todos os modelos FT identificados (a, b, c, d, e) apresentam forte instabilidade na resposta transiente, além do elevado tempo requerido para adquirirem a estabilidade em maior parte dos ‘pares’ analisados. Logo, os modelos que obtiveram melhores resultados analisando ambos os critérios escolhidos nos trabalho de identificação dos modelos foram: arx441 e arx331, conforme pode ser visto na Figura 56.

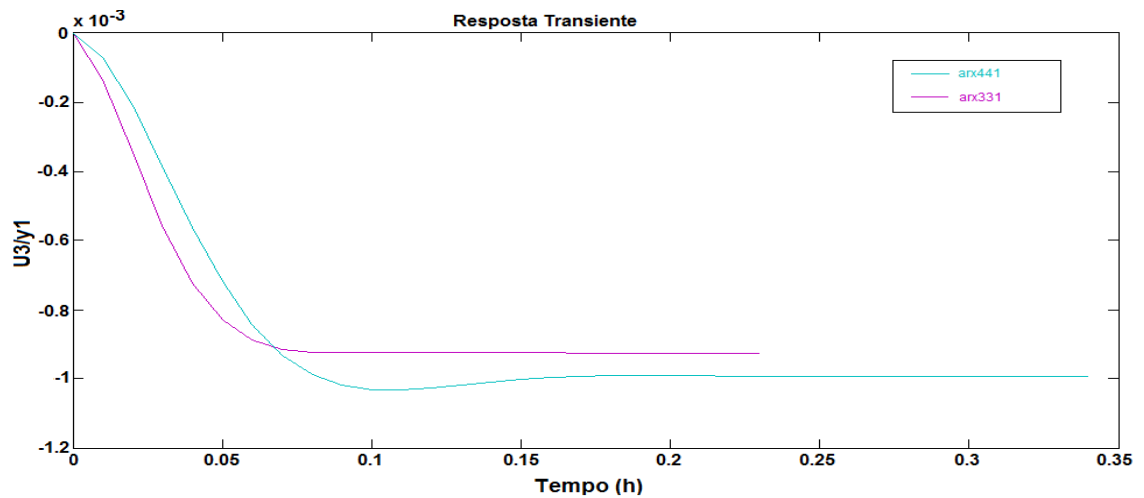
Figura 56 Respostas transientes aos modelos arx441 e arx331



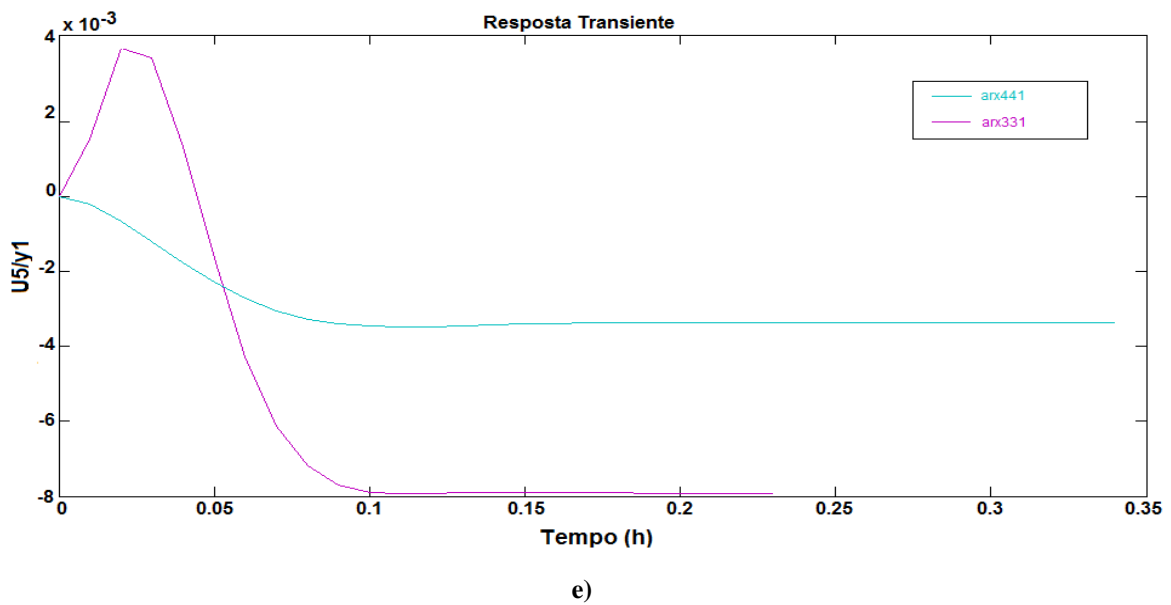
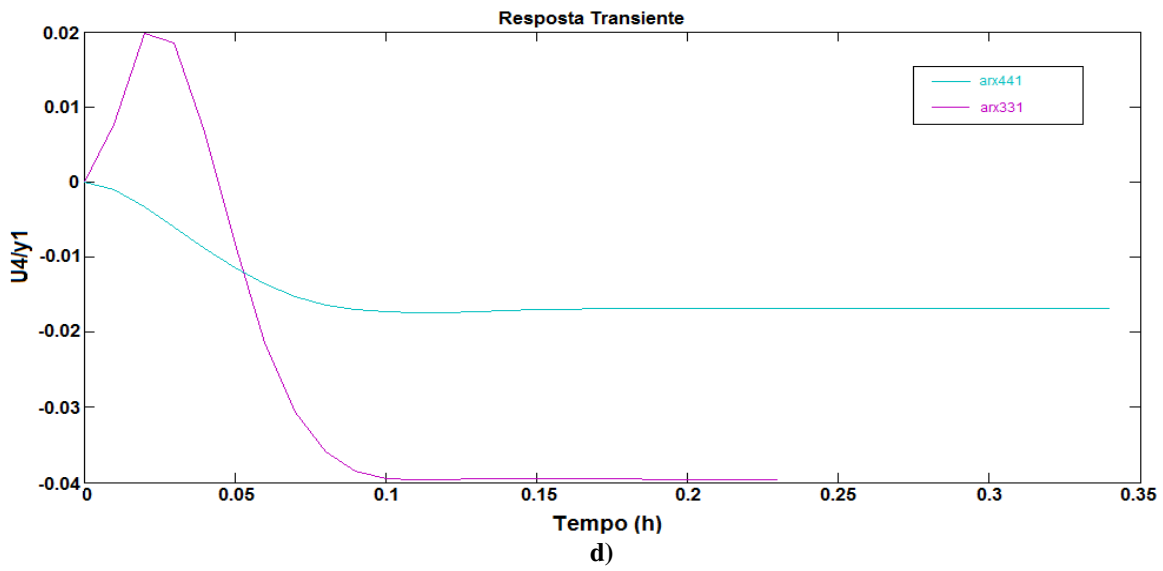
a)



b)



c)

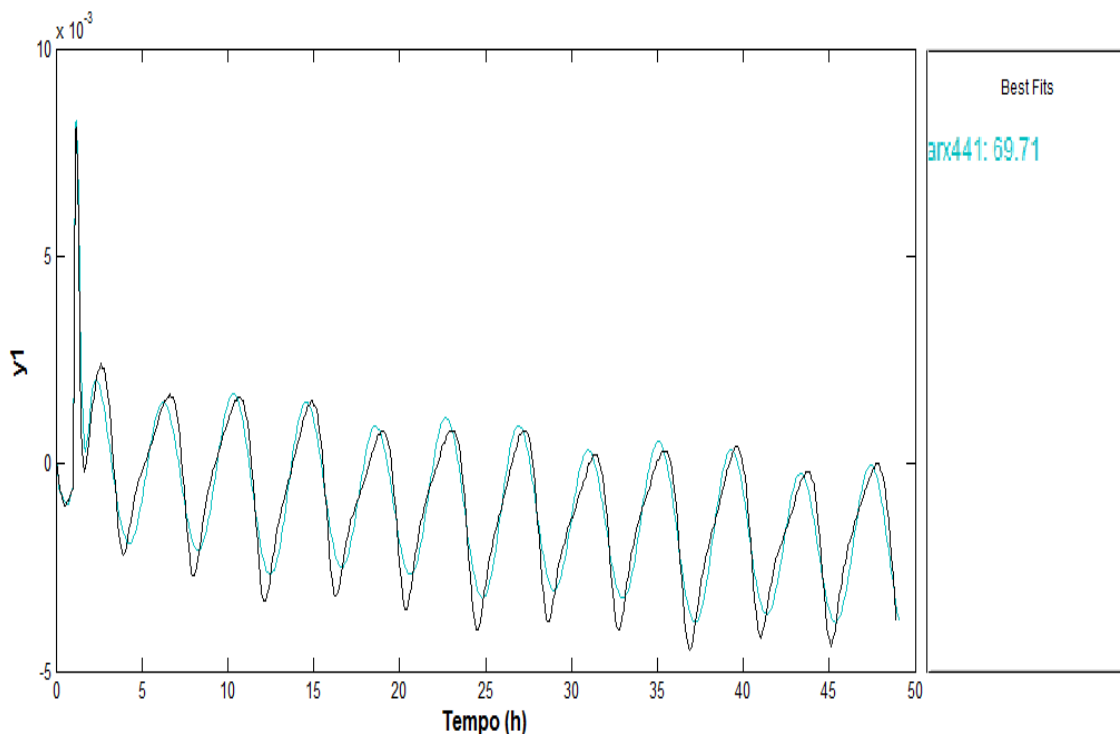


Em ambos os modelos identificados foi possível observar que estes se ajustaram bem melhor aos dados em relação à estabilidade atingida e o baixo tempo de normalização. Além desses dois critérios expostos anteriormente, foi analisado o valor do erro de previsão final (FPE), onde tal critério fornece uma medida da qualidade do modelo. Depois de calcular vários modelos diferentes, é possível compará-los usando este critério.

Segundo a teoria de Akaike, o modelo mais preciso tem o menor FPE. Nesse caso, para o modelo arx441 o FPE foi $9.216e^{-9}$, e para o modelo arx331 foi $1.52e^{-8}$. Porém na análise geral, o

modelo arx441 apresentou melhor ajuste para representar os dados, logo este foi o escolhido para ser utilizado na Malha de controle 1, correspondendo a variável 'y1' sob influência de cada uma das variáveis de entrada. O ajuste aos dados através do modelo é mostrado na Figura 57, como segue.

Figura 57 Modelo escolhido

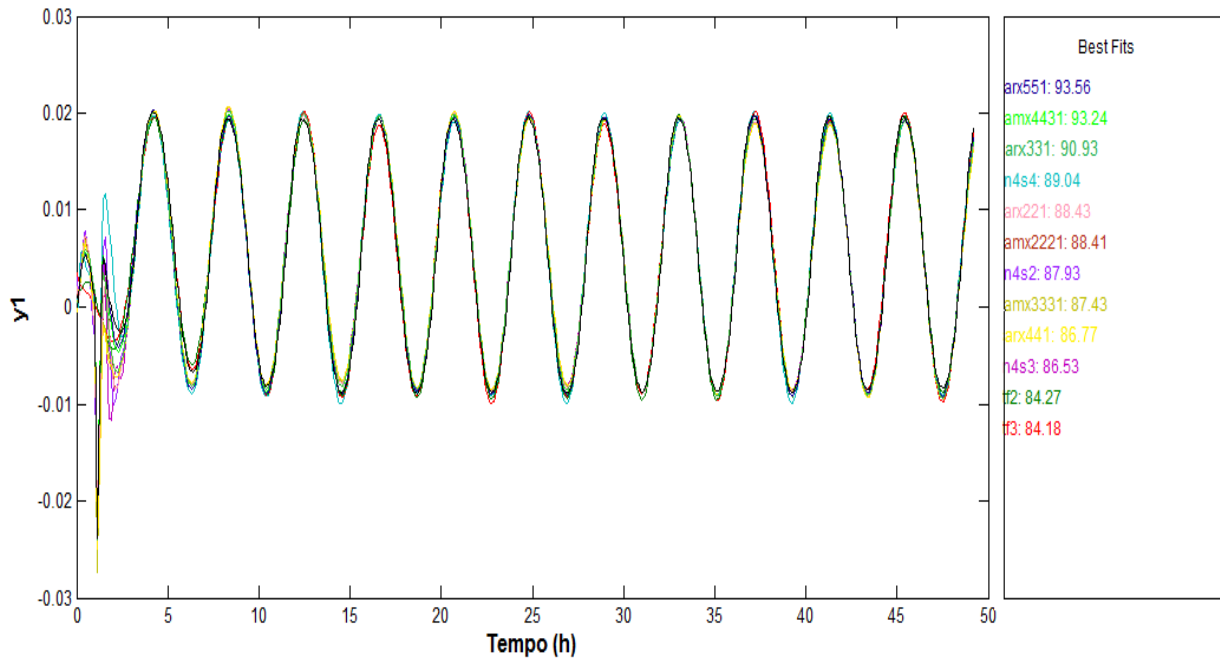


Para as demais variáveis: y_2 , y_3 e y_4 foi realizado o mesmo procedimento descrito acima e os modelos referentes a cada interação é apresentado na Tabela A1, no apêndice A.

6.3.2 CASO 2

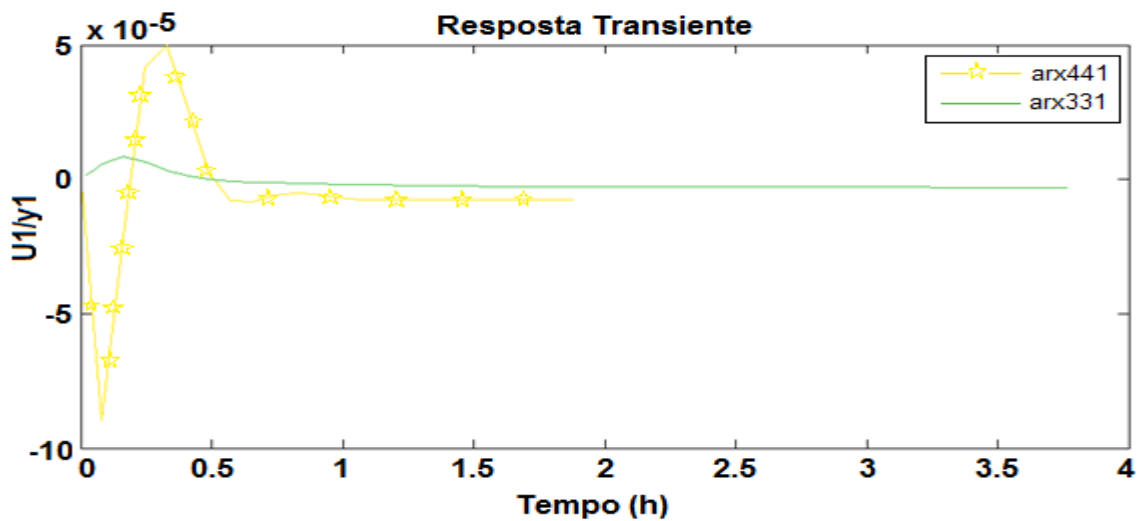
Avaliando a mesma variável y_1 após a passagem pelo ICA, os melhores modelos encontrados nesse caso foram do tipo ARX (autoregressive with exogenous inputs), ARMAX (autoregressive moving average with exogenous inputs), Espaços de Estado e Funções de Transferência, Figura 58.

Figura 58 Tipos de modelos identificados para o ICA

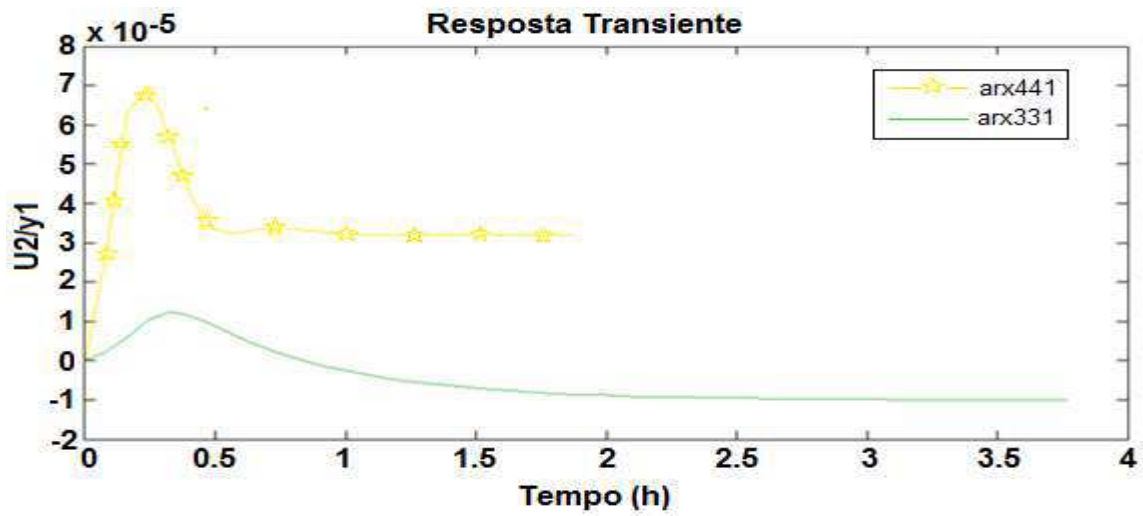


Observa-se que os coeficientes de ajuste dos modelos para este caso foram bem melhores quando comparados aos dos modelos encontrados para o CASO 1, com valores entre 84 e 93%. Os modelos com melhor resposta transiente foram do tipo arx331 e arx441, como pode ser visto na Figura 59.

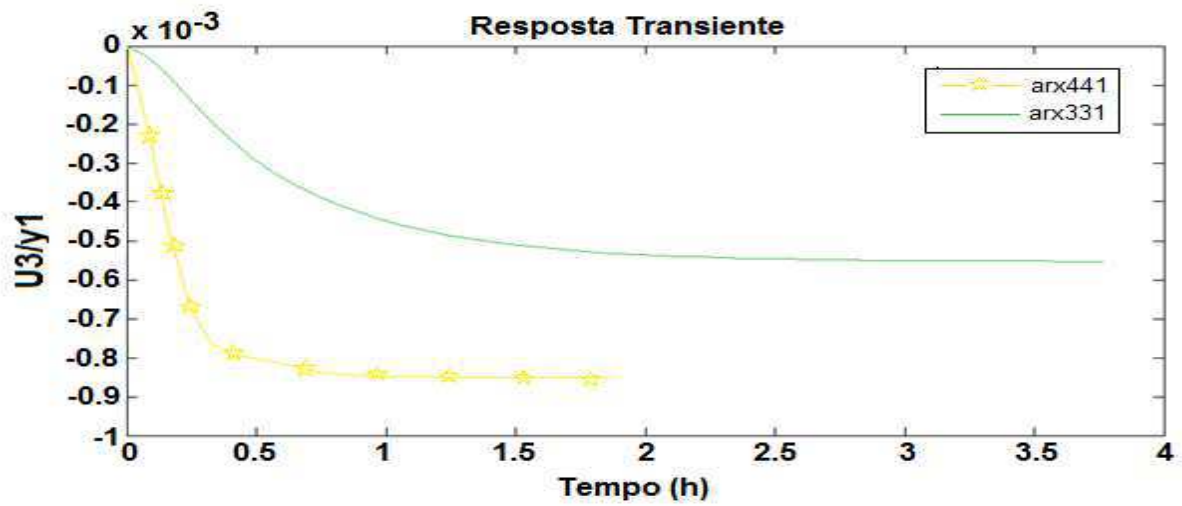
Figura 59 Respostas transientes aos modelos arx441 e arx331



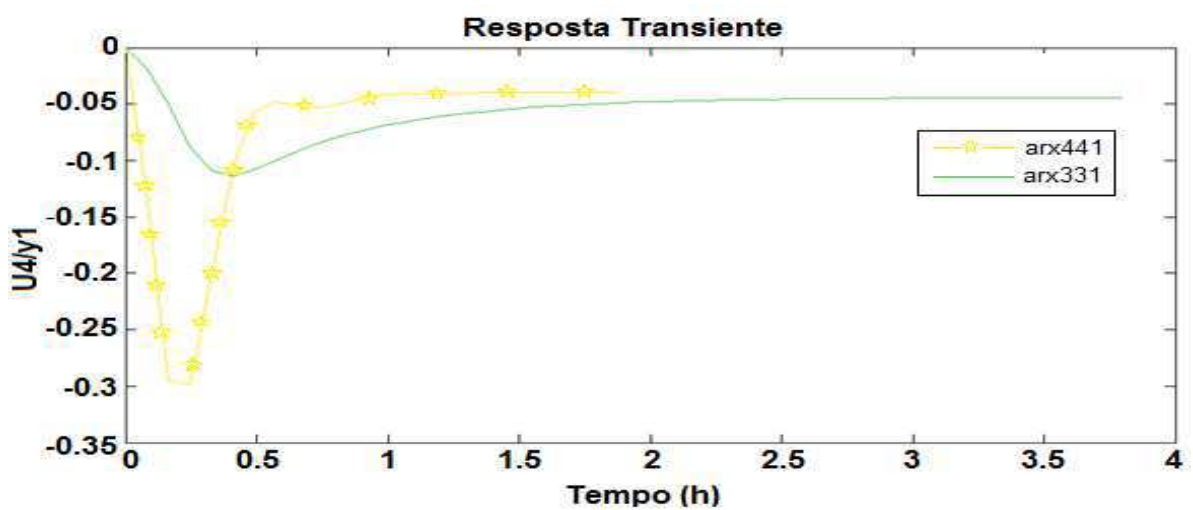
a)



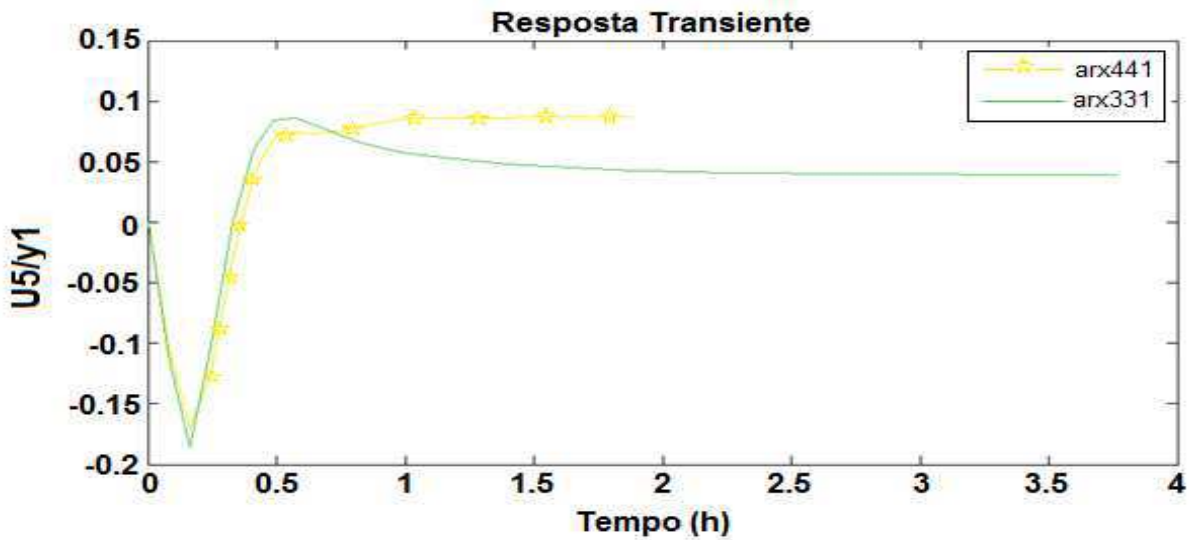
b)



c)



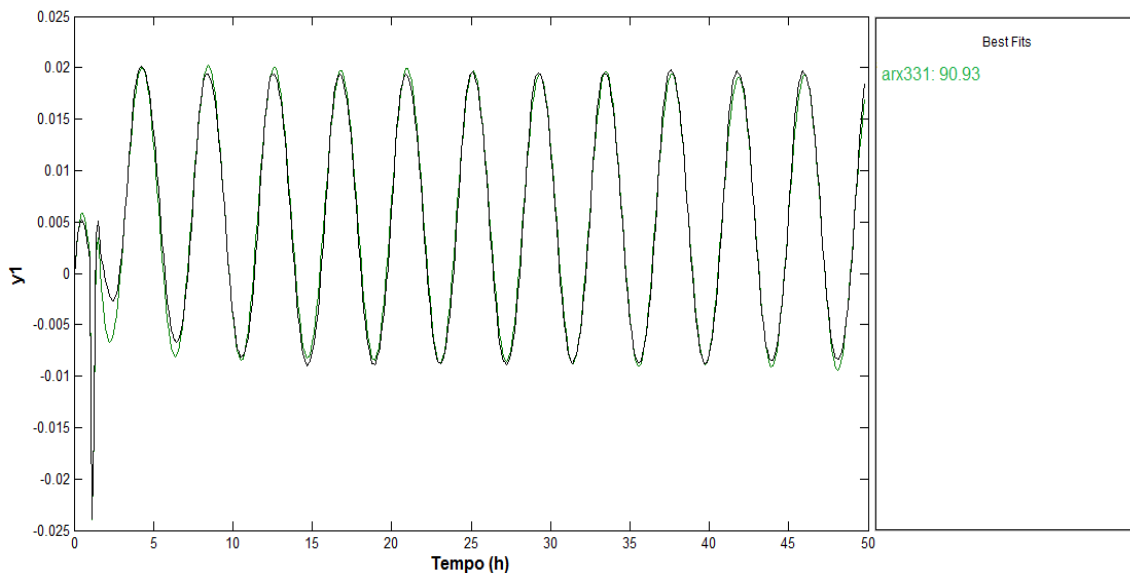
d)



e)

Nesse caso, analisando o critério do erro de previsão final, foi encontrado para o modelo arx441 ($FPE = 1.705e^{-7}$), e para o modelo arx331 ($4.71e^{-8}$). Baseado nos critérios estabelecidos para a escolha do modelo de representação dos dados, o modelo com melhor desempenho para ajuste aos dados foi o arx441. Este além de apresentar um maior coeficiente de ajuste, aproximadamente 91%, Figura 60, apresentou também a melhor resposta transiente.

Figura 60 Modelo escolhido para o ICA



O mesmo procedimento foi utilizado às demais variáveis: y_2 , y_3 e y_4 . Os modelos referentes a identificação realizada para o CASO 2, encontram-se na Tabela A2, Apêndice A.

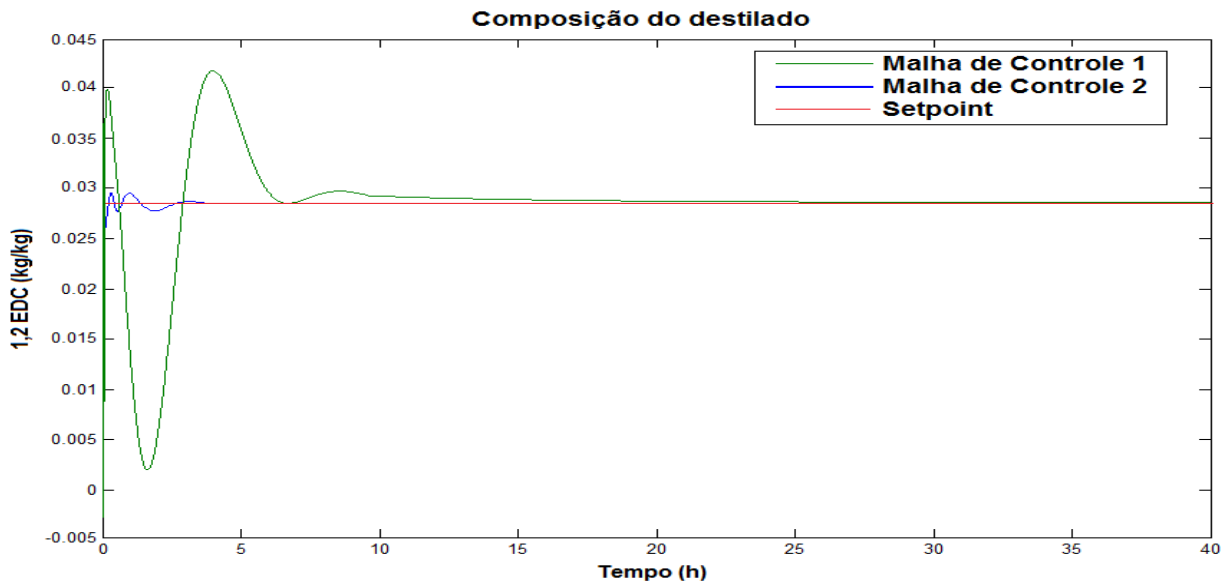
6.4. Análise das Propostas de Controle

6.4.1. Controle OFFLINE

Como visto, foram propostas duas estruturas de controle, a primeira através da malha de controle 1, e a segunda pela malha de controle 2. Ambas as estruturas foram implementadas em ambiente *Simulink/ Matlab*[®]. Após análise do comportamento transiente das CV's monitoradas no estudo, foi estabelecido qual seria o melhor emparelhamento entre as VM's e CV's, conforme foi apresentado na Tabela 6.

Em ambas as malhas foi aplicado um distúrbio na Vazão de alimentação, semelhante ao aplicado diretamente na planta, através da comunicação Aspen Plus DynamicsTM x *Simulink/ Matlab*[®], Figura 17, para verificar então, a influência do controle sobre o modelo atribuído a cada interação após a identificação pela ferramenta *Ident*. Na Figura 61 é mostrado o comportamento da composição de 1,2 EDC no destilado após sintonia dos controladores em ambas as Malhas de Controle.

Figura 61 Comportamento de 'y1' após sintonia de controladores nas Malhas de Controle 1 e 2

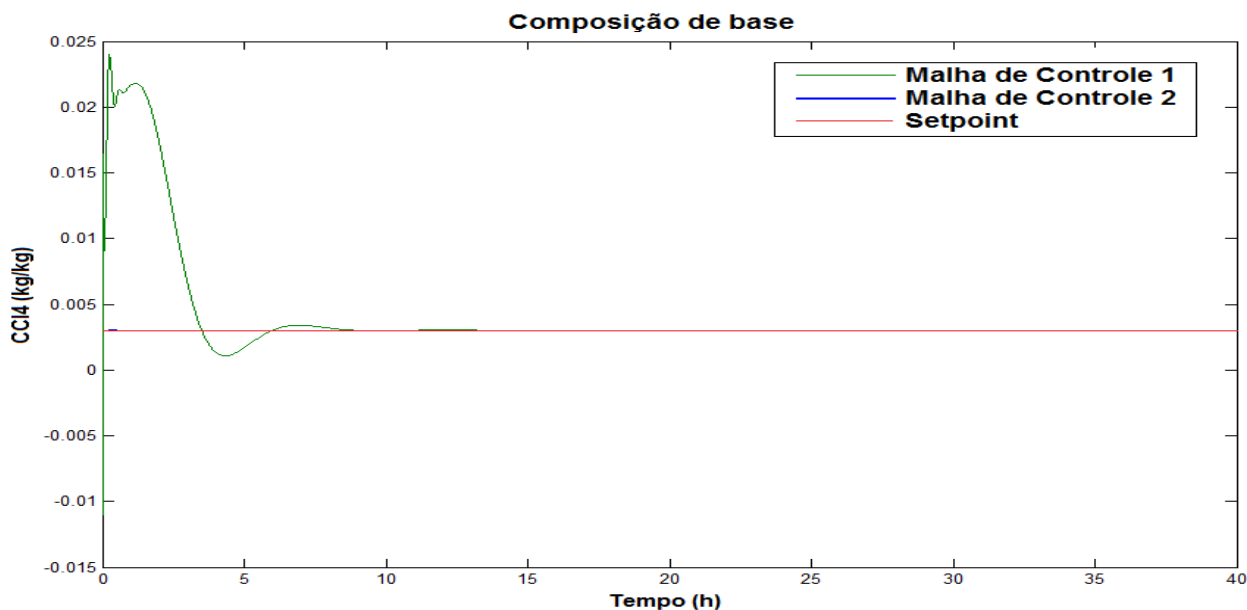


Verifica-se que y1 apresenta uma maior instabilidade e requer um tempo maior para atingir o seu valor de referência (*setpoint*) quando submetida a malha de controle 1. Como pode ser visto, a mesma atinge uma composição superior a 0,04% em massa na corrente de destilado

quando o distúrbio é aplicado, o que significa uma perda de 1,2 EDC pela corrente de topo superior ao que realmente é aceitável para a etapa de secagem. Visto que o valor considerado adequado como limite máximo na corrente de destilado é de 0,028 kg/kg, para permitir que na corrente de base o 1,2 EDC saia com pureza em torno de 99,5%.

Logo, é visível a melhoria dos resultados quando utilizada a malha de controle 2, onde a estabilização das variáveis ocorre em menos de 5 horas de simulação, enquanto a malha de controle 1 leva um tempo aproximadamente de 25 horas. Em seguida foi analisado o comportamento da composição de CCl₄ na base, sob influência também de ambas a malhas de controle, Figura 62.

Figura 62 Comportamento de 'y2' após sintonia de controladores nas Malhas de Controle 1 e 2



Analisando a composição y₂, observa-se os mesmos resultados discutidos anteriormente para y₁. Mais uma vez, a malha de controle 2 obteve resultados bem mais satisfatórios do que a malha de controle 1. O valor de y₂ após o distúrbio ser aplicado sobre a malha 1, atinge um valor de aproximadamente 0,024 kg/kg, o que corresponde a 24000 ppm, valor este bastante superior a 3000 ppm, que é o valor desejável pela etapa de secagem e purificação de 1,2 EDC. Flutuações excessivas em y₂, no produto da base causam variações no teor deste componente na alimentação dos fornos de craqueamento de 1,2-EDC provocando variações na taxa de conversão e afetando todo o processo a jusante.

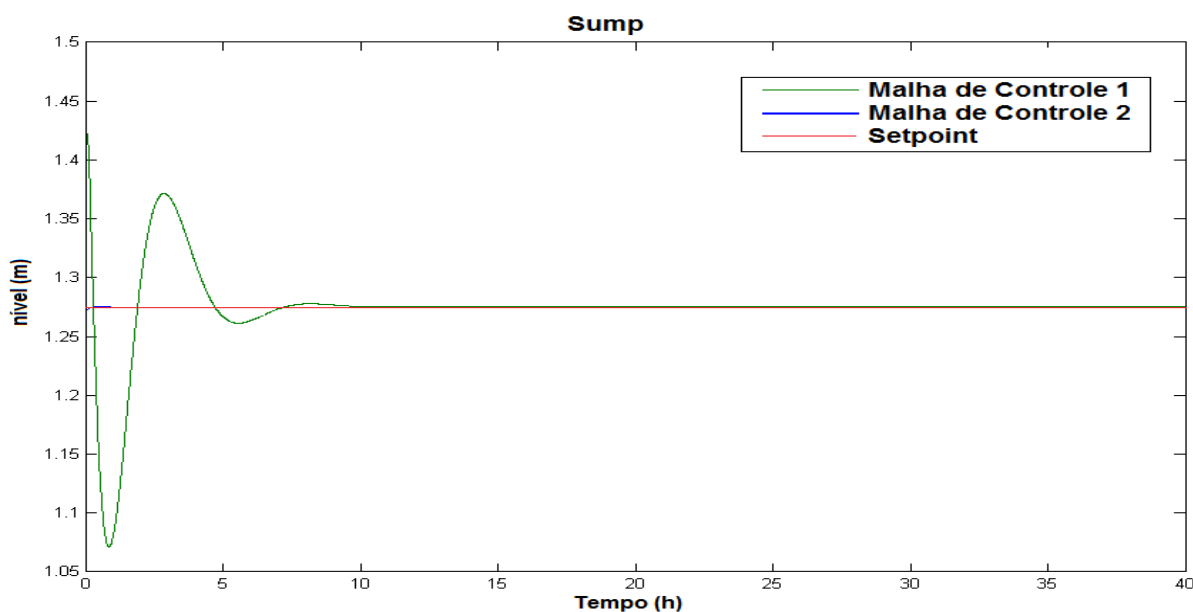
O adequado controle de composição de CCl_4 na alimentação dos fornos reduz potencialmente a formação de coque que leva à parada prematura da planta. Em relação à malha de controle 2, verifica-se que a mesma atinge o setpoint em um curto espaço de tempo, além de apresentar quase nenhuma instabilidade durante o controle. Constatando assim o grande benefício que a utilização do ICA proporciona a colunas de destilação com esse tipo de especificação.

A partir da malha de controle 2, foi possível então, obter os melhores resultados para o controle das composições de 1,2 EDC e CCl_4 de topo e base, respectivamente, da coluna, permitindo com que as mesmas se mantivessem dentro das suas especificações requeridas no processo, ~99.5% de pureza e em torno de 3000 ppm (desejável), respectivamente.

Pelos testes na planta de 1,2 EDC em ambiente Aspen Plus DynamicsTM, foi verificada também, a importância de controle nos níveis da fase orgânica e do nível do *sump*. Na Figura 63, observa-se que o nível do *sump* sob influência da malha de controle 1 apresentou maiores instabilidades, assim como, levou um tempo maior, em torno de 10 horas para atingir o *setpoint*.

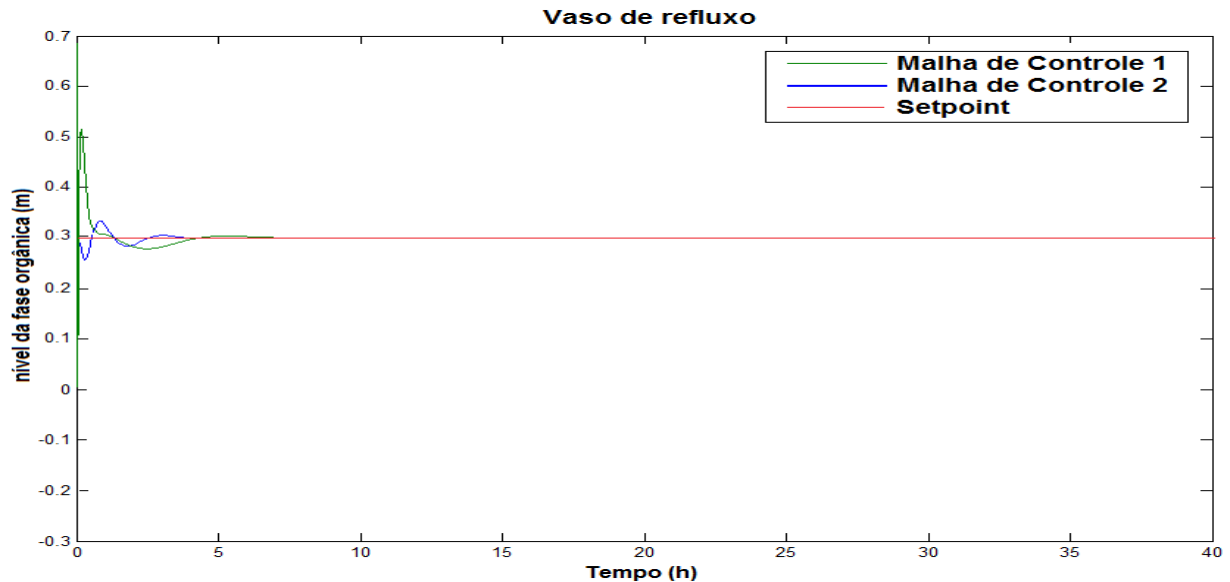
Enquanto na malha de controle 2, apesar do nível do *sump* quase não apresentar desvios em relação ao setpoint desejado, como pode ser visto, foi levado um tempo próximo a 1 hora para atingir o valor de referência, valor este, inferior ao observado em malha de controle 1.

Figura 63 Comportamento de 'y4' após sintonia de controladores em Malha de Controle 1 e 2



Por fim, foi analisado o nível da fase orgânica do vaso de refluxo, Figura 64, variável também escolhida a ser controlada no processo.

Figura 64 Comportamento de 'y3' após sintonia de controladores em Malha de Controle 1 e 2



Como pode ser visto, o nível da fase orgânica sob controle da malha de controle 1, atinge 0,7 m, valor bastante superior ao valor de setpoint, que é de 0,3 m. O nível superior ao limite especificado para o *setpoint*, pode ocasionar perda de organoclorados pela corrente de saída da água no topo.

Assim como, caso o nível caia atingindo o esvaziamento no vaso, pode provocar alguns problemas como por exemplo, cavitação da bomba que realiza o fluxo de líquido para dentro da coluna. Na malha de controle 2, a instabilidade permaneceu bastante próxima do *setpoint*, evitando assim qualquer risco de passagem dos organoclorados para a saída da fase aquosa, além de atingir o controle da variável em um tempo inferior ao obtido pela malha de controle 2.

6.4.2. Controle *ONLINE*

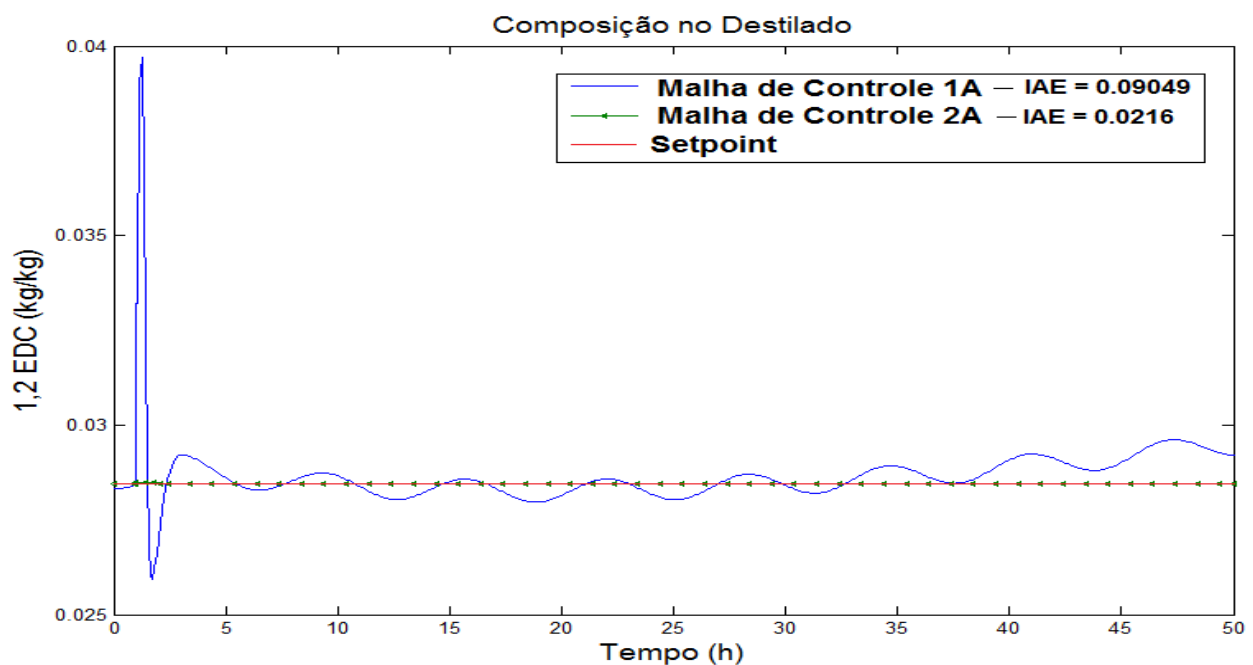
Após a implementação offline das malhas de controle no ambiente *Simulink/ Matlab*[®], foi realizada em seguida, a comunicação com o *Aspen Plus Dynamics*[™], a fim de promover em tempo real o controle das CV's na planta de 1.2 EDC. Analisando a Figura 65, é possível observar um comportamento semelhante ao obtido na proposta de controle offline. Um sistema pode ser considerado ótimo quanto ao seu controle, quando os parâmetros de autossintonia ajustados forneçam um valor mínimo de erro, com isso foi usado o critério do Integral do erro absoluto (IAE) para avaliar o desempenho de cada sistema de controle proposto. A composição

de 1,2 EDC no destilado (y_1) submetida ao controle por meio da malha de controle 1 apresentou um maior valor para a IAE, isso mostra que o desempenho do sistema de controle é considerado inferior ao obtido através da malha de controle 2, visto que o melhor sistema é definido como o sistema que minimiza este índice.

Como pode ser visto, a variável y_1 apresenta *outlier* na malha de controle 1, que implica, tipicamente, em prejuízos até alcançar o valor de referência, ou seja, perdas de 1,2 EDC na corrente de destilado, o que não é bom para o processo, além disso, a variável apresenta oscilações mesmo após atingir o valor do *setpoint*, o que pode ser justificado pela interferência de outra variável sobre esta, devido ao acoplamento existente.

Após 30 horas de simulação a variável y_1 submetida a malha de controle 1A, volta a sofrer instabilidades e afastar-se do *setpoint* desejado (0.028 kg/kg), levando a mesma a um comportamento integrador em um tempo maior de simulação. Isso mostra a dificuldade que a variável apresenta ao tentar ser controlada em um processo multivariável onde as variáveis apresentam forte influência uma sobre as outras. Já o controle por meio da malha de controle 2 permitiu que a variável y_1 praticamente não apresentasse *outlier* e atingisse o *setpoint* em um curto tempo após o início do controle.

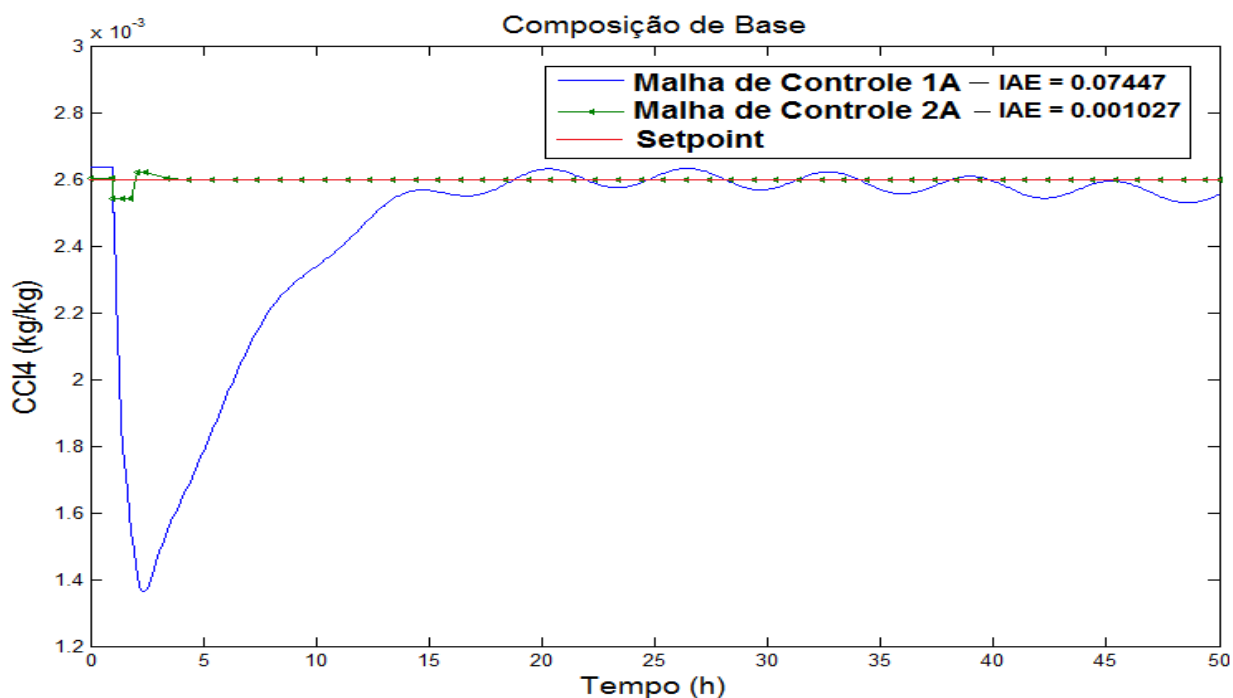
Figura 65 Comportamento de ' y_1 ' após sintonia de controladores nas Malhas de Controle 1A e 2A



A composição de CCl_4 na corrente de base (y_2) apresentou um melhor controle quando submetida a malha de controle 2, Figura 66, mais uma vez comprovando o benefício do ICA no desacoplamento das malhas na proposta de controle, o que pode ser justificado pelo valor do IAE. Assim como para a variável y_1 , a variável y_2 apresentou *outlier* antes de atingir o valor de *setpoint* (malha de controle 1A), esse fator leva a redução da conversão do 1,2 EDC nos fornos de craqueamento, etapa posterior a da etapa de secagem do 1,2 EDC.

Além disso, o tempo requerido pela malha de controle 1A para y_2 atingir o *setpoint* desejável (0.00265 kg/kg ou 2650 ppm) foi bem superior (~20 horas) ao requerido pela malha de controle 2A (~3.5 horas). Assim como para a variável y_1 , mostrada anteriormente, y_2 apresenta oscilações mesmo após atingir o valor do *setpoint*, o que resulta da interferência de outra variável sobre esta.

Figura 66 Comportamento de ' y_2 ' após sintonia de controladores nas Malhas de controle 1 e 2



Em seguida foram avaliados os níveis do sump e da fase orgânica, apesar de ambos não apresentarem oscilações após atingir o *setpoint* desejado, houve o aparecimento de *outliers* semelhantemente aos encontrados no controle offline, para ambos os casos.

O tempo de estabilização de 'y3' (Figura 67) e 'y4' (Figura 68) obtido por meio da malha de controle 1A foi superior ao da malha de controle 2A, o que mostra mais uma vez que a matriz de separação, obtida pela técnica de separação de variáveis ICA, aplicada a proposta de controle online, proporciona uma melhoria na redução de instabilidades e tempo de convergência nas malhas de controle. Ambos os fatores apresentados anteriormente são justificados através dos valores de IAE encontrados.

Figura 67 Comportamento de 'y3' após sintonia de controladores nas Malhas de controle 1 e 2

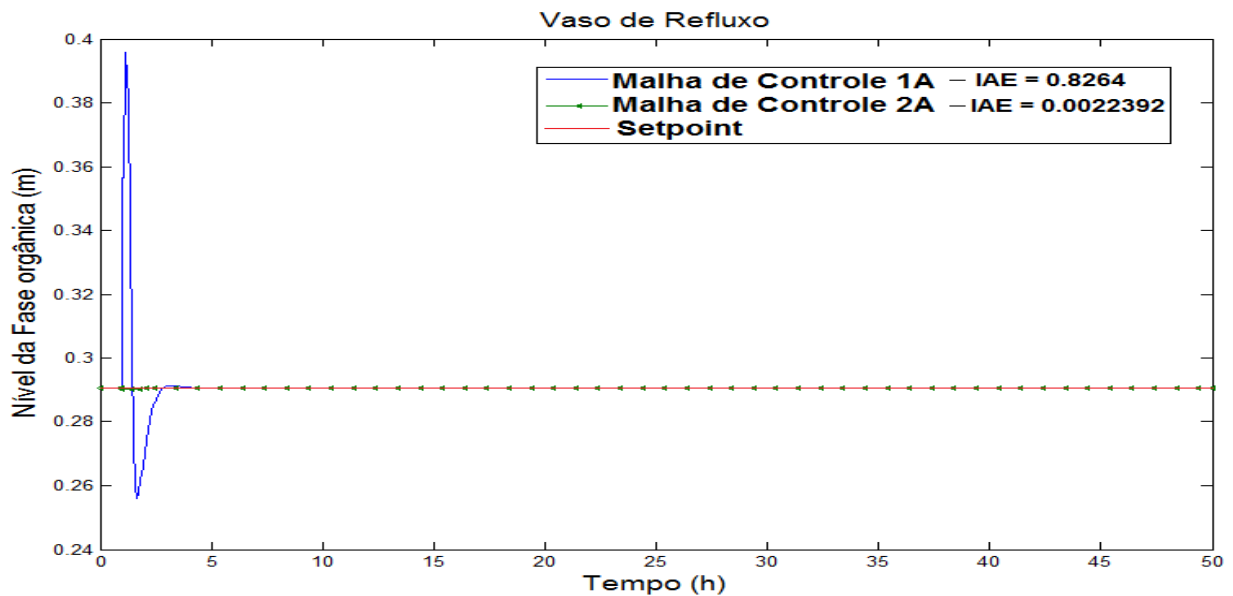
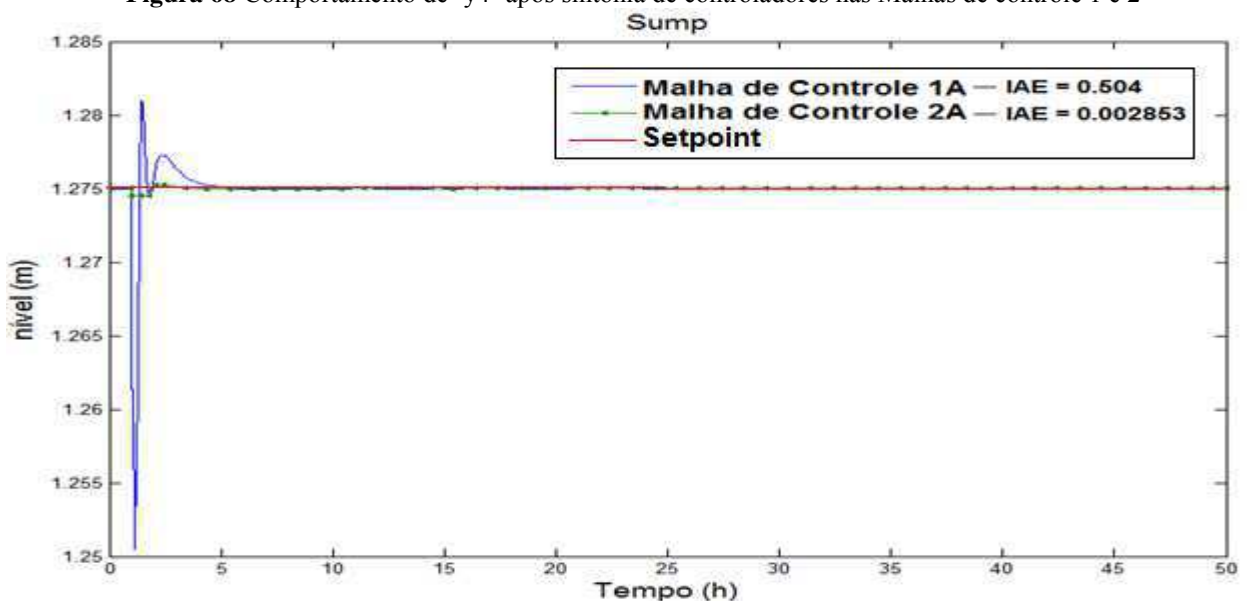


Figura 68 Comportamento de 'y4' após sintonia de controladores nas Malhas de controle 1 e 2



Capítulo 7

Conclusões e Sugestões para trabalhos futuros

7.1. Conclusões

Através das excitações provocadas ao sistema por meio dos sinais aplicados, foi possível observar a necessidade do controle de composição do CCl_4 ao invés da composição do CHCl_3 , visto que o CCl_4 apresenta maior sensibilidade a perturbações no sistema, e ao controlá-lo automaticamente o CHCl_3 é mantido abaixo de seu limite máximo permitido para o processo operar de forma segura e satisfatória.

Por meio dos destes foi possível ainda verificar, que em pequenas excitações na Vazão de alimentação, as temperaturas dos estágios da coluna apresentam pouca sensibilidade, enquanto que as composições de topo e fundo ultrapassam suas faixas limite de operação, em fato disso, não teria eficiência utilizar as temperaturas como inferência no controle destas composições.

O nível da fase orgânica do vaso de refluxo apresentou oscilações significativas ao distúrbio aplicado, superando o valor de referência adequado, que é de 0,3 m, para a planta operar de forma eficiente. Este fato pode acarretar passagem dos componentes organoclorados pela corrente de saída de água, o que pode ocasionar perda de 1,2 EDC, o que viria redução da pureza deste componente na corrente de base, logo se viu a necessidade também de controle dessa variável.

Em relação ao nível do sump, foi decidido também pelo seu controle, visto que variações bruscas podem causar transbordamento de líquido, ocasionando alagamento dentro da coluna de destilação, impossibilitando assim a separação dos componentes, também, caso aconteça esvaziamento do líquido no *sump*, poderá ocorrer à queima da bomba que promove a circulação do fluxo dentro da coluna, conseqüentemente, esse fatores levariam a parada prematura da planta.

A pressão de topo da coluna apresentou insignificantes variações frente às perturbações, logo, não requisitou de controle.

Em relação aos modelos do processo, foi observado que a técnica de separação possibilitou a obtenção de modelos em ordens inferiores em relação aos obtidos sem qualquer tratamento, o que reflete automaticamente, na redução da complexidade da dinâmica apresentada pelos dados por meio da aplicação da ICA.

A comunicação entre os simuladores Aspen Plus DynamicsTM e Simulink/ Matlab[®], permitiu capturar o *link* de dados da dinâmica do processo fornecidos em Aspen Plus DynamicsTM por meio do Maltab[®], onde neste próprio ambiente pôde-se aplicar a ICA, sem que

houvesse necessidade de salvar os dados em algum outro local, para depois importá-los.

A aplicação da técnica de separação de sinais (ICA) em coluna de destilação proporcionou uma significativa melhoria na atuação do controle sobre as variáveis individuais, visto que foi possível extrair todas as variáveis independentes por meio dos sinais recuperados, e com isso o controle pôde atuar de forma individual sobre cada variável, reduzindo assim, a interferência que uma exercia sobre a outra, devido o forte acoplamento existente.

Comparando o desempenho dessa estratégia de controle utilizando a ICA com a estratégia apresentada pelo método de controle convencional, foi nítida a melhoria proporcionada, além de reduzir o tempo de estabilização, reduziram-se também os desvios da variável para até atingir o seu *setpoint* desejado. O controlador PID sintonizado pelo critério IAE, para a estratégia utilizando a técnica ICA, dispõe de uma resposta transitória satisfatória, levando um tempo menor de acomodação e um sobressinal inferior ao método convencional de controle.

Foi observada uma reprodutibilidade dos resultados apresentados pelas malhas de controle offline e online, ambas utilizando a técnica ICA, isso mostra que os modelos identificados adquiriram características reais do processo. Já quando verificado as malhas utilizando o método convencional de controle, percebeu-se que a malha online apresentou maiores desvios e tempo de acomodação maior para atingir o *setpoint*, quando comparada a offline, significando que os modelos não conseguiram representar bem a dinâmica do processo.

Em etapas auxiliares ao desenvolvimento deste trabalho, cujo resultado foi publicado nos anais do XX Congresso Brasileiro de Engenharia Química, foi verificado que a estratégia de controle utilizando a técnica de desacoplamento ICA, apresenta um desempenho superior quando comparado também à estratégia de controle via o método convencional de desacoplamento.

7.2. Sugestões para trabalhos futuros

- Aplicar a técnica ICA em conjunto com o SVM;
- Inserir o algoritmo ICA no diagrama de blocos construído no Simulink em comunicação com o Aspen Plus DynamicsTM para que a matriz de separação seja gerada continuamente com as possíveis perturbações que vierem a surgir no processo;
- Utilizar a técnica de separação de variáveis proposta nesse trabalho em conjunto com o controle centralizado - MPC;

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Almeida, T. P., **Decomposição de sinais eletromiográficos de superfície misturados linearmente utilizando análise de componentes independentes**. Dissertação de Mestrado. UNICAMP, Campinas – SP, 2012.

Asano, F., Ikeda, S., Ogawa, M., Asoh, H., **Combined approach of array processing and independent component analysis for blind separation of acoustic signals**, *Speech and Audio Processing, IEEE Transactions on* Vol.1 , Issue: 3, Page: 204-215, May. 2003.

Barroso, A. G., **Desenvolvimento de MPC para uma coluna de separação na purificação do EDC** - Trabalho de Conclusão do Curso, UFCG, Campina Grande, 2014.

Bo, C., Qiao, X., Zhang, G., Bai, Y. & Zhang, S., **An integrated method of independent component analysis and support vector machines for industry distillation process monitoring**, *Jornal of Process Control* 20 (2010) 1133 – 1140.

Cardoso, J.F., 1998. **Blind Separation: Statistical Principles**. *Proceedings of IEEE*, 86(10), p. 2009-2025.

Carmo, S. K. S., **Aplicação da análise de componentes independentes (ICA) no controle de uma coluna de destilação de alta pureza**. XX Congresso Brasileiro de Engenharia Química – XX COBEQ. Florianópolis – SC, Out. 2014.

Chen, B. & Lei, Z., **Equilibrium-Based Separation Technologies: Part II. Separation and Purification Technologies in Biorefineries**, First Edition, 2013.

Cherry, E. C., **Some experiments on the recognition of speech, with one and two ears**. *Journal of the Acoustic Society of America*, 25:975-979, 1953.

Chevalier, P., Albera, L., Comon, P., and Ferreol, A., **Comparative performance analysis of eight blind source separation methods on radiocommunications signals**, in: *Proc. Intl. Joint Conf. On Neural Networks*, Budapest, Hungary, Jul. 2004.

Cichocki, A., Amari, S-I. **Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications**. John Wiley & Sons, 2002.

Chien, J.-T., and Chen, B.-C., **A new Independent Component Analysis for Speech Recognition and Separation**, *IEEE Transactions on Audio, Sppech, and Language Processing*, Vol.14, N°.4, Jul. 2006.

Cover, T. M., Thomas, J. A. (1991). **Elements of Information Theory** (Second Edition ed.). John Wiley & Sons.

Delgado, R. D.; Hernández, S.; Muñoz, F. O.; Hernández, J. G.; Montoya, J. C. **From Simulation Studies to Experimental Tests in a Reactive Dividing Wall Distillation Column.** Chemical Engineering Research and Design, v. 90, p. 855-862, 2012.

Deshpande, P., **Distillation Dynamics and Control.** *Hardcover*, 1985.

Duarte, L. T. (2006). **Um Estudo sobre Separação Cega de Fontes e Contribuições ao Caso de Misturas Não-lineares.** Dissertação de Mestrado, Departamento de Comunicações, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Unicamp, Campinas, SP, Brasil.

Ebata, M., **Spatial unmasking and related to the cocktail party problem,** Acoustical Science and Technology, vol. 24, N^o. 5, Special issue on Spatial hearing, pp. 208-219, 2003.

Engell, S., **Feedback Control for optimal process operation.** Journal of Process Control, 17, p. 203-219 (2007).

Fuentes, J. J. M., **Aplicación de Técnicas de Separación Ciega de Fuentes al Processado de Señal y Comunicaciones.** Tese de Doctorado, Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Escuela Politécnica Superior, Universidad Carlos III, Madrid, 2001.

Franco, A., L., **Aplicação da análise de componentes independentes em estudo de eventos de finanças.** Tese (Doutorado em Administração). Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Porto Alegre, RS, 2008.

Gil, I. D.; Gomes, J. M.; Rodriguez, G. **Control of an Extractive Distillation Process to Dehydrate Ethanol Using Glycerol.** Computers and Chemical Engineering, v. 39, p. 129-142, 39 2012.

Gupta, M., Santhanam, B., **Prior ICA bsd blind multiuser detection in DS-CDMA system,** Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers Page(s): 2155-2159, Vol.2, Nov. 2004.

Haykin, S. and Chen, Z., **The Cocktail Party Problem,** Neural Computation, vol. 17, pp. 1875-1902, 2005.

He, T., Clifford, G., Tarassenko, L., **Application of independente componente analysis in removing artefacts from the electrocardiogram,** Neural Comput. & Applic. 15(2): 105-116, 2006.

Hyvarinen, A., Oja, E. (1997). **A fast fixed-point algorithm for independent component analysis**. *Neural Computation*, 9 (7), 1483-1492.

Hvvarinen, A., 1997. **One Unit Contrast Function for Independent Component Analysis: A Statistical Analysis**. Proc. IEEE Workshop on Neural Network for Signal Processing, p.388-397, Florida.

Hyvarinen, A. (1999, May). **Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis**. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10 (3), 626-634.

Hyvärinen, A., Karhunen, J., and Oja, E., **Independent Component Analysis**, Wiley Interscience Publication, 2001.

Hyvarinen, A. **FastICA for Matlab**. Disponível em: <http://research.ics.aalto.fi/ica/fastica/code/dlcode.shtml>, 2005. Acesso em 04/01/2014.

James, C.J. and Gibson, O. (2002), **ICA with a reference: extracting desired electromagnetic brain signals**. In, *IEE Seminar: Medical Applications of Signal Processing, London, UK, 07 Oct 2002*. 6pp, 4.

James, C. J. and Gibson, O. J., **Eletromagnetic brain signal analysis using constrained ICA**, Proceedings of 2nd European Medical and Biological Engineering Conference (EMBEC'02), Vienna, Austria, Part I, pp 426-427, Dec. 2002.

Junqueira, T. L., **Simulação de colunas de destilação convencional, extrativa e azeotrópica no processo de produção de bioetanol através da modelagem de não equilíbrio e da modelagem de não equilíbrio e da modelagem de estágios de equilíbrio com eficiência**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química). FEQ – UNICAMP. Campinas, SP. 2010.

Lee, T.-W, Ziehe, Orglmeister, A., Sejnowski, R. T., **Combining time-delayed decorrelation and ICA: towards solving the cocktail party problem**, Acoustics, Speech and Signal Processing, Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on, Vol. 2, pp 1249-1252, Seattle, WA, USA, May 1998.

Li, W.; Gu, F.; Ball, A. D.; Leung, A. Y. T., Phipps, C. E., **A study of the noise from diesel engines using the independent component analysis**, *Manchester School of Engineering*, University of Manchester, Mechanical Systems and Signal Processing (2010), pg. 1165 – 1184.

Lima, M. A. A., **Análise de componentes independentes aplicada em distúrbios de qualidade de energia**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Juiz de Fora – UFJF. Juiz de Fora, MG. 2009

Lundstrom, P., Skogestad, S., Doyle, J., **Two-degree-of-freedom controller design for an ill-conditioned distillation process using μ -synthesis**. IEEE Transaction on Control Systems Technology, v. 7, n.1, p. 12-21, 1999.

Luyben, W. L., 1990, **Simulation and Control for Chemical Engineers**, Process Modelling, McGraw-Hill, second edition.

Luyben, W. L. (2005). **Control of Multiunit Heterogeneous azeotropic Distillation Process**, AIChE, vol. 52, No. 2, 623-637.

Magalhães, M. N.; Lima, A. C. P., **Noções de Probabilidade e Estatística**, Sexta edição, Edusp, 2005.

Marlin, T., 1995, **Designing processes for control systems for dynamics performance**, **Process Control**, McGraw-Hill;

Maronna, R., Martin, D., Yohai, V., **“Robust Statistics – Theory and Methods”**, JohnWiley & Sons, England, 2006.

Mitianoudis, N., and Davies, M., Asoh, H., Kitawaki, N., **A combined approach of array processing independent component analysis for blind separation of acoustic signals**, IEEE Transactions on Speech and Audio Processing Vol. 11, Issue 3, Page(s): 204-215, May. 2003.

Modla, G. **Energy Saving Methods for the Separation of a Minimum Boiling Point Azeotrope Using an Intermediate Entrainer**. Energy, v. 50, p. 103–109, 2013.

Moretto, F. A. de L., **Análise de componentes independentes aplicadas a separação de áudios, 2008**. Dissertação de Mestrado (Departamento de Engenharia Elétrica). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo.

Morilla, F., Garrido, J., Vasquez, F., **Control Multivariable por desacoplo**. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial (10), 3 – 7. España, 2013.

Murata, N., and Ikeda, S., **An online algorithm for blind source separation on speech signals**, In Proceedings of 1998 International Symposium on Nonlinear Theory and its Application (NOLTA'98), pp. 923-926, Crans-Montana, Switzerland, SEP. 1998.

Papoulis, A., Pillai, S. U. (2002). **Probability, Random Variables and Stochastic Process** (Fourth Edition ed.). McGraw Hill.

Papoulis, A., 1991. **Probability, Random Variables and Stochastic Process**. Mc Graw Hill, 3ed.

Silva, Augusto Proença da, **Separação cega de misturas convolutivas no domínio do tempo utilizando clusterização**, 2009. 7p. Monografia (Graduação em Engenharia Eletrônica e de Computação) – Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro.

Silva, A. P. O. da. **Uma implementação da análise de componentes independentes em plataforma de hardware reconfigurável**. 2010. 89 f. Dissertação (Mestrado em Automação e Sistemas; Engenharia de Computação; Telecomunicações) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2010.

Silva, Liliane Ribeiro da, **Aplicação da decomposição em valores singulares e análise de componentes independentes em dados de fMRI**, 2011. Dissertação de Mestrado (Departamento de Matemática e Estatística). Universidade Federal do Pará.

Stephanopoulos, G., 1984, **Chemical Process Control**, Prentice Hall.

Vasconcelos, A. L. S de, **Controle de uma coluna de destilação Não Convencional – Um estudo de caso industrial** – Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2006.

Vincent, E., Gribonval, R., and Févotte, C., **Performance Measurement in Blind Audio Source Separation**, IEEE Transaction on Audio and Language Processing, Vol. 14, N^o. 4, Jul. 2006.

Wisbeck, J. O., Barros, A. K., and Ojeda, R. G., **Application of ICA in the Separation of Breathing Artifacts in ECG signals**, Proceedings of ICONIP'98, Kyushu, Japan, Oct. 1998.

Feng, M., Kammeyer, K.-D, **Blind source separation for communication signals using antenna arrays**, IEEE 1998 International Conferene on Universal Personal Communications Page(s): 665-669 ol.1, Oct. 1998.

Zargoso, V., **Exploring Independence for co-channel interference cancellation and symbol detection in multiuser digital communications**, Seventh International Symposium on Proceedings od Signal Processing and Its Applications, Page(s): 303-306, vol.2, Jul, 2003.

APENDICE A

Tabela A1 Modelos matemáticos (CASO 1)

Função de Transferência	Modelos dos Dados Misturados	
U1	y1	$\frac{2.908e^{-07}s^4 + 8.495e^{-05}s^3 - 0.02272s^2 - 1.205s + 4.969}{s^4 + 301.3s^3 + 2.832e^4s^2 + 1.218e^6s + 2.396e^7}$
	y2	$\frac{-5.186e^{-7}s^4 - 0.0002314s^3 + 0.0693s^2 - 0.6232s + 33.63}{s^4 + 491.9s^3 + 1.634e^5s^2 + 2.022e^6s + 5.168e^7}$
	y3	$\frac{-2.096e^{-5}s^3 + 0.005022s^2 - 0.1782s + 2.446}{s^3 + 190.2s^2 + 1.547e^4s + 3.821e^5}$
	y4	$\frac{-5.669e^{-6}s^2 + 0.001148s - 0.0028}{s^2 + 209.4s + 1885}$
U2	y1	$\frac{6.079e^{-6}s^4 - 0.001359s^3 + 0.7582s^2 - 147.8s + 382.7}{s^4 + 301.3s^3 + 2.832e^4s^2 + 1.218e^6s + 2.396e^7}$
	y2	$\frac{-1.659e^{-6}s^4 + 0.0001897s^3 - 0.1707s^2 + 37.93s + 379}{s^4 + 491.9s^3 + 1.634e^5s^2 + 2.022e^6s + 5.168e^7}$
	y3	$\frac{-1.369e^{-5}s^3 + 0.03324s^2 - 5.67s - 85.91}{s^3 + 190.2s^2 + 1.547e^4s + 3.821e^5}$
	y4	$\frac{-0.0002886s^2 + 0.05714s + 0.1157}{s^2 + 247s + 9401}$
U3	y1	$\frac{1.487e^{-5}s^3 + 0.005949s^2 - 237.9s - 2.379e^4}{s^4 + 301.3s^3 + 2.832e^4s^2 + 1.218e^6s + 2.396e^7}$
	y2	$\frac{-9.532e^{-6}s^3 + 0.003813s^2 - 152.5s + 1.525e^4}{s^4 + 491.9s^3 + 1.634e^5s^2 + 2.022e^6s + 5.168e^7}$
	y3	$\frac{-2.246e^{-5}s^3 + 0.004345s^2 - 2.729s + 551.8}{s^3 + 190.2s^2 + 1.547e^4s + 3.821e^5}$
	y4	$\frac{0.09471s^2 - 18.95s + 1.561}{s^2 + 219.8s + 3954}$
U4	y1	$\frac{0.0002093s^4 + 0.1093s^3 - 5.122s^2 - 3008s - 4.032e^5}{s^4 + 301.3s^3 + 2.832e^4s^2 + 1.218e^6s + 2.396e^7}$
	y2	$\frac{-0.00153s^4 + 0.03778s^3 - 129.9s^2 + 3.314e^4s + 7.152e^5}{s^4 + 491.9s^3 + 1.634e^5s^2 + 2.022e^6s + 5.168e^7}$
	y3	$\frac{0.006465s^3 - 47.26s^2 + 9984s - 1.581e^5}{s^3 + 190.2s^2 + 1.547e^4s + 3.821e^5}$
	y4	$\frac{0.06251s^2 - 11.99s - 101.3}{s^2 + 246.5s + 9303}$
U5	y1	$\frac{-0.002823s^4 - 8.552s^3 + 1579s^2 + 4.883e^4s - 5259}{s^4 + 301.3s^3 + 2.832e^4s^2 + 1.218e^6s + 2.396e^7}$

	y2	$\frac{0.0005852s^4 - 0.1901s^3 + 232.6s^2 - 4.128e^4s - 4.623e^5}{s^4 + 491.9s^3 + 1.634e^5s^2 + 2.022e^6s + 5.168e^7}$
	y3	$\frac{-0.194s^3 - 25.92s^2 + 1.298e^4s - 5951}{s^3 + 190.2s^2 + 1.547e^4s + 3.821e^5}$
	y4	$\frac{0.1716s^2 - 34.8s + 96.31}{s^2 + 229.3s + 5859}$

Tabela A2 Modelos matemáticos (CASO 2)

Função de Transferência	Modelos dos Dados Separados pelo ICA	
U1	y1	$\frac{0.0001124s^3 - 0.002887s^2 + 0.003842s - 0.007975}{s^3 + 20.64s^2 + 277.8s + 1043}$
	y2	$\frac{-4.431e^{-7}}{s + 6.168}$
	y3	$\frac{-1.802e^{-9}s^2 + 1.872e^{-7}s - 3.494e^{-6}}{s^2 + 27.99s + 63.57}$
	y4	$\frac{0.0002059s^3 - 0.005102s^2 + 0.00221s - 0.006152}{s^3 + 62.14s^2 + 420.6s + 1177}$
U2	y1	$\frac{-2.299e^{-6}s^3 - 0.0006217s^2 + 0.01516s + 0.03336}{s^3 + 20.64s^2 + 277.8s + 1043}$
	y2	$\frac{-0.0014}{s + 6.168}$
	y3	$\frac{0.0003693s^2 + 0.009472s + 0.01134}{s^2 + 27.99s + 63.57}$
	y4	$\frac{-6.483e^{-8}s^3 + 0.001007s^2 - 0.02509s + 0.01374}{s^3 + 62.14s^2 + 420.6s + 1177}$
U3	y1	$\frac{6.131e^{-5}s^3 + 0.001493s^2 - 0.03642s - 0.8882}{s^3 + 20.64s^2 + 277.8s + 1043}$
	y2	$\frac{0.08485}{s + 6.168}$
	y3	$\frac{80.26s^2 - 1958s - 0.0781}{s^2 + 27.99s + 63.57}$
	y4	$\frac{-1.797e^{-5}s^3 + 0.0004383s^2 - 0.03207s + 0.7821}{s^3 + 62.14s^2 + 420.6s + 1177}$
U4	y1	$\frac{0.002859s^3 + 3.478s^2 - 84.83s - 41.48}{s^3 + 20.64s^2 + 277.8s + 1043}$
	y2	$\frac{2.245}{s + 6.168}$
	y3	$\frac{-0.3425s^2 + 7.308s + 25.53}{s^2 + 27.99s + 63.57}$

	y4	$\frac{-0.002581s^3 - 3.357s^2 + 78.73s + 114.5}{s^3 + 62.14s^2 + 420.6s + 1177}$
U5	y1	$\frac{0.03529s^3 + 1.436s^2 - 59.74s + 90.53}{s^3 + 20.64s^2 + 277.8s + 1043}$
	y2	$\frac{-0.2739}{s + 6.168}$
	y3	$\frac{-0.5187s^2 + 11.26s + 34.01}{s^2 + 27.99s + 63.57}$
	y4	$\frac{-0.07333s^3 + 1.66s^2 + 0.9871s + 52.33}{s^3 + 62.14s^2 + 420.6s + 1177}$

APÊNDICE B

- **Artigo apresentado e publicado nos anais do XVIII COBEQ / 2014 – Florianópolis / SC (19 a 22/10/2014)**

APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES (ICA) NO CONTROLE DE UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO DE ALTA PUREZA

S. K. S. CARMO¹, L. G. S. VASCONCELOS², M. da S. A. EMERENCIANO³

^{1,2,3} Universidade Federal de Campina Grande, Unidade Acadêmica de Engenharia Química

¹ Universidade Federal Rural do Semi-Árido

E-mail para contato: shirlene_kelly@yahoo.com.br / shirlene@ufersa.edu.br

RESUMO – Colunas de destilação constituem uma fração significativa do investimento e custo de produção de plantas químicas. Portanto, necessitam ser projetadas e controladas para manterem-se nas condições operacionais ótimas. O trabalho trata-se de uma destilação multicomponente de alta pureza, onde a mistura apresenta um comportamento azeotrópico não convencional. Na planta existem dois componentes em níveis de concentração em ppm na corrente da base da coluna, sendo um deles, o CCl₄ (tetracloreto de carbono) e o outro componente é o Clorofórmio (CHCl₃). A coluna apresenta dificuldades de estabilização destes componentes, o que pode ocasionar problemas nas unidades subsequentes do processo. O uso de desacopladores convencionais nos projetos de controle de processos, na maioria das vezes não apresentam resultados perfeitos, principalmente nesse tipo de coluna, devido ao forte acoplamento entre as variáveis. A utilização de técnicas de inteligência artificial como a técnica ICA apresentou uma melhoria no desacoplamento das malhas de controle dessa coluna.

1. INTRODUÇÃO

A busca contínua por melhorias das plantas industriais está associada com a grande concorrência do mercado e a necessidade de aumentar cada vez mais as margens de lucro e a segurança operacional. O caminho mais eficiente para obter lucros das plantas industriais dependerá dos aspectos de automação e do processo decisório. Engell (2007) mostrou que o propósito de um sistema de controle não é somente manter as variáveis em seus ‘setpoints’, mas, além disto, é operar a planta maximizando o retorno econômico na presença de perturbações no

processo. O processo de destilação baseia-se na diferença de volatilidade dos componentes a serem separados, porém, a ocorrência de azeótropos (homogêneo e heterogêneo) adiciona algumas dificuldades para a separação, pelo fato das fases líquida e vapor, apresentarem a mesma composição. A separação destas misturas não é possível por meio da destilação convencional e normalmente elas são separadas por destilação extrativa ou destilação azeotrópica. A solução mais abordada para minimizar transientes de operação é a implementação de técnicas avançadas de controle. No entanto, mesmo com a utilização de algoritmos complexos, ainda observa-se um tempo elevado para que o processo rejeite uma perturbação. Essa dificuldade de estabilização nos processos deve-se a forte interação entre as variáveis e é inerente aos processos multivariáveis. Principalmente em colunas de destilação de alta

COBEQ 2014
XX Congresso Brasileiro de Engenharia Química
Florianópolis/SC

CERTIFICADO

Certificamos que o trabalho intitulado
Aplicação da Análise de Componentes Independentes (ICA) no Controle de uma Coluna de Destilação de Alta Pureza

Autoria de
SHIRLENE CARMO, MARIANGELA EMERENCIANO, LUIS VASCONCELOS

Foi apresentado em forma de PÔSTER no **XX Congresso Brasileiro de Engenharia Química**, realizado de 19 a 22 de outubro de 2014 no Centro de Convenções CentroSul, na cidade de Florianópolis-SC.

Realização

**ABEQ** Associação Brasileira de Engenharia Química
UFSC
COB


Prof. Dr. Ariovaldo Bolzan - UFSC
PRESIDENTE DO COBEQ


Prof. Dr. Regina de Fátima P. M. Moreira
PRESIDENTE DO COMITÊ CIENTÍFICO

- **Artigo apresentado de forma Oral no CILAMCE 2014 – Fortaleza / CE. (23 a 26/11/2014)**



ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES NA MELHORIA DO DESACOPLAMENTO E CONTROLE EM UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO DE 1,2 DICLOROETANO

Shirlene Kelly Santos Carmo¹

Mariângela da Silva Araújo Emerenciano²

Luis Gonzaga Sales Vasconcelos³

shirlene_kelly@yahoo.com.br

shirlene@ufersa.edu.br

mariangela_araujo@yahoo.com.br

vasco@ufcg.edu.br

Universidade Federal de Campina Grande^{1,2,3} / Universidade Rural do Semi-Árido¹

Rua Aprígio Veloso, 882, Bodocongó, CEP: 58429-900, Campina Grande, Paraíba, Brasil

Resumo. *A destilação corresponde ao maior percentual do consumo global de energia de uma planta, na maioria das indústrias de transformação 80% do custo operacional energético é devido a essa operação unitária. Portanto, as colunas necessitam ser projetadas e controladas para manterem-se nas condições operacionais ótimas. O estudo apresentado a seguir é aplicado a uma coluna de destilação multicomponente de alta pureza, onde a mistura apresenta um comportamento azeotrópico não convencional. Na planta dois componentes requisitam de uma estratégia de controle para um melhor rendimento e funcionamento seguro da planta, sendo eles, respectivamente, o 1,2 EDC (1,2 dicloroetano) e o CCl₄ (Tetracloroeto de carbono). A coluna apresenta dificuldades de estabilização destes componentes, o que pode ocasionar problemas nas unidades subsequentes do processo. O uso de desacopladores convencionais nos projetos de controle de processos, na maioria das vezes não apresentam resultados perfeitos, principalmente nesse tipo de coluna, devido ao forte acoplamento entre as variáveis. A utilização de técnicas de inteligência artificial como a técnica ICA (análise de componentes independentes) apresentou uma melhoria bastante significativa no desacoplamento das malhas de Controle dessa coluna.*

Palavras-Chave: *Análise de componentes independentes, Coluna de alta pureza, Aspen dynamics, Clorofórmio, 1,2-Dicloroetano*



CILAMCE2014

XXXV IBERIAN LATIN AMERICAN CONGRESS
ON COMPUTATIONAL METHODS IN ENGINEERING
FORTALEZA - CEARÁ - BRAZIL | NOVEMBER 23-26, 2014

CERTIFICATE OF PRESENTATION

The organizing committee certifies that

EMERENCIANO, MARIANGELA DA SILVA ARAUJO

has presented the paper

ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES NA MELHORIA DO DESACOPLAMENTO E CONTROLE EM UMA COLUNA DE DESTILAÇÃO DE 1,2 DICLOROETANO of authors CARMO, SHIRLENE KELLY SANTOS; VASCONCELOS, LUIS GONZAGA SALES; EMERENCIANO, MARIANGELA DA SILVA ARAUJO

at the XXXV Iberian Latin American Congress on Computational Methods in Engineering, CILAMCE 2014, held in Fortaleza, Ceará, Brazil, from November 23rd to 26th, 2014.

Evandro Parente Jr.
Prof. Evandro Parente Junior, Ph. Sc.
Chairman of CILAMCE 2014

This certificate was generated electronically. Its authenticity can be verified in
<http://www.swge.inf.br/certificado>, informing the code:

9D9A2A6E-D212-4744-8A43-DE3BE5C37895



- **Artigo apresentado de forma Oral e publicado no AICHE 2014 – Atlanta / EUA (16 a 21/11/2014)**

APPLICATION OF INDEPENDENT COMPONENTS ANALYSIS IN DISTILLATION COLUMN HIGH PURITY FOR THE IMPROVEMENT OF VARIABLES DECOUPLING

M. Sc. Shirlene K. S. Carmo¹, M. Sc. Mariângela da S. A. Emerenciano², Dr. Luis G. S. Vasconcelos³, ^(1,2,3)Federal University of Campina Grande, Departamento of Chemical Engineering, Campina Grande, Brazil; ⁽¹⁾Federal University Rural of Semi-Arid, Pau dos Ferros, Brazil

Abstract

Distillation columns constitute a significant fraction of the investment and production cost of chemical plants. Therefore need to be designed and controlled to keep yourself in optimal

operating conditions. The work is in the application of ICA (Independent Component Analysis) in a multicomponent distillation column, high purity, where the mixture presents an unconventional azeotropic behavior. Two components in the plant require a control for the best performance and safe operation of the plant, they are, 1,2 dichloroethane (1,2 EDC) in the top column and carbon tetrachloride (CCl_4) in the base column. The column presents difficulties in stabilizing these components, which can cause problems in subsequent process units. The use of conventional decoupled projects in process control, most often do not have perfect results, especially in this type of column, due to the strong coupling between the variables. The use of artificial intelligence techniques such as ICA technique showed a significant improvement in decoupling of control loops that column, facilitating control of variables in their respective setpoints.

Introduction

The continuous search for improvements in industrial plants is associated with large market competition and the need to increase profit margins and operational safety. In the chemical industries about 80% of the energy operating cost is due to the use of distillation columns (1). Besides the disadvantage of high energy consumption, if the mixture does not presents ideal behavior in relation to the phase equilibrium, there may be a azeotrope formation. The occurrence of azeotropes adds some difficulties for separation, because the liquid and vapor phases present the same composition. The separation of these mixtures is not possible through conventional distillation and they are usually separated by extractive distillation or by azeotropic distillation.

Mainly in high purity distillation columns, the control technique for conventional decoupling cannot eliminate the strong variables interaction totally (2). Thus, the incorporation of artificial intelligence devices in production processes has been showing an increasing trend in recent years. This paper proposes the use of Independent Component Analysis (ICA) in plants of high-purity distillation, thus providing the elimination of the strong interaction between the variables in the process. Furthermore, the work establishes a control strategy for top and bottom compositions of a high purity distillation column of 1,2 EDC purification phase (ethylene dichloride) of the vinyl chloride commercial plant (MVC) production, seen that simultaneous control of top and bottom compositions in a distillation column is a complex problem due to the inherent coupling process.

To Whom It May Concern:

The American Institute of Chemical Engineers (AIChE) with more than 45,000 members from over 90 countries is the premiere professional society for chemical engineering. AIChE would like to thank you for attending and presenting at the 2014 Annual Meeting, held at the Hilton Atlanta and the Atlanta Marriott Marquis in Atlanta, Georgia, USA. The conference formally ran from November 16-21, 2014 with some technical activities taking place before and after the conference.

This letter confirms that Shirlene Kelly Santos Carmo attended the 2014 Annual Meeting in Atlanta, GA on November 16-21, 2014 and presented the following paper...

Application of Independent Components Analysis in a Distillation Column High Purity for the Improvement of Variables Decoupling

The technical program, containing all papers presented, can be found at the following page:
<https://aiche.confex.com/aiche/2014/webprogram/ataglance.html>

The AIChE Annual Meeting is accomplished by participation of all who attend the conference. The above participations were beneficial and invaluable to the meeting and the dissemination of knowledge. We are pleased that you have joined us. Should you require additional information, please do not hesitate to contact me.

Thank you very much.

Regards,

Stéphanie Orvoine-Couvrette

Stéphanie Orvoine-Couvrette
B.S. Chemical Engineering
Project Manager, Program Development
AIChE Global Home Office
120 Wall Street, New York, NY 10005
stepo@aiche.org