

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

S. K. S. CARMO<sup>1</sup>, L. G. S. VASCONCELOS<sup>2</sup>, M. da S. A. EMERENCIANO<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universidade Federal de Campina Grande, Unidade Acadêmica de Engenharia Química

<sup>1</sup> Universidade Federal Rural do Semi-Árido

E-mail para contato: [shirlene\\_kelly@yahoo.com.br](mailto:shirlene_kelly@yahoo.com.br) / [shirlene@ufersa.edu.br](mailto: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 CCl<sub>4</sub> (tetracloreto de carbono) e o outro componente é o Clorofórmio (CHCl<sub>3</sub>). 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

pureza, o controle por desacoplamento convencional não apresenta bons resultados na maioria dos casos, devido a essa forte interação. Um dos métodos que vem sendo utilizado em diversos tipos de processos é o ICA. O presente trabalho propõe uma estratégia de controle de composição para uma coluna de destilação de alta pureza da etapa de purificação do 1,2 EDC (dicloroetano) da planta comercial de produção de cloreto de vinila (MVC) da Braskem (Marechal Deodoro-AL), utilizando como técnica de separação, o ICA. Visto que a coluna apresenta dificuldades de estabilização destes componentes, principalmente por apresentarem níveis de concentração de partes por milhão na corrente da base da coluna, tanto o  $\text{CCl}_4$  e o  $\text{CHCl}_3$  necessitam de controle.

## **2. REVISÃO DO ESTADO DA ARTE**

### **2.1. Destilação**

A destilação é o processo de separação mais utilizado pela Indústria de processos químicos. Este processo de separação baseia-se na diferença de volatilidade dos componentes a serem separados. Porém, a ocorrência de azeótropos 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. Convencionalmente, em ambos os processos citados, a alimentação da coluna representa uma mistura no ponto azeotrópico ou próximo a ele e um componente externo é adicionado de modo a possibilitar a separação. Nas Indústrias um dos processos que requer mais atenção e controle é a destilação, visto que este corresponde a 80% do custo operacional energético na maioria das indústrias de transformação, como mostrado por (Teixeira, 2003).

### **2.2. Desacopladores Convencionais**

A interação entre as variáveis é uma característica inerente dos processos multivariáveis, o que dificulta a operação e o desempenho dos sistemas de controle. Os desacopladores são utilizados em sistemas multivariáveis MIMO (Multiple Inputs Multiple Outputs) com o intuito de minimizar a influência de uma variável nas outras. Porém nem sempre é possível conseguir um desacoplamento perfeito, o que se consegue na maioria dos casos é uma redução de interação. Há relatos de utilização de desacopladores em processos de destilação de processos industriais como mostraram (Marangoni et al., 2007; Pastorello, 2008).

### **2.3. ICA**

O ICA é, sobretudo, um método de extração de sinais individuais de uma mistura de sinais. Diferencia-se dos outros, pois as componentes originais a separar são mutuamente independentes e seguem uma distribuição não- Gaussiana. Diversos trabalhos tem utilizado o ICA em seus procedimentos, dentre eles podem ser citados (Cai, 2013; Lima, 2009). O modelo de mistura consiste em 'n' dados observáveis  $x_1, \dots, x_n$ , que resultam de uma combinação linear de N componentes aleatórias  $s_1, \dots, s_n$ , juntamente com uma matriz de mistura A, da forma:  $x = A.s$  estatisticamente independentes entre si. Essa matriz de mistura contém coeficientes da forma  $a_{ij}$  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. O problema consiste na determinação da matriz de separação  $W$  (onde:  $W = A^{-1}$ ). Diversos algoritmos podem ser utilizados no ICA dentre estes, pode-se citar a abordagem FastICA, como tem sido mostrada em (Hyvärinen, 1997), em que a convergência do algoritmo ocorre em tempo significativamente menor que as abordagens tradicionais, portanto, torna muito mais viável a sua aplicação em diversos tipos de problemas mais complexos. O algoritmo 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. Em seguida fazendo:  
 $w^+ = E\{x.G(w^T.x)\} - wE\{G'(w^T.x)\}$ , 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.

### 3. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Os processos industriais atuais de produção de MVC consistem na produção de um intermediário (1,2-EDC), através de uma reação de oxicloração, seguido de craqueamento deste intermediário. Devido a inúmeras reações secundárias, dezenas de substâncias são formadas no reator de oxicloração, além do 1,2-EDC, sendo as mais importantes para esse estudo o  $\text{CHCl}_3$  e o  $\text{CCl}_4$ . A purificação do 1,2-EDC é então necessária, e é realizada em um trem de destilação, com o objetivo de remover água e compostos orgânicos de alto e baixo ponto de ebulição (em relação ao 1,2 EDC). A corrente de base da coluna de secagem segue para a segunda coluna de destilação, cuja corrente de topo irá alimentar os fornos de craqueamento. 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, a presença de uma determinada concentração de  $\text{CCl}_4$ , quando bem controlada, é desejável no produto de base da coluna. No entanto, a presença de  $\text{CHCl}_3$  não o é, visto que o mesmo é um inibidor de craqueamento do 1,2-EDC. O limite máximo de  $\text{CHCl}_3$  para uma operação sem danos ou futuros prejuízos à planta é de 300ppm. O adequado controle de concentração de  $\text{CCl}_4$  na alimentação dos fornos estabiliza a conversão de 1,2-EDC e potencialmente reduz a formação de coque que leva à parada prematura da planta. O distúrbio mais frequente nesta coluna é a mudança em sua vazão de alimentação.

## 4. METODOLOGIA

### 4.1. Conexão Aspen Dynamics / Matlab

A primeira etapa do trabalho foi realizar uma conexão entre os softwares Matlab e Aspen Dynamics. No software Matlab foi criada uma estrutura a qual recebia os dados via Aspen Dynamics e após aplicação de perturbações no sistema, foram obtidos os dados de saída, correspondentes a temperatura do 4º e 2º estágios da coluna, respectivamente, para que então, os mesmos pudessem ser utilizados na aplicação do ICA, assim como, modelados para atuar nas malhas de controle propostas. Foi utilizado um diagrama de bloco AMSimulation, que encontra-se em destaque na Figura abaixo, contido no Simulink/Matlab, e neste foram especificados os sinais de entrada e saída do modelo do Aspen. Essa comunicação entre os dois softwares é vista como segue na Figura 01.

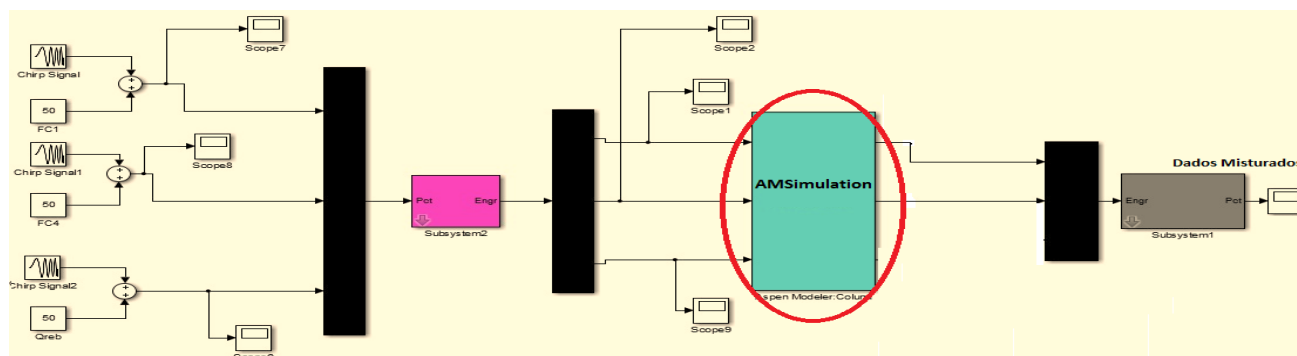


Figura 01 – Diagrama de blocos gerados no Simulink (Conexão Aspen Dynamics x Matlab)

As variáveis de entrada para análise do processo foram: Variáveis manipuladas: Vazão de Refluxo (FC4) e Carga Térmica (QReb), e o Distúrbio (FC1): Vazão de Alimentação. Já as variáveis de saída foram as Temperaturas do 4º e 2º estágio da coluna, que serviram como inferência para o controle das composições de interesse nesse estudo. O sinal de perturbação aplicado a todas as variáveis de entrada do processo foi o Chirp. A planta de purificação do 1,2 EDC utilizada neste trabalho foi proposta no trabalho de Vasconcelos (2006), Figura 02.

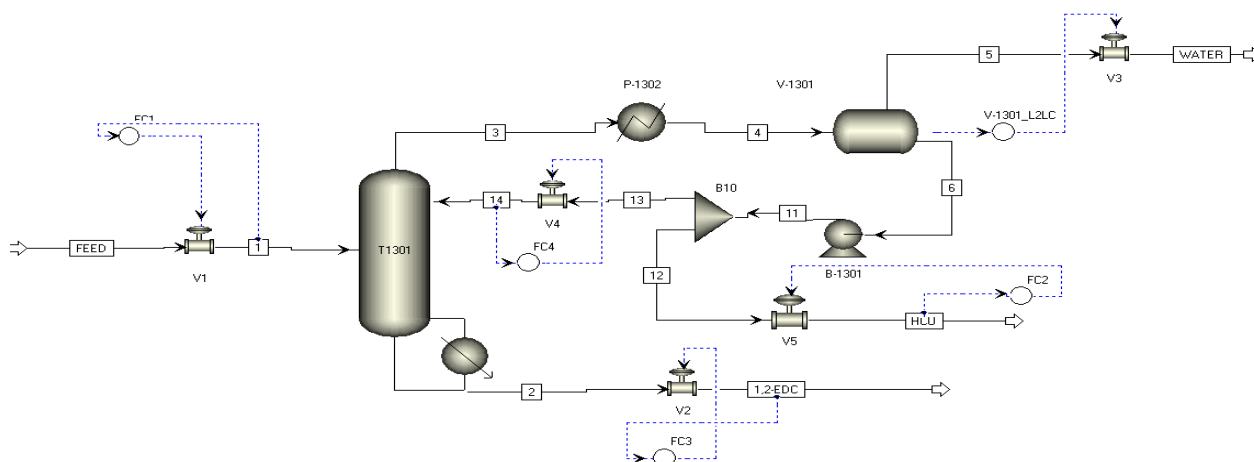


Figura 02 – Planta de Purificação de 1,2 EDC

## 4.2. Aplicação do ICA

Os dados obtidos na corrente de saída (Dados Misturados), Figura 01, foram submetidos ao algoritmo ICA, para que pudessem tornar componentes independentes o quanto que possível, facilitando assim o controle das variáveis no processo. O código FastICA utilizado é encontrando através de um programa livre em MATLAB disponível por Hyvärine (2005). Inicialmente, os dados foram tratados para diminuir a complexidade do algoritmo durante a simulação, para isto foi realizada uma centralização e um branqueamento dos mesmos, para que em seguida o método FastICA pudesse ser aplicado, e assim obtida a matriz de separação  $W$ . Para maximização da não-gaussianidade foi utilizada a função não-quadrática tangente hiperbólica.

### 4.3. Modelagem Matemática

A identificação do modelo foi aplicada tanto aos dados misturados (para posterior aplicação no desacoplamento convencional), quanto aos dados separados, após a separação no ICA. Os dados foram exportados para o ambiente *Ident/Matlab*. Os modelos encontrados que melhor ajustaram-se aos dados foram do tipo ARX (modelo autoregressivo com entradas exógenas). Em seguida, a estes modelos, foi feita uma transformação para deixá-los na forma de função de transferência. O modelo que melhor representou todo o conjunto de componentes observadas foi o ARX221.

### 4.4. Controle por Desacoplamento Convencional x Controle utilizando o ICA

O seguinte passo foi realizar uma comparação entre o controle por desacoplamento convencional, e o controle por desacoplamento utilizando o ICA. Nas malhas de controle propostas, contiveram as funções de transferência GP11(Influência da Vazão de Refluxo sobre a Temperatura do 4º estágio); GP21(Influência da Vazão de Refluxo sobre a Temperatura do 2º estágio); GP12(Influência da Carga térmica sobre a temperatura do 4º estágio); GP22(Influência da Carga térmica sobre a temperatura do 2º estágio), juntamente com os desacopladores D12 e D21, onde:  $D12 = -GP12/GP11$  e  $D21 = -GP21/GP22$  a fim de obter um controle das temperaturas do 4º estágio e temperatura do 2º estágio, manipulando para isto, a Vazão de Refluxo e a Carga Térmica frente ao distúrbio da Vazão de Alimentação. A estrutura de controle pode ser observada na Figura 03, e os modelos correspondentes aos dados misturados encontram-se na Tabela 1.

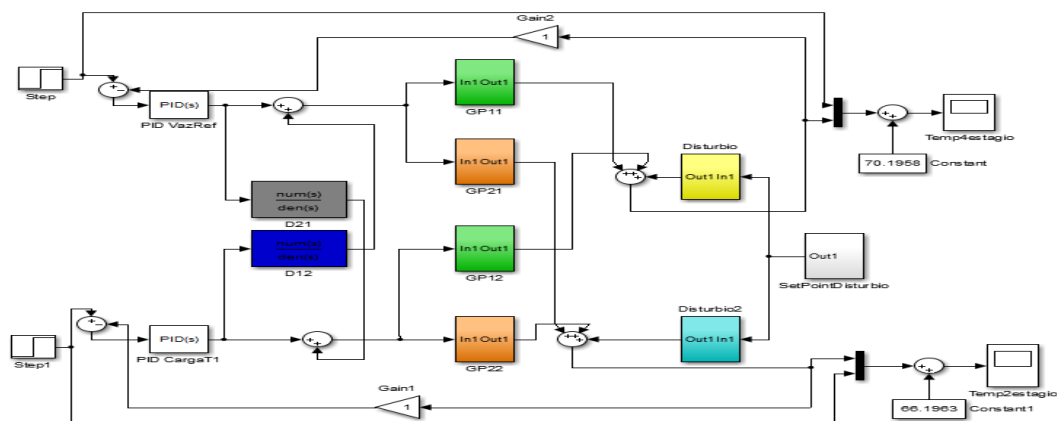


Figura 03 – Malhas de Controle com desacoplamento convencional

No segundo momento, foi estabelecida outra estrutura de controle semelhante a da Figura 03, porém sem a presença dos desacopladores, além disso, os modelos foram substituídos pelos encontrados a partir dos dados separados pelo ICA, como pode ser verificado na Tabela 1.

Tabela 1 – Modelos encontrados a partir do *Ident*

Função de Transferência	Modelos dos dados Misturados
GP11	$GP11 = \frac{-3.935e^{-6}s^6 - 3.025e^{-6}s^5 + 7.791e^{-5}s^4 + 4.3x10^{-4}s^3 - 5.75x10^{-4}s^2 + 0.0169s - 0.1153}{s^6 + 31.39s^5 + 535.9s^4 + 4489s^3 + 2.049e^4s^2 + 4.792e^4s - 2514}$
GP21	$GP21 = \frac{-3.298e^{-8}s^6 - 2.46e^{-6}s^5 + 5.932e^{-5}s^4 + 4.533x10^{-4}s^3 - 7.009x10^{-4}s^2 + 0.0255s - 0.1084}{s^6 + 31.39s^5 + 535.9s^4 + 4489s^3 + 2.049e^4s^2 + 4.792e^4s - 2514}$
GP12	$GP12 = \frac{-6.429s^6 + 4.744s^5 + 2251s^4 + 2.809e^4s^3 + 1.119e^5s^2 + 1.252e^5s - 6.708e^4}{s^6 + 31.39s^5 + 535.9s^4 + 4489s^3 + 2.049e^4s^2 + 4.792e^4s - 2514}$
GP22	$GP22 = \frac{-5.76s^6 - 0.2399s^5 + 2005s^4 + 2.76e^4s^3 + 1.108e^5s^2 + 1.287e^5s - 6.34e^4}{s^6 + 31.39s^5 + 535.9s^4 + 4489s^3 + 2.049e^4s^2 + 4.792e^4s - 2514}$
Função de Transferência	Modelos dos dados Separados pelo ICA
GP11	$GP11 = \frac{3.877e^{-6}s^6 - 0.0002686s^5 - 0.001259s^4 + 0.06773s^3 + 1.331s^2 + 4.423s + 21.07}{s^6 + 29.7s^5 + 505.8s^4 + 4579s^3 + 2.564e^4s^2 + 8.992e^4s + 1.892e^5}$
GP21	$GP21 = \frac{-6.131e^{-5}s^6 + 0.001497s^5 - 5.42e^{-5}s^4 + 0.06266s^3 - 1.405s^2 - 7.198s - 25.65}{s^6 + 29.7s^5 + 505.8s^4 + 4579s^3 + 2.564e^4s^2 + 8.992e^4s + 1.892e^5}$
GP12	$GP12 = \frac{346.1s^6 - 552s^5 - 1.08e^5s^4 - 1.586e^6s^3 - 6.719e^6s^2 - 3.069e^7s - 8.427e^6}{s^6 + 29.7s^5 + 505.8s^4 + 4579s^3 + 2.564e^4s^2 + 8.992e^4s + 1.892e^5}$
GP22	$GP22 = \frac{-1119s^6 - 1.711e^4s^5 + 1.372e^5s^4 + 2.068e^6s^3 + 7.803e^6s^2 + 3.5e^7s + 3.367e^7}{s^6 + 29.7s^5 + 505.8s^4 + 4579s^3 + 2.564e^4s^2 + 8.992e^4s + 1.892e^5}$

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As variáveis de saída, temperatura do 4º e 2º estágio, foram escolhidas como controladas, em decorrência destas apresentarem maior sensibilidade frente às perturbações no processo, e com isso, aplicadas como controle inferencial para as composições de CCl<sub>4</sub> e CHCl<sub>3</sub>, respectivamente. Decisão esta tomada, visto que a composição é geralmente determinada através de uma análise cromatográfica demorada, onde os resultados são obtidos em aproximadamente 15 dias. Logo, esse tipo de controle diretamente nas mesmas, tornaria um tempo dispendioso. Na Figura 04, mostrada a seguir, é apresentado o comportamento das variáveis de saída em ambas as estruturas de controle. Como pode ser visto, a resposta ao controle na utilização do ICA apresentou variações em torno de apenas 1°C, em ambas as variáveis de saída. Já comparando a resposta ao controle na presença de desacopladores convencionais, esta instabilidade foi bem maior, com variações de 9 e 7°C, respectivamente. É possível observar também, que o controle com a utilização do ICA é estabelecido em um menor tempo quando comparado ao controle por desacoplamento convencional.



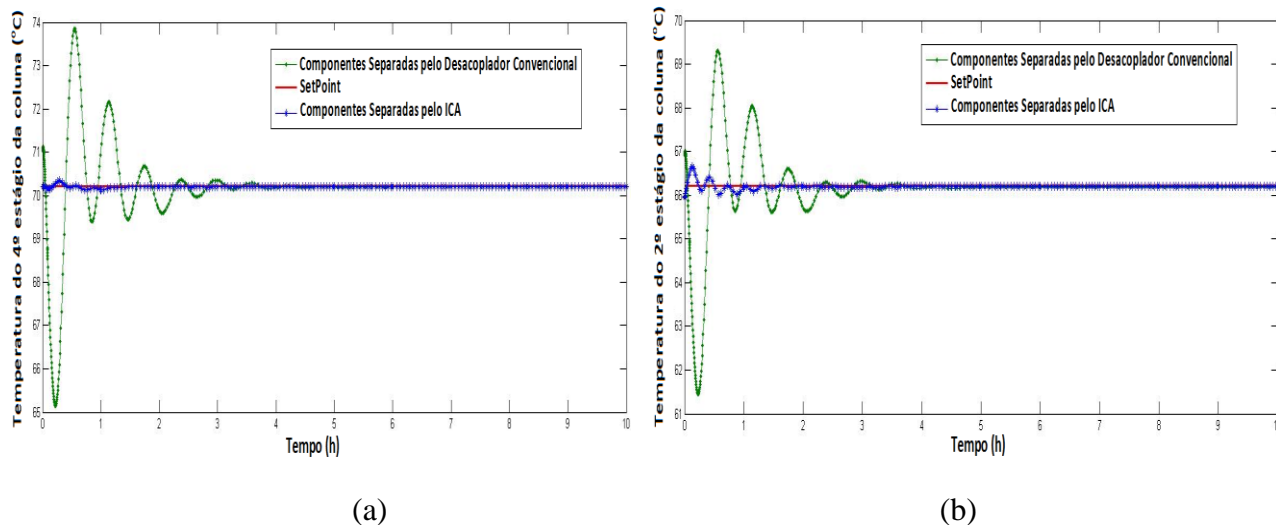


Figura 04 – Respostas da Temperatura do 4º (a) e 2º estágio (b), respectivamente, para ambas as estruturas de controle.

Na Figura 05, é possível observar em relação a resposta obtida para a Temperatura do 2º estágio da coluna, que em um tempo maior de simulação mesmo na presença dos desacopladores, a instabilidade volta a aparecer, como é verificado através da seta na Figura, e com isso, o controle já não é totalmente eficaz após certo tempo. Um dos pontos a que se deve esse fato, diz respeito a apenas certa redução na interação entre as variáveis, e não de fato, a uma total eliminação dentre elas, dificultando assim um controle permanente. Já na estrutura de controle utilizando o ICA, o controle após atingir o setpoint manteve-se estável por todo o tempo de simulação, em ambas as variáveis de saída.

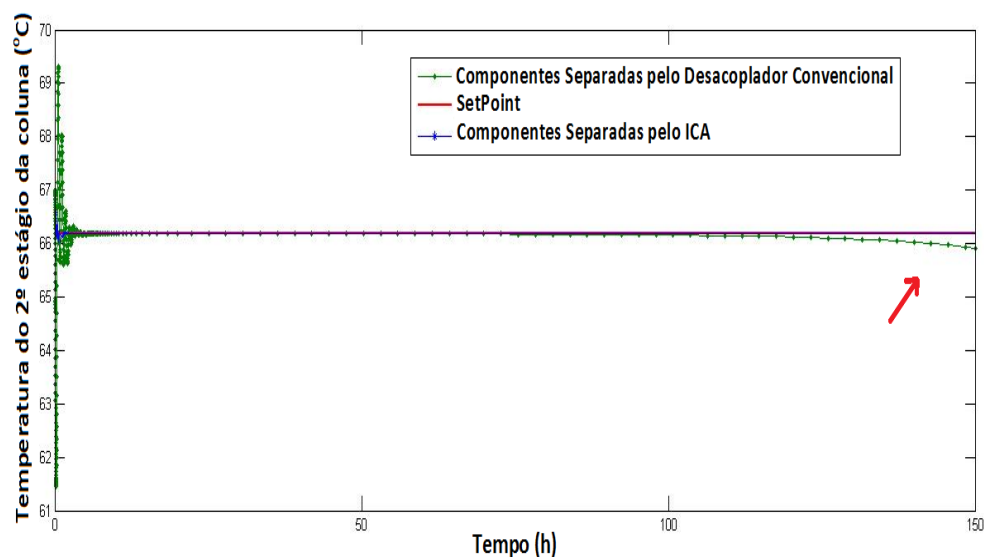


Figura 05 – Respostas da Temperatura do 2º estágio em ambas as estruturas de controle

## 6. CONCLUSÃO

A técnica do ICA é uma tendência crescente a diversos tipos de processos, e tem como principais objetivos identificar e separar fontes estatisticamente independentes, a partir de uma determinada mistura de fontes originais. A escolha em utilizar essa técnica decorre da busca pela melhoria no desacoplamento em processos considerados complexos, justamente pela forte interação existente entre as variáveis que o compõem, além de reduzir o tempo de convergência nos projetos de controle. A aplicação do ICA à coluna de purificação de 1,2 EDC apresentou melhores resultados aos obtidos através do controle por desacoplamento convencional, visto que através dessa técnica foi possível fixar as temperaturas do 4º e 2º estágio da coluna nos seus setpoints em um menor tempo de simulação, reduzir a instabilidade das mesmas frente às perturbações no processo, e evitar o retorno de instabilidades ao controlador no decorrer do tempo, consequentemente a isto, mantendo as composições de  $\text{CCl}_4$  e  $\text{CHCl}_3$  dentro de seus limites de atuação permitidos. Isso justifica o ICA como uma excelente técnica a ser utilizada para eliminar o forte acoplamento entre as variáveis (componentes) em colunas de destilação.

## 7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CAI, L., TIAN, X., CHEN, S., **A process monitoring method based on noisy independent component analysis**. *Neurocomputing*, p. 231 – 246, 2013.
- ENGELL, S., **Feedback Control for optimal process operation**. *Jornal of Process Control*, 17, p. 203-219 (2007)
- HYVARINEN, A., **A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis**, *Neural Computation* (1997), 1483- 1492.
- HYVÄRINEN, A. **FastICA for Matlab**. Disponível em: <http://research.ics.aalto.fi/ica/fastica/code/dlcode.shtml>, 2005. Acesso em 04/01/2014.
- LIMA, M. A. A., **Análise de componentes independentes aplicada em distúrbios de qualidade de energia**. Dissertação de Mestrado. Juiz de Fora, 2009.
- MARANGONI, C., WERLE, L. O., MACHADO, R. A. F., **Controle Multivariável com ação distribuída em uma coluna de destilação**. *4º PDPETRO*, Campinas, SP, 2007.
- PASTORELLO, R., **Integração via OPC de controlador preditivo comercial com simulador dinâmico de processos gerando ambiente virtual de testes**. Dissertação de Mestrado, p. 10-20, São Caetano do Sul, 2008.
- TEIXEIRA, A. C., **Monografia: Inferências em Colunas de destilação multicomponentes**, UFSC, Florianópolis, 2003.