

Validación experimental de un Observador de Alta Ganancia Reconfigurable para una columna de destilación

M. Heras Cervantes^a, A.C. Téllez Anguiano^{a,*}, M.C. García Ramírez^a, C.M. Astorga Zaragoza^b, E. Reyes Archundia^a

^aInstituto Tecnológico de Morelia, Av. Tecnológico 1500, Col. Santiaguillo, C.P. 58120, Morelia, Mich., México.

^bCentro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, Interior Internado Palmira s/n, Col. Palmira, A.P. 5-164, C.P. 62050, Cuernavaca, Mor., México.

Resumen

En este trabajo se presenta la implementación y la validación experimental de un observador de alta ganancia reconfigurable para la estimación de la composición molar y de la temperatura en una columna de destilación con una mezcla binaria. El observador está compuesto por un modelo matemático simplificado de la columna de destilación y por el cálculo y corrección del error de este modelo. La idea principal de este observador es la reconfiguración continua de la ganancia con la finalidad de reducir el error de estimación del modelo en cada instante, logrando así una mayor rapidez en la convergencia del observador hacia la respuesta real del sistema. El objetivo de este trabajo es comprobar la funcionalidad de este observador mediante la validación experimental, en línea, en un proceso de una planta piloto de destilación. Copyright © 2015 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L.U. Todos los derechos reservados.

Palabras Clave: Columnas de destilación, observador de alta ganancia reconfigurable, validación experimental.

1. Introducción

Los procesos químicos son ampliamente usados en el sector industrial, requiriendo de tareas de control para su correcto funcionamiento. La complejidad que existe para el control y monitoreo de variables en los procesos químicos es debida al comportamiento no lineal y a la dificultad de medición en la dinámica del proceso Khowinij et al. (2005) (Porru et al., 2013).

La destilación es un método empleado para separar sustancias químicas que depende de la volatilidad relativa de los componentes de la mezcla a destilar, por lo cual las sustancias con puntos de ebullición próximos son más difíciles de separar por este método.

Para llevar a cabo la destilación, o cualquier otra operación de separación de sustancias químicas, es necesario disponer de datos del equilibrio líquido-vapor o de las fracciones molares de la mezcla.

Una de las desventajas que se tienen en el proceso de destilación es la baja eficiencia al tratar de separar componentes con un alto punto de ebullición que estén presentes con bajas concentraciones en portadores de gran volumen, (Espinoza, 2009). Además, la mezcla de estos componentes exhibe comportamientos dinámicos no lineales y diversas complejidades asociadas, siendo el reto alcanzar una alta calidad en el producto destilado usando controladores no lineales (Jana, 2010).

El equipo para llevar a cabo el proceso de destilación es la columna de destilación. Las columnas de destilación son un equipo utilizado para diferentes aplicaciones, como la producción de alimentos, perfumes, medicinas, combustibles, entre otros, (Figura 1).

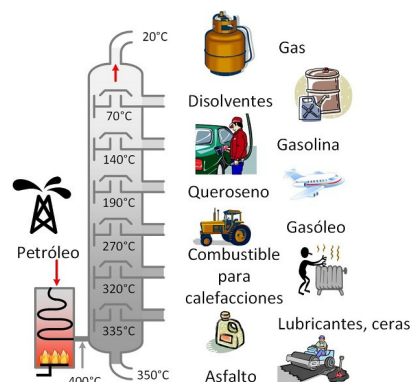


Figura 1: Destilación del petróleo

Las columnas de destilación constituyen un porcentaje significativo del costo de inversión inicial en la mayoría de los procesos en los que intervienen

El disponer de técnicas adecuadas para modelar columnas de destilación, que permitan desarrollar sistemas de control eficaces y fiables, es muy importante a fin de conseguir un fun-

* Autor en correspondencia.

Correo electrónico: actelleza@gmail.com (E. Reyes Archundia)

cionamiento correcto y seguro de los sistemas de destilación industriales. Es por ello que la destilación es una de las áreas de control de procesos más investigada, además de ser uno de los procesos más beneficiados por estas técnicas en las plantas industriales.

Una solución viable para desarrollar sistemas de control en columnas de destilación es la implementación de observadores de estado para la estimación de variables como composición molar o temperatura. Un observador es un “sensor virtual”, implementado computacionalmente, basado en un algoritmo de programación, que es capaz de describir el comportamiento del sistema o de estimar los estados y variables de interés del proceso con base en mediciones de las variables de entrada o de salida, (Shmitz, 1999), siempre y cuando el sistema sea observable (Salau et al., 2014). Los observadores son ampliamente utilizados en áreas de control, ya sea como parte del algoritmo en sistemas de control, en sistemas de diagnóstico de fallas como generadores de residuos, (Verde C., 2013), o como estimadores de estados del sistema. (Darouach y Boutat-Baddas, 2008) describen un método de diseño para observadores con entradas desconocidas y las condiciones que lo presentan, además de demostrar dichas condiciones como equivalentes para entradas conocidas.

(Mehta et al., 2010), describe el diseño de un observador de orden reducido con dualidad de tiempo discreto y de deslizamiento, donde los resultados de la dualidad del observador se muestran en la eficiencia que se tiene al aplicarlo dentro de un servomecanismo.

(Torres et al., 2014), proponen un esquema basado en observadores de alta ganancia para detectar y localizar fugas de gas licuado (LPG) en tuberías subterráneas. El esquema consiste en un conjunto de observadores en cascada para generar residuos los cuales estiman la ubicación de la fuga. El esquema de observadores se valida en línea en un proceso industrial.

(Boker y Khalil, 2012, 2013), presenta el diseño de un observador para un sistema no lineal que potencialmente admite dinámicas de cero inestable. La estructura del observador está compuesta por un observador de alta ganancia extendido para estimar la salida del proceso y por un Filtro Kalman Extendido para estimar variables internas de la dinámica del proceso. El observador es aplicado a un sistema de oscilador traslacional con actuador rotatorio.

Sobre observadores de estado aplicados a columnas de destilación existen diversos trabajos presentado en la literatura. (González, 2008) desarrolla un observador Continuo-Discreto para la estimación de concentraciones en una columna de destilación, para una mezcla de Etanol-Agua. (Aguilera-González et al., 2010) valida experimentalmente un observador de alta ganancia constante continuo-discreto para una columna de destilación, donde se estiman las concentraciones molares de una mezcla binaria.

(Astorga et al., 2006), presentan un observador no lineal de ganancia constante para la estimación de las composiciones molares en los platos de una columna de destilación a partir de las mediciones de las temperaturas en el hervidor y en el condensador. El observador se basa en un modelo no lineal de un proceso de destilación binaria metanol-etanol.

Tanto el modelo como el observador se validan experimentalmente en una columna de destilación de laboratorio. La característica principal del observador es que las ganancias son constantes y no requieren la resolución de ningún sistema dinámico. Este observador puede ser utilizado en aplicaciones de control no lineal.

(Tronci et al., 2005), diseña un observador basado en la geometría diferencial para facilitar la estimación debida al comportamiento no lineal del sistema, para ello se modifica la estructura del estimador sin alterar la capacidad de precisión en el modelo. Este observador es implementado en una planta piloto de columna de destilación para una mezcla de etanol-agua. Sin embargo, el observador no cuenta con una ganancia reconfigurable que mejore la velocidad de convergencia respecto a la respuesta real ni con la validación experimental del observador.

(Jana, 2010), diseña un observador no lineal exponencial aplicado a una columna de destilación donde el estimador se aplica en el condensador. Las principales ventajas de este observador son su fácil diseño, sintonización e implementación “on-line”, así como la rápida convergencia del error a cero.

La principal aportación de este artículo es la implementación y la validación experimental, en línea, de un observador de alta ganancia reconfigurable, con la finalidad de estimar los estados del sistema, obteniendo un margen de error mínimo respecto al sistema real; el observador se aplica a una columna de destilación con una mezcla binaria de etanol-agua, estimando tanto la temperatura como la concentración molar de la mezcla en cada plato. La complejidad del análisis y de la implementación en línea radica en el cálculo del error y en la generación de código eficiente para dicha implementación.

1.1. Planta (Descripción)

Una columna de destilación está formada por un condensador, un hervidor y de $n - 2$ platos. El condensador es numerado como el plato número 1, el hervidor como el plato n , mientras que los platos del cuerpo de la columna son numerados ascendentemente del condensador al hervidor. La alimentación se deposita en el plato f (plato de alimentación). La Figura 2 muestra el diagrama esquemático de la columna de destilación.

El condensador es el instrumento que provee el enfriamiento necesario para condensar el producto destilado, el hervidor se encarga de proveer el calor requerido por la columna de destilación para hervir la mezcla de componentes, cada plato dentro de la columna de destilación opera como una unidad de intercambio dinámico para el equilibrio líquido-vapor.

A cada etapa (plato) en la columna de destilación le corresponde un grado de pureza específica de los elementos, la cual se mide por la variable física “fracción molar”, x_{ci} para la fracción molar líquida y y_{ci} para vapor, donde i es el número del plato y c el número de componente.

La sección de la columna superior al plato de alimentación se llama sección de enriquecimiento, donde la pureza del elemento ligero se incrementa, mientras que la sección inferior al plato de alimentación es llamada sección de empobrecimiento, donde el componente ligero se separa del componente pesado, es decir, donde la pureza del elemento pesado se incrementa.

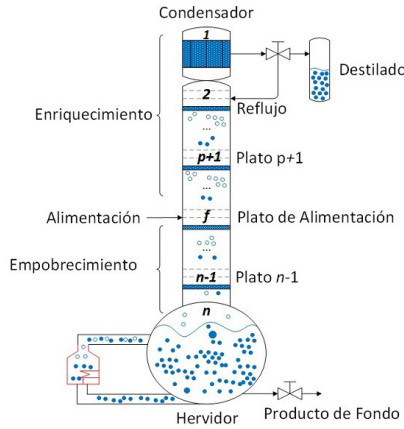


Figura 2: Diagrama esquemático de la columna de destilación.

Los componentes con un punto de ebullición más bajo, es decir, que hierven más rápido tendiendo a concentrarse en la fase de vapor, son llamados componentes ligeros, mientras que los de un punto de ebullición más alto, llamados componentes pesados, tienden a concentrarse en la fase líquida.

2. Modelo

El modelo termodinámico del proceso de destilación, por lo general, se especifica en términos de ecuaciones que definen el equilibrio líquido-vapor de los componentes de la mezcla. Dicho modelo se expresa en términos del balance global de materia y del balance del componente ligero para un conjunto de variables de estado, propiedades físico-químicas y ciertas restricciones de equilibrio y límites de validez de las correlaciones.

Para llevar a cabo el modelo se debe disponer de datos del equilibrio líquido-vapor o de correlaciones para poder estimarlos de manera adecuada, estas correlaciones suelen ser funciones no lineales en su mayoría (temperatura, presión y fracción molar).

2.1. Simplificaciones generales del modelo

Para el desarrollo del modelo termodinámico se establecen simplificaciones en cada una de las tres etapas de la columna (condensador, cuerpo de la columna, hervidor), (Halvorsen y Skogestad, 2000).

- La presión es constante en la columna de destilación.
- El equilibrio líquido-vapor es ideal en la mezcla.
- El condensador se considera total.
- La columna se asume adiabática (no hay pérdidas de calor en la columna).
- La ebullición ocurre en un solo tanque.
- La fase líquida y vapor que abandonan el plato se encuentran en equilibrio termodinámico.
- La alimentación de la mezcla se realiza en un único plato.

2.2. Modelo de los elementos de la columna

Cuando se realiza un modelo matemático deben tomarse en cuenta los principios de conservación impuestos por la naturaleza, por lo que es necesario realizar los balances de masa, componente y energía en cada uno de los elementos de la columna.

De acuerdo a la teoría de control y para efectos de la implementación en línea del observador únicamente es necesario realizar los balances de componente, permitiendo obtener la concentración molar en cada elemento de la columna, la que a su vez proporciona información sobre temperaturas y flujos molares de la sección de enriquecimiento, subíndice R , (L_R, V_R) y de la sección de empobrecimiento, subíndice S , (L_S, V_S) y del producto destilado (D).

El modelo empleado se basa en la conjunción de submodelos de cada componente de la columna de destilación (hervidor, plato, condensador) y en los flujos molares de líquido y vapor que intervienen en cada uno de ellos (Heras et al., 2012).

El submodelo correspondiente a los platos del cuerpo de la columna se describe por el balance del componente ligero en (1), de acuerdo al esquema del plato presentado en la Figura 3).

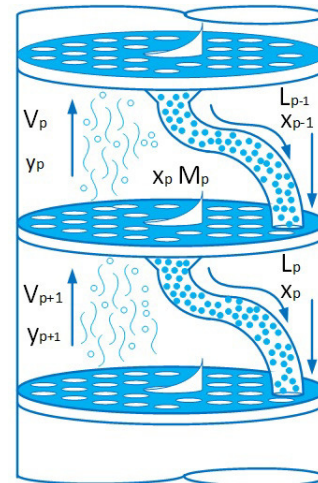


Figura 3: Plato

$$\frac{dM_p x_p}{dt} = V_{p-1} y_{p-1} - V_p y_p + L_{p+1} x_{p+1} - L_p x_p + \delta(t) F x_F \quad (1)$$

Considerando la masa (M) retenida en el plato como constante, se despeja y se obtiene (2).

$$\frac{dx_p}{dt} = \frac{V_{p-1} y_{p-1} - V_p y_p + L_{p+1} x_{p+1} - L_p x_p + \delta(t) F x_F}{M_p} \quad (2)$$

$$\delta(t) = \begin{cases} 0 & \text{cuando no es plato de alimentación} \\ 1 & \text{cuando es plato de alimentación} \end{cases} \quad (3)$$

donde:

M_p = Masa retenida en el plato.

$\frac{dx_p}{dt}$ = Concentración del componente ligero.

x_p = Composición de líquido del plato p .

y_p = Composición de vapor del plato p .

$F x_F$ = Concentración del componente ligero en el plato de alimentación.

V_p = Flujo molar de vapor del plato p .

$V_p \begin{cases} V_R = \text{Para sección de enriquecimiento} \\ V_S = \text{Para sección de empobrecimiento} \end{cases}$

L_p = Flujo molar de líquido del plato p .

$L_p \begin{cases} L_R = \text{Para sección de enriquecimiento} \\ L_S = \text{Para sección de empobrecimiento} \end{cases}$

El submodelo del condensador (plato 1) se basa en el balance del componente ligero y en el esquema del condensador mostrado en la Figura 4, obteniendo (4).

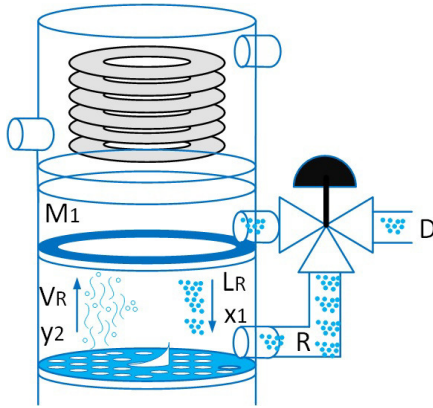


Figura 4: Condensador

$$\frac{dM_1 x_1}{dt} = V_2 y_2 - L_1 x_1 - D \quad (4)$$

Despejando la masa retenida en el condensador (M_1) se obtiene (5).

$$\frac{dx_1}{dt} = \frac{V_2 y_2 - L_1 x_1 - D}{M_1} \quad (5)$$

donde:

M_1 = Masa retenida en el condensador.

$\frac{dx_1}{dt}$ = Concentración del componente ligero en el condensador.

x_1 = Composición de líquido del condensador.

y_2 = Composición de vapor del plato 2.

V_R = Flujo molar de vapor en el plato 2.

L_R = Flujo molar de líquido del condensador.

D = Producto destilado.

El submodelo del hervidor (plato n) se basa en el balance del componente ligero y en el esquema del hervidor mostrado en la Figura 5, obteniendo (6).

$$\frac{dM_n x_n}{dt} = V_n (x_n - y_n) + L_n (x_{n-1} - x_n) \quad (6)$$

Despejando la masa retenida en el hervidor (M_n) se obtiene (7).

$$\frac{dx_n}{dt} = \frac{V_n (x_n - y_n) + L_n (x_{n-1} - x_n)}{M_n} \quad (7)$$

donde:

M_n = Masa retenida en el hervidor.

$\frac{dx_n}{dt}$ = Concentración del componente ligero en el hervidor.

x_n = Composición de líquido del hervidor.

x_{n-1} = Composición de líquido del plato $n - 1$.

y_n = Composición de vapor del hervidor.

V_S = Flujo molar de vapor del hervidor.

L_S = Flujo molar de líquido del hervidor.

n = Plato n (hervidor).

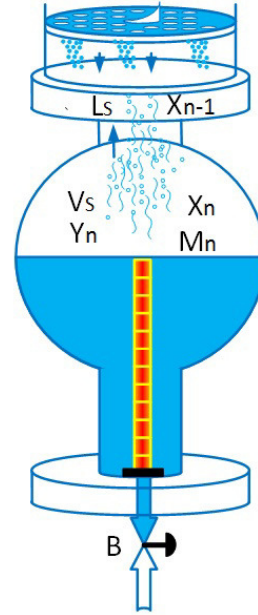


Figura 5: Hervidor

3. Observador de alta ganancia reconfigurable

En esencia un observador de alta ganancia reconfigurable es un observador para sistemas no lineales asintóticamente exacto (en el tiempo) a la versión estocástica del filtro de Kalman extendido empleada para sistemas determinísticos; cuando la innovación es grande, entonces es un observador de alta ganancia, por lo que el diseño de este observador es la combinación del observador de alta ganancia y del filtro de Kalman extendido, el cual produce un error de innovación mínimo, ((Busvelle y Gauthier, 2002)), definido por (8).

$$I(t) = \hat{y}(t) - y(t) \quad (8)$$

donde:

$I(t)$ = Error de innovación.

$\hat{y}(t)$ = Salida estimada.

$y(t)$ = Salida real.

Este observador puede implementarse para una columna de destilación por sus características de no linealidad del sistema y su estructura triangular.

Considerando el siguiente sistema no lineal representado por (9).

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = A(u)x + b(x, u) \\ y = C(u)x \end{cases} \quad (9)$$

donde $A(u)$ es la matriz de estados y $C(u)$ el vector de salidas, definidas por (10) y (11).

$$C(u) = (a_1(u), 0, \dots, 0) \quad (10)$$

$$A(u) = \begin{pmatrix} a_1(u) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_2(u) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & a_{n-1}(u) & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & a_n(u) \end{pmatrix} \quad (11)$$

a_i = Son coeficientes dependientes de las entradas.

Además u es la matriz de entradas y $b(x, u)$ es una matriz suave (12), dependiente de u , dependiente triangularmente de x y compactamente soportada:

$$b(x, u) = \begin{pmatrix} b_1(x_1, u) \\ b_2(x_1, x_2, u) \\ \vdots \\ b_n(x_1, \dots, x_n, u) \end{pmatrix} \quad (12)$$

Con base en el sistema descrito en (9) la definición matemática del observador de alta ganancia reconfigurable se muestra en (13).

$$\begin{cases} \frac{dz}{dt} = A(u)z + b(z, u) - S(t)^{-1}C^T R(Cz - y(t)) \\ \frac{dS}{dt} = -(A(u) + b^*(z, u))^T S - S(A(u) + b^*(z, u)) \\ + C^T R^{-1}C - S Q_\theta S \\ \frac{d\theta}{dt} = \lambda(1 - \theta) \end{cases} \quad (13)$$

Donde b^* es el jacobiano de la matriz b , S la matriz de ganancias reconfigurables, R es un parámetro de sintonización, escalar positivo, y Q_θ está definido por (14):

$$Q_\theta = \theta^2 \Delta^{-1} Q \Delta^{-1} \quad (14)$$

donde:

θ = Valor transitorio con decremento globalmente exponencial, característica del filtro Kalman Extendido.

Q = Valor positivo de sintonización.

La matriz Δ está compuesta por una diagonal con parámetros dependientes de θ , como lo muestra (15).

$$\Delta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & \frac{1}{\theta} & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \left(\frac{1}{\theta}\right)^{n-1} \end{pmatrix} \quad (15)$$

Si $\lambda = 0$ y $\theta_0 = 1$, o $\lambda > 0$ pero t es muy grande, el observador tiene el comportamiento de un Filtro Kalman Extendido.

Si θ_0 es grande y si $t \leq T$, entonces el observador tiene un comportamiento de un Filtro Kalman Extendido de Alta Ganancia con ganancia $\theta(T)$. Por lo tanto, si $t \leq T$, $\varepsilon(t) = z(t) - x(t)$, (ε es el error de estimación), se puede esperar que, como muestra (16), para θ_0 lo suficientemente grande frente a T :

$$\|\varepsilon(t)\|^2 \leq \theta(t)^{2(n-1)} H(c) e^{-(a_1 \theta(T) - a_2)t} \|\varepsilon(0)\|^2 \quad (16)$$

donde, a_1, a_2 son constantes positivas, $H(c)$ es una función decremental positiva de c , donde :

$$S(0) \geq c, \theta(t) = 1 + (\theta_0 - 1)e^{at} \quad (17)$$

En particular, esto implica que el error $\varepsilon(t)$ puede ser arbitrariamente pequeño, en un tiempo arbitrariamente corto, incrementando θ_0 . Para θ constante, este es el comportamiento del “Filtro extendido de Kalman de alta ganancia”. En este caso (θ es constante). Ver Anexo B.

4. Diseño e implementación del observador de alta ganancia reconfigurable

En esta sección se presenta el diseño de un observador de alta ganancia reconfigurable para una columna de destilación conformada por 12 platos, incluyendo al hervidor y al condensador, donde las ecuaciones que representan el comportamiento dinámico de la columna de destilación están dadas por (18).

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = \frac{V_2 y_2 - L_1 x_1 - D}{M_1} \\ \frac{dx_i}{dt} = \frac{V_R y_{i+1} - V_R y_i + L_R x_{i-1} - L_R x_i}{M_i}, i = 2, 3, \dots, 6 \\ \frac{dx_7}{dt} = \frac{V_R y_8 - V_R y_7 + L_S x_6 - L_S x_7 + \delta(t) F x_F}{M_7} \\ \frac{dx_j}{dt} = \frac{V_S y_{j+1} - V_S y_j + L_S x_{j-1} - L_S x_j}{M_j}, j = 8, 9, \dots, 11 \\ \frac{dx_{12}}{dt} = \frac{V_S (x_{12} - y_{12}) + L_S (x_{11} - x_{12})}{M_{12}} \end{cases} \quad (18)$$

Para efectos de simplificación se realizan los cambios de variable presentados en (19).

$$\begin{cases} x_i = \varepsilon_i \\ y_i = k(\varepsilon_i) \end{cases} \quad (19)$$

El sistema puede ser reescrito como se muestra en (20).

$$\begin{cases} \frac{d\varepsilon_1}{dt} = \frac{V_2 k(\varepsilon_2) - L_1 \varepsilon_1 - D}{M_1} \\ \frac{d\varepsilon_i}{dt} = \frac{V_R k(\varepsilon_{i+1}) - V_R k(\varepsilon_i) + L_R \varepsilon_{i-1} - L_R \varepsilon_i}{M_i}, i = 2, 3, \dots, 6 \\ \frac{d\varepsilon_7}{dt} = \frac{V_R k(\varepsilon_8) - V_R k(\varepsilon_7) + L_S \varepsilon_6 - L_S \varepsilon_7 + \delta(t) F \varepsilon_F}{M_7} \\ \frac{d\varepsilon_j}{dt} = \frac{V_S k(\varepsilon_{j+1}) - V_S k(\varepsilon_j) + L_S \varepsilon_{j-1} - L_S \varepsilon_j}{M_j}, j = 8, 9, \dots, 11 \\ \frac{d\varepsilon_{12}}{dt} = \frac{V_S (\varepsilon_{12} - k(\varepsilon_{12})) + L_S (\varepsilon_{11} - \varepsilon_{12})}{M_{12}} \end{cases} \quad (20)$$

O de forma simplificada como (21):

$$\frac{d\varepsilon_i}{dt} = A(L, V) \varepsilon_i + \tilde{b}(L, V, k(\varepsilon_i)) \quad (21)$$

donde:

$$A(L, V) = \begin{pmatrix} \frac{-(L_R + D)}{M_1} & 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \frac{L_R}{M_2} & \frac{-L_R}{M_2} & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{L_R}{M_7} & \frac{-L_S}{M_7} & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & \frac{L_S}{M_8} & \frac{-L_S}{M_8} & 0 & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \ddots & \frac{L_S}{M_{12}} & \frac{V_S - L_S}{M_{12}} \end{pmatrix} \quad (22)$$

y

$$\tilde{b}(L, V, k(\varepsilon_i)) = \begin{pmatrix} \frac{V_R k(\varepsilon_2)}{M_1} \\ \frac{V_R(k(\varepsilon_3) - k(\varepsilon_2))}{M_2} \\ \vdots \\ \frac{V_S k(\varepsilon_8) - V_R k(\varepsilon_7) + F x_f}{M_7} \\ \frac{V_S(k(\varepsilon_9) - k(\varepsilon_8))}{M_8} \\ \vdots \\ \frac{V_S k(\varepsilon_{12})}{M_{12}} \end{pmatrix} \quad (23)$$

Las salidas están dadas por (24):

$$C = (0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1) \quad (24)$$

Finalmente, el estado del observador es el conjunto de los estados de N observadores independientes $(\varepsilon_i, S_i, \theta_i)_{i=1, \dots, N}$. Cada observador es un conjunto de tres ecuaciones (25).

$$\begin{cases} \frac{d\varepsilon}{dt} = A(u)\varepsilon + b(k(\varepsilon), u) - S(t)^{-1}C^T R(C\varepsilon - y(t)) \\ \frac{dS}{dt} = -(A(u) + b^*(k(\varepsilon), u))^T S - S(A(u) + b^*(k(\varepsilon), u)) \\ + C^T R^{-1}C - S Q_\theta S \\ \frac{d\theta}{dt} = \lambda(1 - \theta) \end{cases} \quad (25)$$

Donde el vector de entradas está definido como (26):

$$u = (L, V) \quad (26)$$

Se selecciona $N = 4$ observadores independientes para conformar el observador de alta ganancia reconfigurable con la finalidad de lograr un balance entre la rapidez de convergencia, disminución en el error de estimación y la simplicidad de implementación del algoritmo, como se muestra en el diagrama de bloques de la Figura 6.

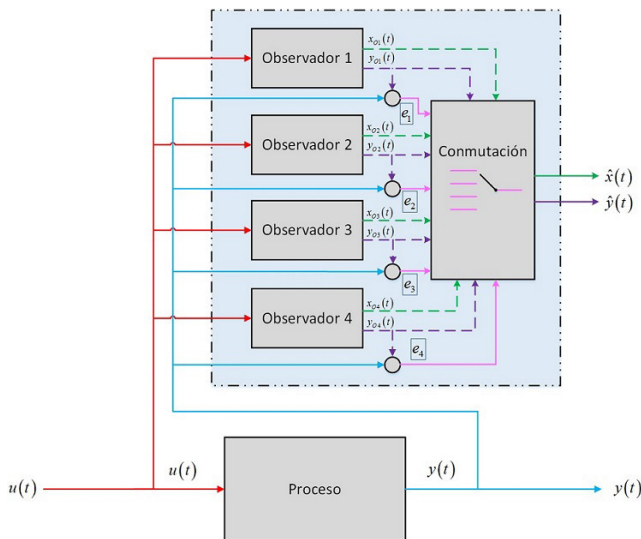


Figura 6: Diagrama a bloques del observador de alta ganancia reconfigurable con 4 observadores independientes.

Todos los observadores independientes tienen una reconfiguración de la ganancia similar pero distintas en el tiempo de decaimiento de θ_i .

La estimación del observador con el menor error de innovación en cada instante del muestreo es seleccionada como estimación final del sistema a partir de una etapa de conmutación y comparación de errores de innovación.

Se toma un muestreo regular T/N . Es decir, cada paso de tiempo $h = k(T/N)$, el observador más viejo es reemplazado por uno nuevo (con $\theta = \theta_0$) y una nueva suposición del estado y covarianza de la matriz).

Se selecciona un valor inicial θ_0 de θ para cada observador, en el cual el i -ésimo observador tiene:

$$\theta_i = 1 + e^{-\lambda \frac{(i-1)T}{N}} (\theta_0 - 1) \quad (27)$$

El estado del observador tiene dimensión 12 (por el número de platos), por lo que cada observador requiere resolver 28 ecuaciones diferenciales ordinarias (para el estado, la matriz de Ricatti y una muy simple ecuación para θ).

A partir de las características de diseño de este observador los parámetros para su implementación son:

$$\theta_0 = 1, N = 4, T = 50 \text{ min}, \lambda = \left(\frac{1}{600}\right) s^{-1}, R = 0,1$$

Además:

$$Q = (0,001)I_{12 \times 12}$$

I = Matriz de identidad

$S_0 =$

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1,5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1,5 & 4 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 8 & -3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -3 & 10,5 & -4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -4 & 15,5 & -5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -5 & 20,702 & -6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -6 & 26,76 & -7 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -7 & 33,603 & -8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -8 & 41,233 & -9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -9 & 49,648 & -10 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -10 & 58,849 \end{pmatrix}$$

donde Q y R , son parámetros de sintonización y λ define el comportamiento de la curva exponencial para θ .

En la Figura 7, se muestra el diagrama de flujo para el algoritmo del observador de alta ganancia reconfigurable.

El algoritmo del observador de alta ganancia reconfigurable realiza los cálculos del modelo dinámico de la columna de destilación para estimar las concentraciones molares de líquido. Posteriormente se calcula el error de estimación con respecto a la medición de las temperaturas en los platos.

La etapa de corrección de observador emplea la ganancia reconfigurable en cada instante de muestreo y finalmente se hace el método de integración para obtener las estimaciones de los estados.

El diagrama de flujo para el algoritmo de la reconfiguración de la ganancia se muestra en la Figura 8.

A partir de la estructura del observador de alta ganancia reconfigurable mostrada en (19) se resuelven de manera secuencial las ecuaciones diferenciales dadas para $\theta(t)$ y $S(t)$ para así obtener la ganancia $H(t) = S(t)^{-1}C^T R$ para la etapa de la corrección del observador.

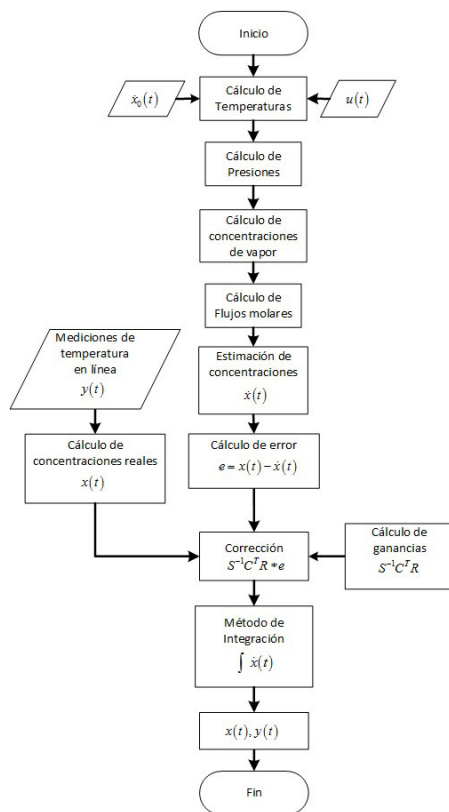


Figura 7: Diagrama de flujo para el observador de alta ganancia reconfigurable.

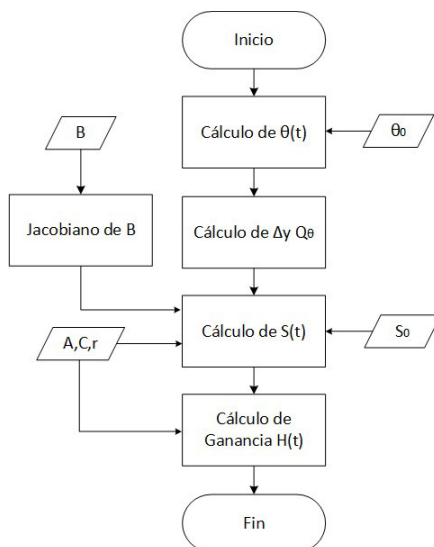


Figura 8: Diagrama de flujo para la reconfiguración de la ganancia.

5. Validación experimental del observador de alta ganancia reconfigurable

La validación en línea del observador de alta ganancia reconfigurable se realiza mediante diversos experimentos llevados a cabo en la planta piloto de columna de destilación ubicada en CENIDET, Figura 9, para una mezcla binaria de etanol-agua.

La instrumentación de la planta piloto incluye 8 sensores de temperatura RTD tipo Pt-100 ubicados en los platos 1, 2, 4, 6, 7, 9, 11 y 12 de la columna, como se muestra en la Figura 9.



Figura 9: Planta piloto de destilación ubicada en CENIDET.

Debido a que se obtienen resultados adecuados y similares en los errores de estimación en los diferentes experimentos, errores máximos menores al 3 %, sólo se presentan los resultados obtenidos para uno de ellos.

El experimento se realiza empleando una mezcla binaria azeotrópica de etanol-agua y contempla variaciones en las condiciones de entrada (reflujo, potencia calórica y flujo de alimentación).

La Figura 10 muestra el panel frontal de la interfaz realizada en LabVIEW para la validación en línea del observador de alta ganancia reconfigurable. Las pestañas 1 y 2 son las gráficas de las estimaciones de temperatura y concentración, respectivamente, de los 4 observadores implementados. La pestaña 5 es la gráfica en tiempo del valor de θ y la conmutación entre cada uno de los observadores.

Tanto los parámetros de la mezcla como las propiedades de sus componentes se describen en las Tablas 1 y 2.

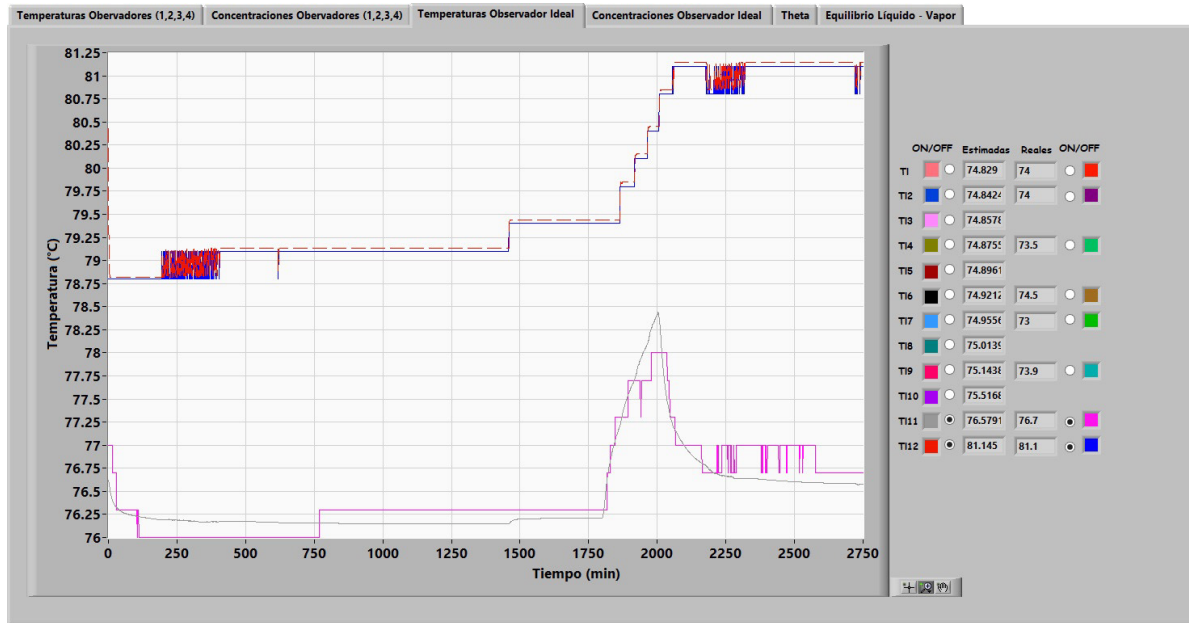


Figura 10: Panel frontal de la implementación del observador de alta ganancia reconfigurable.

Tabla 1: Especificaciones de los componentes de la mezcla Etanol-Agua.

Parámetro	Etanol	Agua	Unidad
Densidad (ρ_i)	0.78	1	g/cm^3
Peso Molecular (W_i)	46.06	18.01	g
Temperatura de ebullición (T)	78.4	100	C°
Calor específico (C_{pj})	0.11	0.12	$kJ/molC^\circ$

Tabla 2: Parámetros iniciales de la mezcla.

Parámetro	Valor	Unidades
Volumen de $EtOH$ en el hervidor	2000	ml
Volumen de H_2O en el hervidor	2000	ml
Presión total del proceso	662	$mmHg$

Las señales de entrada (potencia calorífica, reflujo y flujo de alimentación) se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3: Parámetros iniciales de la mezcla.

Entrada	Señal	Tiempo
Reflujo	Total	0 min
Qb	Escalón 0-1250 Watts	0 min
Qb	Escalón 1250-1500 Watts	53 min
Qb	Escalón 1500-1750 Watts	73 min
Reflujo	Pulso(ton=6s, toff=6s)	90 min
Reflujo	Total	100 min
Qb	scalón 1750-1500 Watts	108 min
Qb	scalón 1500-1250 Watts	128 min
Qb	scalón 1250-1000 Watts	132 min

La Figura 11 muestra las temperaturas estimadas en el hervidor por los 4 observadores (líneas punteadas) además de la

temperatura real en ese plato (línea continua).

Se muestra únicamente el resultado obtenido en el hervidor debido a que es el plato que se toma como referencia, los resultados obtenidos en los otros platos son similares a los obtenidos en el hervidor, teniendo en el peor de los casos un error máximo de estimación menor al 3

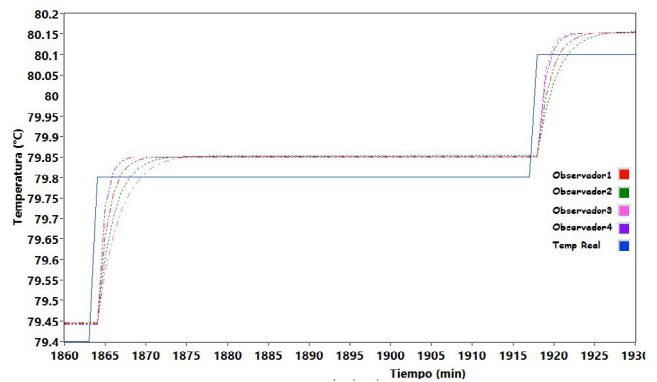


Figura 11: Temperaturas estimadas en el hervidor de 4 observadores de alta ganancia reconfigurable.

La Figura 12 muestra las gráficas de la temperatura real en el hervidor (línea continua) y la gráfica de la temperatura estimada en el mismo plato por el observador de alta ganancia reconfigurable (línea punteada).

La Figura 13 muestra las concentraciones estimadas por los 4 observadores en el hervidor (líneas punteadas) y la la concentración real en el mismo plato (línea continua).

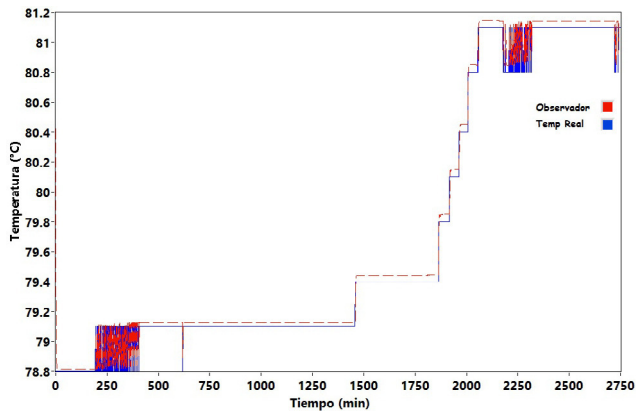


Figura 12: Temperaturas estimada y real en el hervidor para el observador de alta ganancia reconfigurable.

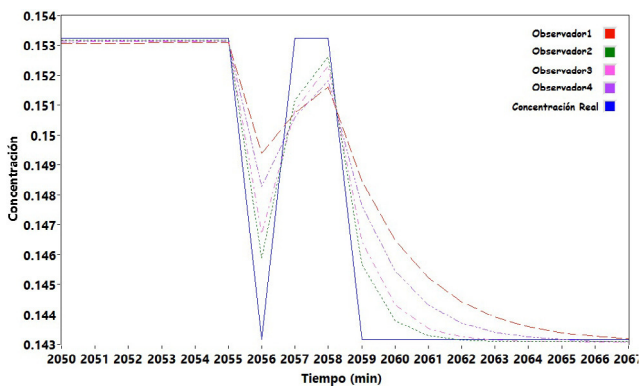


Figura 13: Concentraciones estimadas en el hervidor por 4 observadores de alta ganancia reconfigurable.

La Figura 14 muestra la estimación de la concentración de líquido del observador de alta ganancia reconfigurable en el hervidor.

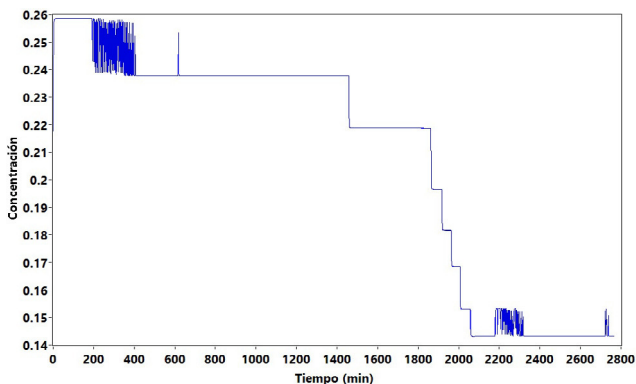


Figura 14: Estimación de concentración en el hervidor del observador de alta ganancia reconfigurable.

La Figura 15 muestra el valor de θ de cada uno de los observadores independientes para cada instante. La línea continua azul representa el valor de la mejor θ en el instante muestreado,

es decir el mejor observador con la mejor ganancia reconfigurable en cada instante.

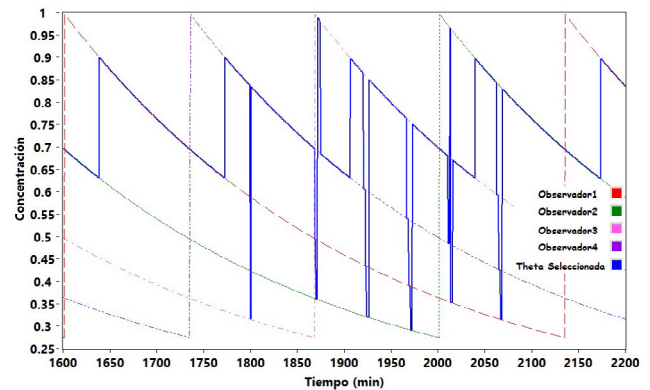


Figura 15: Conmutación entre cada $\theta(t)$ observador de alta ganancia reconfigurable.

6. Conclusiones

El observador de alta ganancia clásico ha sido manejado, por diferentes investigadores, para estimar las composiciones molares y temperaturas de una columna de destilación, obteniendo resultados adecuados en su desempeño con errores de estimación menores al 5 %, los cuales pueden minimizarse si se realiza una reconfiguración en línea de su ganancia.

Con base en el modelo seleccionado se diseña el observador no lineal de alta ganancia reconfigurable, empleado para una clase de sistemas con estructura triangular, a los cuales pertenece la columna de destilación. El observador se emplea para estimar las concentraciones molares y las temperaturas en los platos de la columna de destilación, empleando como señales de referencia a las temperaturas medidas en línea en los platos de dicha columna.

Una cuestión importante en el desarrollo del observador es que su sintonización se lleva a cabo mediante un proceso de prueba y error, esto dificulta el encontrar el valor óptimo de los parámetros de sintonización, además de que, una vez elegidos, no garantizan un desempeño adecuado para tiempos de muestreo diferentes al usado para su elección. Esto es particularmente cierto para el caso del observador continuo, ya que un cambio en el tiempo de muestreo implica un cambio en su tiempo de estimación (debido a que se trabaja en línea con el proceso).

Sin embargo, bajo las condiciones establecidas para la planta piloto del CENIDET, los resultados obtenidos de la validación del observador son aceptables, presentando incluso una mejora con respecto a la versión clásica del observador, ya que el error se mantiene acotado en valores menores al 3 %, los cuales garantizan una estimación adecuada de las variables del proceso.

English Summary

Experimental validation of a Reconfigurable High-Gain Observer for a distillation column.

Abstract

In this paper the implementation and experimental validation of a high-gain reconfigurable observer for estimating the molar composition and temperature in a distillation column with a binary mixture is presented. The observer is composed by a simplified distillation column model and the error calculation and correction of this mathematical model. The main idea of the observer is the continuous reconfiguration of the observer gain in order to reduce the estimation error at every moment, thus achieving a faster convergence of the observer to the actual response of the system. The aim of this work is to verify the functionality of this observer by its online experimental validation in a distillation pilot plant process.

Keywords:

Distillation columns, high-gain reconfigurable observer, experimental validation.

Referencias

- Aguilera-González, A., Téllez-Anguiano, A., Astorga-Zaragoza, C. M., Juárez-Romero, D., Quintero-Mármol, E., 2010. Observador de alta ganancia constante para una clase de sistema no lineal de forma triangular. *RIAI* 7 (2), 31–38.
- Astorga, C. M., Quintero-Mármol, E., Vela, L. G., Torres, L., 2006. Observador no lineal para la estimación de concentraciones en un proceso de destilación metanol/etanol. *Información tecnológica* 17 (6), 35–41.
- Boker, A. M., Khalil, H. K., 2013. Nonlinear observers comprising high-gain observers and extended kalman filters. *Automatica* 49 (12), 3583–3590.
- Boker, A.-M. M., Khalil, H. K., 2012. Full-order extended high gain observers for a class of nonlinear systems. En: *CDC*. pp. 5912–5917.
- Busvelle, E., Gauthier, J., 2002. High-gain and non-high-gain observers for nonlinear systems. *Contemporary Trends in Nonlinear Geometric Control Theory*, (World Scientific, Anzaldo-Meneses, Bonnard, Gauthier, Monroy-Perez, editors), 257–286.
- Darouach, M., Boutat-Baddas, L., 2008. Observers for a class of nonlinear singular systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on* 53 (11), 2627–2633.
- Deza, F., Busvelle, E., Gauthier, J., Rakotopara, D., 1992. High gain estimation for nonlinear systems. *Systems & control letters* 18 (4), 295–299.
- Espinoza, J., 2009. Automatización de una columna de destilación. Master's thesis, CENIDET.
- González, A. A., 2008. Observador continuo-discreto para la estimación de concentraciones en una columna de destilación. Master's thesis, CENIDET.
- Halvorsen, I. J., Skogestad, S., 2000. *Distillation theory*. Academic Press.
- Heras, M., Téllez, A., García, C., 2012. Análisis y comparación de modelos de columnas de destilación binarias. En: *ROPEC*. pp. 218–223.
- Jana, A. K., 2010. A nonlinear exponential observer for a batch distillation. En: *Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, 2010 11th International Conference on. IEEE, pp. 1393–1396.
- Khowinij, S., Henson, M. A., Belanger, P., Megan, L., 2005. Dynamic compartmental modeling of nitrogen purification columns. *Separation and Purification Technology* 46 (1), 95–109.
- Mehta, A. J., Bandyopadhyay, B., Inoue, A., 2010. Reduced-order observer design for servo system using duality to discrete-time sliding-surface design. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on* 57 (11), 3793–3800.
- Picard, J., 1991. Efficiency of the extended kalman filter for nonlinear systems with small noise. *SIAM Journal on Applied Mathematics* 51 (3), 843–885.
- Porru, M., Alvarez, J., Baratti, R., 2013. Composition estimator design for industrial multicomponent distillation column. *Chemical Engineering Transaction* 32, 1–6.
- Salau, N. P., Trierweiler, J. O., Secchi, A. R., 2014. Observability analysis and model formulation for nonlinear state estimation. *Applied Mathematical Modelling* 38 (23), 5407–5420.
- Shmitz, K., 1999. Modelado y simulación de una torre destilación multicomponente. Master's thesis, Universidad Politécnica de Valencia.
- Torres, L., Verde, C., Besancon, G., Gonzalez, O., 2014. High-gain observers for leak location in subterranean pipelines of liquefied petroleum gas. *International Journal of Robust and Nonlinear Control* 24 (6), 1127–1141.
- Tronci, S., Bezzo, F., Barolo, M., Baratti, R., 2005. Geometric observer for a distillation column: Development and experimental testing. *Industrial & engineering chemistry research* 44 (26), 9884–9893.
- Verde C., Gentil S., M. R., 2013. Monitoreo y diagnóstico automático de fallas en sistemas dinámicos, 1st Edición. Trillas.

Apéndice A. Filtro Kalman Extendido de Alta Ganancia

Este observador ha sido descrito e implementado en trabajos como (Deza et al., 1992), donde se considera que la matriz de covarianza del filtro Kalman Extendido depende de un parámetro real θ , donde $\theta \geq 1$

$$Q_{ij} = \theta^{i+j+1} Q_{i,j}^0 \quad (\text{A.1})$$

Para valores de $\theta = 1$, es un filtro Kalman Extendido, mientras que para θ suficientemente grandes será un filtro Kalman Extendido de Alta Ganancia. Las propiedades determinísticas y estocásticas para cada modo de operación del observador (filtro Kalman Extendido y filtro Kalman Extendido de Alta Ganancia) son:

Para el filtro Kalman Extendido:

Propiedades determinísticas. La estimación del error converge exponencialmente a cero para un error inicial suficientemente pequeño en la estimación del estado.

Propiedades estocásticas. Exceptuando el caso lineal, donde el Filtro Kalman Extendido es el filtro ideal, no existe un resultado teórico general aplicable. Incluso para sistemas observables en su forma normal existen contraejemplos donde el filtro no funciona en absoluto. A pesar de la falta de argumentos teóricos, el Filtro Kalman Extendido es usado en la práctica para sistemas no lineales obteniendo muy buenos resultados.

Para el filtro Kalman Extendido de Alta Ganancia:

Propiedades determinísticas. La estimación del error es arbitrariamente grande y con un comportamiento exponencial con decaimiento (dependiente de θ). Esto es válido para cualquier valor inicial del error.

Propiedades estocásticas. Es un filtro no lineal con varianza acotada (acotada en θ^n , que no es bueno pero es acotado) (Picard, 1991).

Apéndice A.1. Observabilidad

De acuerdo al teorema de Observabilidad de los sistemas descritos en (Astorga et al., 2006) y de la forma general de los sistemas no lineales como en (A.2).

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= f(x, y) \\ y &= h(x, y) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

En un conjunto X suave, n dimensional, $y \in R^p$, $u \in U$ un subconjunto de R^d . Básicamente existen dos casos:

Caso 1 ($p \leq d$) Para este caso la observabilidad no es una propiedad genérica. Es incluso una propiedad de dimensión infinita. Esta alta degeneración conduce al hecho de que, en el caso afín al control, todos los sistemas observables pueden someterse a formas normales similares a (9).

Caso 2 ($p > d$) En este caso, la situación es completamente opuesta. La observabilidad se convierte en una propiedad genérica, y puede reconstruirse de la forma (9), pero la dimensión de la matriz de estado es más grande que la dimensión del estado del sistema original. De hecho, genéricamente los sistemas pueden ponerse en una forma que corresponde a un caso especial de la forma (9), llamada la “representación en variables de fase” (A.3):

$$y^N = \varphi(y, \dot{y}, \dots, y^{N-1}, u, \dot{u}, \dots, u^{N-1}), N \leq 2n + 1 \quad (\text{A.3})$$

Existen otros casos interesantes (no genéricos) donde el sistema original puede ponerse en “representación en variables de fase” para obtener la forma (9).

Apéndice A.2. Suposiciones y justificación de las suposiciones

Las suposiciones son:

A. $0 < a_m \leq a_i(u) \leq a_M, i = 1, \dots, n$

B. Las funciones son compactamente soportadas. De hecho, suponiendo que A siempre satisface los casos 1 y 2: a_i son constantes e iguales a 1.

Nótese lo siguiente:

A1. La suposición $a_i(u) \neq 0$ solo implica observabilidad de los sistemas en la forma (9):

Si la salida $y(t)$ y la entrada son conocidas, el hecho de que $a_1(u)$ no sean cero implican que $x_1(u)$ puede calcularse partiendo de $y(t)$. El hecho de que $a_2(u) \neq 0$ implica que $x_2(u)$ puede calcularse si se conoce $x_1(u)$, y por inducción, todo el estado $x(t)$ puede calcularse si se conoce $y(t)$. Haciendo un cambio de variables, la condición $a_i(u) \neq 0$ es equivalente a $a_i(u) > 0$.

A2. Si $a_i(u)$ es suave, restringido a un subconjunto compacto del conjunto de valores de control implica que es posible encontrar $a_m, a_M(u)$ de la suposición A.

La suposición B puede lograrse trivialmente multiplicando por una función de corte, compactamente soportada, dejado el campo de vector b sin cambio en un subconjunto compacto R^n de arbitrariamente grande.

Bajo la hipótesis de observabilidad y los teoremas descritos por (Aguilera-González et al., 2010), las características del comportamiento del error de estimación de este observador son:

El inicio del transitorio del error de estimación como una de sus características más importantes.

El error de estimación tiene un decremento globalmente exponencial que puede ser arbitrariamente grande.

Tiene un comportamiento asintótico, la cual es una característica del filtro Kalman extendido.

Apéndice B. Teorema

Teorema 1. Para toda $0 \leq \lambda \leq \lambda_0, \lambda_0 = \frac{Q_m}{(4(n-2))}$ donde $Q \geq Q_m$ (Id y α se derivan del Lema 1), para toda θ_0 suficientemente grande, dependiendo de λ , para toda $S_0 \geq c \text{ Id}$, para toda $K \subset R^n$, K en un subconjunto compacto, para todo $\varepsilon_0 = z_0 - x_0, \varepsilon_0 \subset K$, la siguiente estimación se mantiene, para toda $\tau \geq 0$.

$$\|\varepsilon(\tau)\|^2 \leq R(\lambda, c)e^{-a\tau} \|\varepsilon_0\|^2 \Lambda(\theta_0, \tau, \lambda) \quad (\text{B.1})$$

$$\Lambda(\theta_0, \tau, \lambda) = \theta_0^{2(n-1)+\frac{a}{\lambda}} e^{-\frac{a}{\lambda}(1-e^{-\lambda\tau})}$$

donde $a > 0, R(\lambda, c)$ es una función decremental de c . **Lema 1.** Si las funciones $a_i(u(t)), \left| \bar{b}_{i,j}^* \right|(\bar{z}(t)), \bar{\theta}(t)$, son todas más pequeñas que $a_m > 0$, y si $a_i(u(t)) > a_m > 0$, (como en las suposiciones presentadas), si $0 \leq \lambda \leq 1$ y $1 < \bar{\theta}(t)$ entonces, la solución de la ecuación de Riccati, (ii), satisface la desigualdad siguiente, a $\text{id} \leq S(t) \leq \beta \text{id}$ para todo $T_0 > 0$ para todo $t \geq T_0$, donde α y β dependen de T_0, a_m, a_M pero no dependen de $c, S_0 \geq c \text{ id}$.

Haciendo el observador “recursivo”

Considere una familia de parámetros $O_\tau, \tau \geq 0$ de observadores del tipo (13), indexados por tiempo, cada uno de ellos iniciando en S_0, θ_0 , con un tiempo real τ . De hecho, en la práctica, es suficiente considerar, en el tiempo τ , una ventana de tiempo deslizante $[\tau - T, \tau]$ y un conjunto finito de observadores $O_\tau, \tau - T \leq t_i \leq \tau$, con $t_i = (\tau - i)\frac{T}{N}, i = 1, \dots, N$. El término $I(t) = \hat{y} - y(t)$ (la diferencia en el tiempo τ entre la salida estimada y la salida real), “innovación”. Por lo tanto, para cada observador O_{ti} , se tiene una innovación $I_{ti}(t)$. Se sugiere tomar como la estimación del estado, la estimación dada por el observador O_{ti} que minimice el valor absoluto de la innovación. Efectos de este procedimiento para un ajuste determinístico:

1. Asuma que no hay “salto” del estado. Entonces, claramente, la mejor estimación estará dada por el observador “más viejo” en la ventana, O_{tN} . El error estará dado por los estimados “a corto y largo plazo” en el tiempo T :

$$\|\varepsilon(t+T)\|^2 \leq R(\lambda, c)e^{-aT} \|\varepsilon(t)\|^2 \Lambda(\theta_0, T, \lambda) \quad (\text{B.2})$$

$$\|\varepsilon(t+T)\|^2 \leq (T)^{2(n-1)} H(c)e^{-(a_1\theta(T)-a_2)T} \|\varepsilon(t)\|^2$$

Si T es lo suficientemente grande, el comportamiento asintótico será el del “Filtro Kalman extendido”.

Al inicio, el transitorio es el del Filtro Kalman extendido de alta ganancia.

El error puede hacer arbitrariamente pequeño en un tiempo corto arbitrario, previendo que θ_0 es lo suficientemente grande.

2. Si en un cierto tiempo existe un “salto” del estado, entonces la innovación de los “observadores viejos” será grande. Se elegirá el observador “más joven”, y el transitorio será el mismo que en el Filtro de Kalman extendido de alta ganancia, al inicio, y del Filtro de Kalman extendido después de T .