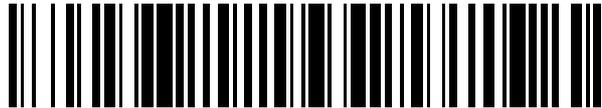


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 422 954**

21 Número de solicitud: 201230223

51 Int. Cl.:

G05B 13/02 (2006.01)

12

PATENTE DE INVENCION CON EXAMEN PREVIO

B2

22 Fecha de presentación:

14.02.2012

43 Fecha de publicación de la solicitud:

16.09.2013

Fecha de la concesión:

03.03.2014

45 Fecha de publicación de la concesión:

10.03.2014

56 Se remite a la solicitud internacional:

PCT/ES2013/000035

73 Titular/es:

UNIVERSIDAD DE MALAGA (100.0%)
C/ Severo Ochoa, 4 (P.T.A.)
29590 CAMPANILLAS (MALAGA) ES

72 Inventor/es:

DEL SAZ-OROZCO HUANG, Pablo y
FERNANDEZ DE CAÑETE RODRIGUEZ,
Francisco Javier

54 Título: **MÉTODO DE ESTIMACIÓN DE COMPOSICIÓN Y DE CONTROL PARA COLUMNAS DE DESTILACIÓN**

57 Resumen:

Método de estimación de composición y de control para columnas de destilación.

Se describe un método de estimación de composición y de control para columnas de destilación que comprenden un tanque de cabeza, un tanque de cola, al menos un plato entre el tanque de cabeza y el tanque de cola. La presente invención presenta un sistema de estimación de composición y nivel para una columna de destilación mediante el uso de técnicas de control basado en redes neuronales y algoritmos genéticos, la estimación se realiza en la composición de cabeza y cola de la columna con base en redes neuronales utilizando variables secundarias de fácil medición.

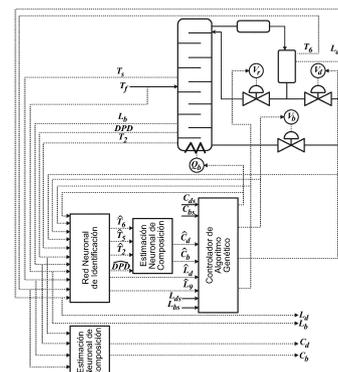


FIG. 6

ES 2 422 954 B2

DESCRIPCION

Método de estimación de composición y de control para columnas de destilación

Campo de la invención

5 La presente invención está relacionada con las técnicas empleadas en la dinámica y control de procesos, y particularmente está relacionada con un método de estimación de composición y de control para columnas de destilación.

10 Más particularmente, la presente invención presenta un sistema de estimación de composición y nivel para una columna de destilación mediante el uso de técnicas de control basado en redes neuronales y algoritmos genéticos. La estimación se realiza en la composición de cabeza y cola de la columna con base en redes neuronales utilizando variables secundarias de fácil medición.

Antecedentes de la invención

15 Se sabe que la operación de una columna de destilación implica la alimentación de una mezcla con componentes a separar, tal que a través de la regulación tanto del caudal de reflujo del producto de cabeza de la columna así como del calentamiento del producto de cola se obtenga un perfil de concentración de productos deseado.

Desde un punto de vista, el propósito de la destilación es la obtención de cantidad y pureza definidas de producto tanto en cabeza como en cola de columna en tiempo mínimo, lo cual asegura también mínimo coste.

20 No obstante, en una columna de destilación, la selección e implementación de la estrategia de control óptima que defina tanto el reflujo como el calentamiento es relativamente compleja, pues en una columna de destilación se requiere el conocimiento analítico del proceso así como el de las propiedades del sistema a destilar, presentándose fuertes interacciones y acoplamientos entre los diferentes bucles de control.

25 Los esquemas de control más utilizados en columnas de destilación son aquellos basados en un control clásico ampliamente conocido como proporcional-integral-derivativo PID con parámetros ajustables en función del punto de trabajo de la columna. En este punto, dadas las características no lineales de una columna de destilación, tradicionalmente se controla la temperatura en lugar de la composición.

30 Hoy en día, los sistemas de control avanzados están jugando un papel fundamental en la operación de una planta de procesamiento. Normalmente, los sistemas avanzados de control dependen en gran medida del modelado de procesos en tiempo real, y esto exige un gran desarrollo de modelos eficaces de procesos que, como requisito, tienen que exhibir respuesta en tiempo real. Debido al hecho de que el modelado de proceso detallado no es viable en muchos casos, se han dedicado grandes esfuerzos al desarrollo de modelos dinámicos aproximados.

35 Los modelos aproximados de proceso se basan ya sea bien en principios físicos, y por lo tanto requieren un buen conocimiento de la física del proceso, o bien en una especie de modelado tipo caja-negra. El modelado con redes neuronales representa un marco eficaz para el desarrollo de modelos basados en un conocimiento incompleto del proceso [Haykin, S. (2008). *Neural networks and learning machines*, Prentice Hall]. Debido a la simplicidad de los modelos basados en redes neuronales, éstos exhiben un gran potencial en todas las aplicaciones de control basado en modelos que requieren soluciones en tiempo real. El mejor conocimiento adquirido de los modelos de redes neuronales ha llevado a su explotación en muchas aplicaciones en Ingeniería Química.

40

Por muchas razones, la destilación se mantiene como la técnica de separación más importante en las industrias químicas de todo el mundo. Por lo tanto, la mejora en el control de la destilación puede tener un impacto significativo en la reducción del consumo de energía, la mejora de la calidad del producto y la protección de los recursos ambientales.

45 Sin embargo, tanto el modelado y el control del proceso de destilación son tareas difíciles, ya que este proceso es no-lineal, multivariable, y no estacionario, sometido a restricciones y perturbaciones [Skogestad, S. (2007). *The do's and don'ts of distillation column control*. *Trans IChemE*, 85, pp. 13-23]. Sin embargo, tanto la identificación y optimización de procesos [Bhat, N., McAvoy, T. (1990). *Use of neural nets for dynamic modeling and control of chemical process systems*. *Comp. and Chem. Eng*, 14 (4), pp. 573-583] [Bulsari, A. (1995). *Neural Networks for Chemical Engineers*. Elsevier, Amsterdam], como el análisis de fallos y las aplicaciones de control [Hussain, M. A. (1999). *Review of the applications of neural networks in chemical process control*. *Simulation and on-line implementations*. *Artif. Intel. Eng.*, 13, pp. 55-68] [Xiong, Q., Jutan, A.

50

(2002). *Grey-box modelling and control of chemical processes*. *Chem. Eng. Science*, 57, pp. 1027-1039] han sido resueltos eficientemente a través del uso de redes neuronales.

5 La monitorización y el control de composición juegan un papel esencial en el control de la destilación [Skogestad, S. (1997). *Dynamics and control of distillation columns. A tutorial introduction*. *Trans IChemE*, 75(A), pp. 539-562]. Sin embargo, en la práctica, los analizadores de composición en línea se utilizan raramente debido a su coste y la demora en la medición.

10 Por la razón anterior, la composición se regula a menudo indirectamente a través de la temperatura medida en el plato de salida de producto. Con el fin de lograr el propósito de control, se han propuesto muchas estrategias de control con diferentes configuraciones de variables manipuladas [Skogestad, S. (2004). *Control structure design for complete chemical plants*. *Comp. Chem. Eng.*, 28, pp. 219-234].

15 Si se puede obtener un modelo de principios físicos que describa la dinámica del proceso con suficiente precisión, se puede derivar un sensor virtual basado en el modelo, como el filtro de Kalman extendido [Osiović, R., Cruz, S.L. (2001). *Inferential control of high-purity multicomponent batch distillation columns using an extended Kalman filter*. *Ind. Eng. Chem. Res.*, 40, pp. 2628-2639] o sus versiones adaptativas [Venkateswarlu y Avantika, (2001). *Optimal state estimation of multicomponent batch distillation*. *Chem. Eng. Sci.*, 56, pp. 5771-5786], mientras que también se pueden utilizar modelos inferenciales cuando los datos del proceso están disponibles en base a modelos heurísticos [Zamprogna, E., Barolo, M., Seborg, D.E. (2004), *Estimating product composition profiles in batch distillation via partial-least-squares regression*, *Cont. Eng. Pract.*, 12, pp. 917-929], [Zamprogna, E., Barolo, M., Seborg, D.E. (2005). *Optimal selection of soft sensor inputs for batch distillation columns using principal component analysis*, *J. Process Control*, 15, pp. 39-52].

25 Además de lo anterior, pocos resultados se han presentado cuando se considera el control de la composición de columnas de destilación experimentales, y algunos resultados se han encontrado ya sea mediante la aplicación directa de control de temperatura [Marchetti, J.L., Benallou, A., Seborg D.E., Mellichamp, D.A. (1985). *A pilot-scale distillation facility for digital computer control research*. *Comp. Chem. Eng.*, 9(3), pp. 301-309] o mediante el uso del diagrama de equilibrio líquido-vapor para estimar la composición de la temperatura [Fileti, A.M., Antunes, A.J., Silva, F.V., Silveira, V., Pereira, J.A. (2007). *Experimental investigations on fuzzy logic for process control*, *Cont. Eng. Prac.*, 15, pp. 1149-1160], o bien incluso mediante el uso de cromatógrafos [Fieg, G. (2002). *Composition control of distillation columns with a sidestream by using gas chromatographs*, *Chem. Eng. Proc.*, 41(2), pp. 123-133].

30 Como se observa, los sensores más utilizados en el control de procesos son los que miden la temperatura, presión y nivel del líquido, debido a la alta precisión, las propiedades de respuesta rápida y su bajo precio. Por otro lado, algunas de las variables más controladas, tales como la composición, presentan grandes dificultades en la fase de medición, ya que se debe hacer fuera de línea en el laboratorio, implicando por tanto un tiempo de retardo y un alto coste adicional debido a la utilización de equipos que requieren una alta inversión inicial para su adquisición y mantenimiento, tal como ocurre con la cromatografía.

35 El control de la composición es crucial para alcanzar las especificaciones del producto final durante el proceso de destilación.

40 Tal como se observa, existe una necesidad de realizar nuevos esquemas de estimación de composición y de control en columnas de destilación, con independencia de su escalado (laboratorio, planta piloto o escala industrial).

Sumario de la invención

45 La presente invención presenta un método de estimación de composición y de control para columnas de destilación que comprenden un tanque de cabeza, un tanque de cola, al menos un plato entre el tanque de cabeza y el tanque de cola. El método comprende una serie de etapas, en primer lugar se toman un número predeterminado de muestras en el tanque de cabeza y en tanque de cola, cuya composición define variables primarias, se registran valores de variables secundarias seleccionadas obtenidos al tomar cada una de dichas muestras. Posteriormente se analizan las muestras tomadas para determinar su composición. También se analizan estadísticamente los valores de las variables secundarias para seleccionar aquellas con mayor incidencia estadística con respecto a las variables primarias. Luego se ejecuta una red neuronal, entrenada mediante un algoritmo de aprendizaje, para la identificación de las variables primarias a partir de las variables secundarias seleccionadas; para, finalmente, estimar las variables primarias a partir del valor de las variables secundarias mediante la red neuronal ejecutada.

50 De forma particular, el método comprende la toma de un número predeterminado de muestras en el tanque de cabeza y en el tanque de cola durante diferentes condiciones de operación de la columna; el registro de los valores de variables secundarias seleccionadas entre temperatura de reflujo, temperatura de calderín, temperatura de plato medio de la columna y caída de presión diferencial dentro de la columna al tomar cada

una de dichas muestras; el análisis de las muestras tomadas para determinar la composición del tanque de cabeza y del tanque de cola; la selección de las variables secundarias, aquellas con mayor incidencia estadística con respecto a la composición de los productos en el tanque de cabeza y de cola; la ejecución de una red neuronal, entrenada mediante un algoritmo de aprendizaje, para la identificación de las variables primarias (composición de cabeza y composición de cola) a partir de las variables secundarias seleccionadas; y la estimación de las composiciones de cabeza y de cola a partir del valor de las variables secundarias seleccionadas mediante la red neuronal ejecutada.

En una realización de la invención, las muestras se obtienen en diferentes puntos de operación de la columna.

En una realización preferida la red neuronal comprende una capa de entrada con cuatro entradas; una capa oculta, y una capa de salida con 2 neuronas. En una realización más preferente, las entradas de la capa de entrada comprenden: la temperatura de reflujo, la temperatura del calderín, temperatura de plato medio de la columna y caída de presión diferencial. La capa oculta comprende 25 neuronas. Mientras que la capa de salida corresponde a la composición de cabeza y a la composición de cola.

En otra realización de la invención, la columna incluye instrumentos de monitorización que se controlan bajo la plataforma LabVIEW donde se define la red neuronal, permitiendo al usuario seleccionar el número de neuronas por capa.

El método se aplica preferentemente a columnas de destilación con sistemas binarios de componentes a separar.

20 **Breve descripción de las figuras**

Para complementar la descripción que se está realizando y con objeto de ayudar a una mejor comprensión de las características de la invención, de acuerdo con un ejemplo preferente de realización práctica del mismo, se acompaña como parte integrante de esta descripción, un juego de dibujos, en donde con carácter ilustrativo y no limitativo, se ha representado lo siguiente:

La figura 1 muestra un diagrama de bloques del método de la presente invención.

La figura 2 muestra la estructura preferida de la red neuronal vinculada a la presente invención.

La figura 3 es una columna de destilación de una planta piloto donde se aplicó el método de la presente invención.

La figura 4 muestra un diagrama de bloques donde se representan las variables manipuladas, las variables controladas y las perturbaciones de la columna experimental.

La figura 5 muestra un gráfico de barras donde se observan las variables estudiadas que incidieron en un ejemplo de la presente invención y que fueron obtenidas por aplicación de la técnica de análisis de componentes principales (PCA).

La figura 6 muestra un diagrama donde se detalla el estimador neuronal de composición y el esquema de control neurogenético.

Descripción detallada de la realización preferente de la invención

Conforme a la figura 1, el método de estimación de composición y de control de la presente invención se realiza en una serie de pasos y se basa en un modelo de identificación de caja negra. En esta clase de modelos se estima un conjunto de variables de salida primarias seleccionadas entre composición de cabeza y composición de cola a partir de un conjunto de variables de entrada secundarias seleccionadas entre temperatura de reflujo, temperatura de calderín, temperatura de plato medio de la columna y caída de presión diferencial dentro de la columna, valores obtenidos en base a instrumentación.

De forma preferida, se utilizan redes neuronales artificiales para la estimación a partir de patrones experimentales de datos de Entrada/Salida. Los pasos a seguir en el método son los siguientes:

En el método se toman muestras en el tanque de cabeza y de cola. Particularmente, se realiza una ejecución experimental sobre la columna de destilación de forma que se obtienen datos en diferentes puntos de operación de la columna. En una modalidad preferida, se toman 750 muestras para el entrenamiento de un conjunto de 27000 puntos adquiridos previamente. A la vez, se registra el estado de la planta a partir de las mediciones obtenidas de los diversos sensores del sistema de instrumentación de la columna de destilación a través de algún sistema de instrumentación y monitorización.

En la siguiente etapa, se analizan las muestras obtenidas para determinar su composición, preferiblemente, mediante cromatografía u otra técnica de laboratorio.

5 En otra etapa del método, se seleccionan, aquellas variables secundarias con mayor incidencia estadística con respecto al valor de las variables primarias, es decir sobre la composición de cabeza y de cola. A continuación se realiza el entrenamiento de una red neuronal de identificación. Más particularmente, en esta etapa se realiza el proceso de entrenamiento para la identificación de las variables de salida (composiciones) a partir de las variables de entrada (temperaturas referidas y la caída de presión diferencial).
10 Es decir, con las muestras analizadas y el estado de la planta en el momento en el que se tomaron, se entrena la red neuronal a partir de la que se calcula la composición partiendo del valor de las variables secundarias.

15 En la realización preferida de la presente invención, se hace referencia a la figura 2 que muestra la estructura de la red neuronal (10) que comprende una capa de entrada (20) con cuatro entradas (21) en capa de entrada (la temperatura de reflujo, temperatura de calderín, temperatura de plato medio de la columna y caída de presión diferencial), una capa oculta (30) con 25 neuronas, y una capa de salida (40) con 2 neuronas (41) (composición de cabeza y composición de cola), y se aplica un algoritmo de aprendizaje de Levenberg-Marquardt.

20 En una etapa adicional se valida el sistema estimador neuronal, usando muestras distintas a las usadas durante el proceso de entrenamiento. En el caso que el error de validación sea menor que un umbral determinado, el sistema de estimación se considerará válido.

25 El método de la presente invención para la estimación de composición en una columna de destilación será más claramente ilustrado por medio del ejemplo que a continuación se describe, el cual se presenta con propósitos meramente ilustrativos, pero no limitativos de la misma, siendo dicho ejemplo el siguiente.

EJEMPLO

30 El método de estimación de la presente invención se aplicó a una columna de destilación piloto integrada por 9 platos distribuidos en 3 secciones, un condensador tubular refrigerado por agua, y una caldera eléctrica acoplados a un ordenador personal para realizar las tareas de estimación de composición, de identificación y de control bajo el enfoque de redes neuronales y algoritmos genéticos. Además se incluyó una bomba de alimentación con una etapa de precalentamiento para alimentar una mezcla de etanol-agua en la columna.

35 La unidad de destilación fue equipada con sensores de temperatura (T1-T12), sensores de presión diferencial (DPD) y medidores de flujo usados para la detección del estado de la planta, junto con los actuadores de la planta para el control de flujo, temperatura y nivel, con la unidad de destilación operando a presión atmosférica (todo ello se ilustra en la Fig. 3). Todos los instrumentos se controlaron bajo la plataforma LabVIEW, y el sistema fue conectado a un controlador neuronal a través de un sistema de comunicación basado en buses PCI y USB.

40 En este ejemplo experimental, el flujo de calor de la caldera (Q_b), la apertura de la válvula de reflujo (V_r), la apertura de la válvula de destilado (V_d) y la apertura de la válvula de pesado (V_p) constituyeron el conjunto de posibles variables manipuladas, mientras el producto destilado de composición (C_d), el producto pesado de composición (C_p), el nivel de producto destilado (L_d) y el nivel de producto pesado (L_p) definieron el conjunto correspondiente de las variables controladas. Además, la temperatura de alimentación (T_f), el flujo de T_f , el flujo de alimentación (Q_f) y el flujo de refrigerante (Q_c) se incluyeron como perturbaciones (ver figura 4).
45

Tal como se ha establecido, el objetivo no fue incluir mediciones en línea de las concentraciones en los flujos de producto de cabeza y cola, sino que fueran derivados de las mediciones de temperatura y caída de presión diferencial utilizando un estimador de composición neuronal.

Estimador, modelo y controlador neuronal

50 El sistema de control completo se integró por un modelo de red neuronal del proceso y un esquema de control basado en un algoritmo genético que utiliza tanto la composición como las variables de nivel para obtener la ley de control cuasi-óptima, mediante el estimador de composición neuronal que determinó y monitorizó la composición de los componentes destilado y pesado a partir de las mediciones de variables secundarias.

55 La estrategia de control del presente ejemplo se basó en un proceso de toma de decisiones utilizando redes neuronales combinadas con algoritmos genéticos. Para cada situación (de los estados actuales y pasados), el sistema de control trató de llegar a la decisión óptima (la acción de control) de acuerdo con los diferentes escenarios posibles (sistema dinámico modelado por una red neuronal) y el objetivo.

5 Con el fin de hacer el diseño tanto del estimador como del modelo neuronal como parte del control neurogenético, se utilizaron herramientas específicas en código de MATLAB para tratar con el modelado y control multivariable de plantas [Fernandez de Canete, J., Gonzalez-Perez, S., Del Saz-Orozco, P. (2008), *Software tools for system identification and control using neural networks for process engineering*, *Int. J. Comp. Syst. Sci. Eng.*, 3 (2), pp. 106-110]. La conexión entre el sistema de control de LabVIEW y el controlador de MATLAB neurogenético fue resuelta utilizando MathScripts [Bishop, R. (2004). *Learning with LabVIEW 7 Express*. New Jersey, Prentice Hall].

Estimador de Composición Neuronal

10 Se desarrolló un sistema inferencial para lograr un control de la composición en línea. Como los valores de las variables controladas fueron inferidos a partir de los valores de otras variables secundarias, el modelo fue muy preciso principalmente en el rango de funcionamiento ensayado.

15 Se utilizó un enfoque de modelado de caja-negra relacionando las salidas de la planta con las entradas correspondientes. Las redes neuronales han demostrado ser aproximadores universales [Haykin, S. (2008). *Neural networks and learning machines*, Prentice Hall], por lo que se utilizaron para inferir la composición a partir de variables secundarias, definiendo de esta manera el estimador de composición neuronal.

20 Con el fin de seleccionar las variables secundarias más adecuadas para los propósitos de control, se utilizó una técnica estadística multivariable basado en la metodología de PCA [Jackson, J. E. (1991). *A user's guide to principal components*. John Wiley & Sons, New York, USA], siguiendo el mismo método descrito por [Zamprogna, E., Barolo, M., Seborg, D.E. (2005). *Optimal selection of soft sensor inputs for batch distillation columns using principal component analysis*, *J. Process Control*, 15, pp. 39–52].

25 La metodología se basó en una matriz de sensibilidad que midió el grado de sensibilidad de cada variable secundaria (en este caso temperaturas y caída de presión diferencial) con respecto a las variables primarias (composición del producto). La matriz de sensibilidad se define como la derivada parcial de las variables secundarias con respecto a las variables primarias. De esta manera la expresión general de la matriz de sensibilidad viene dada por

$$K = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial y_1}{\partial x_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial y_n}{\partial x_m} \end{bmatrix}^T \quad \text{Ecuación 1}$$

30 donde y_j , $j = 1 \dots n$ es la j-ésima variable secundaria normalizada y x_i , $i = 1, \dots, m$ es la i-ésima variable primaria normalizada a estimar. En el caso presente, n es igual a 13 y m es igual a 2 (dos composiciones).

35 Los valores de la matriz se obtuvieron a partir de simulaciones realizadas con un modelo matemático de simulación del proceso desarrollado, programado en lenguaje ASPEN y validado a través de conjuntos de muestras recogidas y analizadas por cromatografía en un laboratorio de química. Varios estados estacionarios que abarcan el espacio de trabajo de la operación de la columna han sido considerados, aplicando pequeñas perturbaciones alrededor del estado de referencia del sistema.

40 La siguiente etapa consistió en el preprocesado de la matriz de sensibilidad, de tal manera que cada fila fue normalizada a media cero y varianza unidad, y esta matriz procesada se denomina \bar{K} . La siguiente etapa corresponde a la factorización de la matriz normalizada en una matriz de registro T ($m \times s$) y una matriz de carga P ($n \times s$) de acuerdo con

$$\bar{K} = T \cdot P^T \quad \text{Ecuación (2)}$$

5 cuyas filas son las s componentes principales. La información original se resume en un único componente, de tal manera que la matriz de carga P es un vector en el cual el elemento n -ésimo es visto como la contribución de la variable n -ésima en esa dirección. La transformación de PCA también indicó el número de medidas a tener en cuenta. Las variables cuyo valor relativo frente al mayor es más grande que un determinado umbral se seleccionan como secundarias. Los valores relativos para el punto de trabajo de la columna con $C_d = 0,70$ y $C_b = 0.10$ se muestran en Fig. 5.

Después de aplicar el método de selección, las entradas a la red neuronal de estimación resultaron ser cuatro variables secundarias, a saber, tres temperaturas y T_6 , T_5 y T_2 , correspondientes a la temperatura de reflujo, temperatura de cabeza y temperatura de cola, y la caída de presión diferencial de DPD (Fig. 6).

10 Este hecho contrasta con el enfoque estándar consistente en seleccionar dos temperaturas para una estimación de dos composiciones [Mejdell, T., Skogestad, S. (1993). *Optimal estimation using secondary measurements: High purity distillation. AIChE Journal*, 39 (10), pp. 1641-1653] [Strandberg, J., Skogestad, S. (2006). *Stabilizing operation of a 4-product integrated Kaibel column. In: Proceedings IFAC Symp. on Advanced control of chemical processes, Gramado, Brazil, 2-5 April 2006, pp. 623-628*]. Sin embargo, esta
 15 suposición no es posible cuando el equilibrio líquido-vapor tiene un fuerte comportamiento no lineal [Baratti, R., Bertucco, A., Da Rold, A., Morbidelli, M. (1998). *A composition estimator for multicomponent distillation columns-development and experimental tests on ternary mixture. Chem. Eng. Sci.*, 53, pp. 3601-3612] [Osiović, R., Cruz, S.L. (2001). *Inferential control of high-purity multicomponent batch distillation columns using an extended Kalman filter. Ind. Eng. Chem. Res.*, 40, pp. 2628-2639], por lo que la asunción de
 20 temperatura constante no implica que la composición también sea también constante [Rueda, L.M., Edgar, T.F. Eldridge, R.B. (2006). *A novel control methodology for a pilot plant azeotropic distillation column, Ind. Eng. Chem. Res.*, 45, pp. 8361-8372].

25 A fin de demostrar este punto, se estudiaron varios esquemas alternativos, considerando ya sea un subconjunto de dos, tres y cuatro variables secundarias del conjunto seleccionado para estimar la composición de cabeza y de cola. Los resultados de la estimación de estas estructuras alternativas se muestran en la Tabla 1.

	Variables	Neural Structure	Max Absolute Error	Mean Absolute Error
1	T_6, T_2	[2,20,2]	9.35%	4.76%
2	T_6, T_2, DPD	[3,20,2]	6.23%	3.57%
3	$T_6, T_2, \text{DPD}, T_5$	[4,25,2]	2.96%	1.42%

30 Los resultados de todas las estructuras analizadas mostraron que una estructura de 2 (T_6 y T_2), 3 (T_6 , T_2 y DPD) y 4 (T_6 , T_2 , DPD y T_5) variables daba lugar a errores de estimación RMS de 4,76%, 3,57% y 1,42% respectivamente; por lo tanto, se ha seleccionado un esquema de cuatro variables secundarias para la estimación de las composiciones de productos.

Identificación Neuronal

35 El principal objetivo de la identificación del modelo neuronal es capturar la parte dinámica del sistema real, relacionando de esta manera la salida con la entrada de control y con los estados actuales y pasados del sistema. Así, el conjunto de variables controladas constituye la salida de la red neuronal, mientras que algunas variables de estado seleccionadas en instantes previos junto con las acciones de control, definen la entrada de red neuronal. Es importante remarcar que, dado que las variables controladas, y C_d y C_b , no se pueden medir en línea, las variables estimadas \hat{T}_6 , \hat{T}_5 , \hat{T}_2 y $\widehat{\text{DPD}}$, junto con los niveles de productos estimados \hat{L}_a y \hat{L}_b , resultan ser la salida del modelo neuronal.

5 El panel frontal desarrollado en LabVIEW para monitorizar y controlar la columna de destilación proporciona la posibilidad de definir la estructura neuronal deseada con configuración de una o dos capas ocultas, y una capa de salida. Además, el usuario puede seleccionar los parámetros de entrenamiento como el número de neuronas por capa, su función de activación, el algoritmo de entrenamiento utilizado y el tamaño del conjunto de datos (datos de entrenamiento). La dimensión de la capa de entrada se selecciona mediante el enfoque estadístico multivariable sobre la base de la PCA, como se describió anteriormente para el estimador de la red neuronal de composición.

10 De este modo el procedimiento se define como sigue. Debido a las características de la columna de destilación, se consideraron hasta 30 pasos de tiempo anteriores de cada una de las mediciones de los sensores como entradas posibles para la identificación de la red. De esta manera, si se utiliza una notación similar a la usada en la sección anterior, las variables secundarias serían

$$y_j = T_{\epsilon}(k-1), \dots, T_{\epsilon}(k-30), \dots, T_2(k-1), \dots, T_2(k-30), \dots, DPD(k-1), \\ DPD(k-30), L_d(k-1), \dots, L_b(k-1), \dots, V_r(k-1), Q_b(k-1), V_d(k-1), V_b(k-1),$$

15 y las variables primarias serían la estimación de las temperaturas referidas, que son las entradas del sistema de inferencia de composición y la estimación de los niveles de producto, es decir,

$$\hat{x}_i = \hat{T}_{\epsilon}(k), \hat{T}_2(k), \hat{T}_2(k), \overline{DPD}(k), \hat{L}_d(k), \hat{L}_b(k).$$

El proceso de selección variable es similar al expuesto en la sección anterior.

Controlador Neurogenético

20 El método de optimización utilizado se basa en los algoritmos genéticos (AG), que son métodos adaptativos utilizados para resolver problemas de optimización, y se basan en los procesos genéticos que se desarrollan en los organismos biológicos. Una gran ventaja que tiene este tipo de algoritmos es el hecho de que para obtener el óptimo, no depende de las derivadas de la función para optimizar, por lo que se puede optimizar todo tipo de funciones utilizando este enfoque.

25 Como se dispone de un modelo exacto de red neural que relaciona estados anteriores, estados actuales, y entradas de control actuales con las salidas futuras, la salida futura del sistema se puede predecir en función de las entradas de control a través de una función no lineal. De esta manera, la función a minimizar en cada paso es una función de coste que relaciona el valor absoluto de la diferencia entre la salida predicha y la referencia deseada a seguir. Esta diferencia depende, por lo general, de variables conocidas, como las entradas anteriores y los estados anteriores del sistema y de variables desconocidas, tales como las entradas de control actuales a aplicar, que serán obtenidas por aplicación del algoritmo genético.

30 De esta manera, el problema de optimización para controlar la planta de destilación se puede establecer como el problema de encontrar la entrada que minimiza la norma de la diferencia, multiplicada por una matriz de ponderación entre el comando de referencia a seguir y la salida del modelo de red neuronal, considerando la entrada y los estados pasados y actuales del sistema. Este procedimiento se puede indicar como

35 $\min \|K_w \cdot (R - NN_f(x, u))\|$, con R que representa el comando de referencia a seguir, NN_f es la salida del modelo de red neuronal, x representa el pasado y el estado actual del sistema, $u \in U$ es la acción de control y U es el universo de las acciones de control posibles y Kw es una matriz de ponderación.

40 En el presente caso, el comando de referencia R viene dado por las variables de composición deseados Cds y Cbs junto con las variables de nivel Lds deseados y Lbs, esto es, $R = [Cds, Cbs, Lds, Lbs]$, mientras que $u \in U$ representa la acción neurogenética de control óptimo dada por las cuatro variables $u = [Qb, Vr, Vd, Vb]$. La matriz de ponderación Kw escala la diferencia $R - NN_f(x, u)$ en un uno por ciento.

$$K_w = \begin{pmatrix} \frac{2}{C_{ds}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{2}{C_{bs}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{L_{ds}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{L_{bs}} \end{pmatrix} \quad \text{(Ecuación 3)}$$

y en nuestro caso se penalizan los errores en la composición el doble que los errores de nivel, ya que el control de composición es más difícil de lograr que el control de nivel.

En la Fig. 6 se muestra la estrategia de control neurogenético utilizada, junto con el estimador de composición neuronal.

- 5 Una de las ventajas de la presente invención es que permite el autoajuste de los algoritmos de control basados en redes neuronales y algoritmos genéticos, dependientes exclusivamente de datos de operación de Entrada/Salida, más adecuados, por tanto, para regímenes de trabajo no lineales en planta, donde se realiza directamente el control de composición.
- 10 La presente invención permite la regulación directa de los niveles de composición de los productos de cabeza y de cola de la columna de destilación a partir de valores de composición deseada de los mismos además del control de nivel de productos de cabeza y cola.
- Además, la presente invención permite el ajuste automático de los parámetros del esquema de control neurogenético a partir de medidas en línea de variables de control de la columna de destilación, cuando las especificaciones de control son cambiantes (pureza de productos de destilación, consumo energético, etc.).
- 15 Además, la presente invención permite abordar directamente el problema de control de plantas multivariables como es el proceso de destilación, tanto en régimen continuo como en tanda.
- El algoritmo de control neurogenético utilizado garantiza el cumplimiento de especificaciones de control incluso con restricciones sobre valores de variables manipuladas, y es de aplicación a una planta a escala caracterizada por un comportamiento no lineal y variaciones en sus parámetros en función de las condiciones de operación, prescindiendo del uso de modelos físicos de comportamiento, siendo tan sólo necesario un conjunto de mediciones de Entrada/Salida obtenidas a través de un sistema de monitorización para el ajuste en línea tanto del sistema estimador como del sistema de control.
- 20
- 25 Aún cuando se ha descrito y ejemplificado una realización preferida de la presente invención, debe hacerse hincapié en que son posibles numerosas modificaciones a las misma, tal como la selección de variables, el proceso de selección para romper la semilla, la proporción usada, etc. Por lo tanto, la presente invención no deberá interpretarse restrictivamente excepto por lo que exija la técnica anterior y por el alcance de las reivindicaciones anexas.

REIVINDICACIONES

1. Un método de estimación de composición y de control para columnas de destilación que comprenden un tanque de cabeza, un tanque de cola, y al menos un plato entre el tanque de cabeza y el tanque de cola, estando dicho método caracterizado por que comprende las siguientes etapas:
 - Tomar muestras en el tanque de cabeza y en tanque de cola, cuya composición define variables primarias;
 - Registrar valores de variables secundarias seleccionadas;
 - Analizar las muestras tomadas para determinar las variables primarias;
 - Analizar estadísticamente los valores de las variables secundarias seleccionadas y elegir aquellas con mayor incidencia estadística con respecto a las variables primarias;
 - Ejecutar una red neuronal, entrenada mediante un algoritmo de aprendizaje, para la identificación de las variables primarias a partir de las variables secundarias seleccionadas; y,
 - Estimar las variables primarias a partir del valor de las variables secundarias mediante la red neuronal ejecutada.
2. Un método de conformidad con la reivindicación 1 caracterizado por que las muestras se obtienen en diferentes puntos de operación de la columna.
3. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que las variables secundarias se seleccionan entre temperatura de reflujo, temperatura de calderín, temperatura de plato medio de la columna y caída de presión diferencial dentro de la columna al tomar cada una de dichas muestras.
4. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que las variables primarias son la composición de cabeza y la composición de cola.
5. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que el entrenamiento de la red neuronal a ejecutar comprende la identificación mediante un algoritmo de aprendizaje de las composiciones medidas a partir de las variables secundarias seleccionadas.
6. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que el algoritmo de aprendizaje es un algoritmo de Levenberg-Marquardt.
7. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que la red neuronal comprende una capa de entrada, una capa oculta, y una capa de salida.
8. Un método de estimación de composición y de control para columnas de destilación de conformidad con la reivindicación anterior caracterizado por que la capa de entrada comprende cuatro entradas.
9. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones 7 a 8 caracterizado porque las entradas de la capa de entrada comprenden: la temperatura de reflujo, la temperatura de calderín, la temperatura de plato medio de la columna y la caída de presión diferencial.
10. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 7 a 9 caracterizado por que cada capa comprende al menos una neurona.
11. Un método de conformidad con la reivindicación anterior caracterizado por que la capa oculta comprende 25 neuronas.
12. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones 10 a 11 caracterizado por que la capa de salida comprende 2 neuronas.
13. Un método de conformidad con la reivindicación anterior caracterizado por que 2 neuronas de la capa de salida corresponden a la composición de composición de cabeza y a la composición de cola.
14. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores 7 a 13 caracterizado por que el número de neuronas por capa es un parámetro seleccionable por el usuario.
15. Un método de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado porque la columna incluye instrumentos de monitorización que se controlan bajo la plataforma LabVIEW donde se define la red neuronal.
16. Un método de conformidad con las reivindicaciones 14 y 15 caracterizado por que el número de neuronas por capa es seleccionable por el usuario a través de los instrumentos de monitorización que se controlan bajo la plataforma LabVIEW.
17. Un método de estimación de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado porque el control se realiza mediante un algoritmo genético.

ES 2 422 954 B2

18. Un método de estimación de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores caracterizado por que en la columna de destilación se separa un sistema binario.
19. Aplicación del método descrito de conformidad con cualquiera de las reivindicaciones anteriores a columnas de destilación con sistemas binarios de componentes a separar.

5

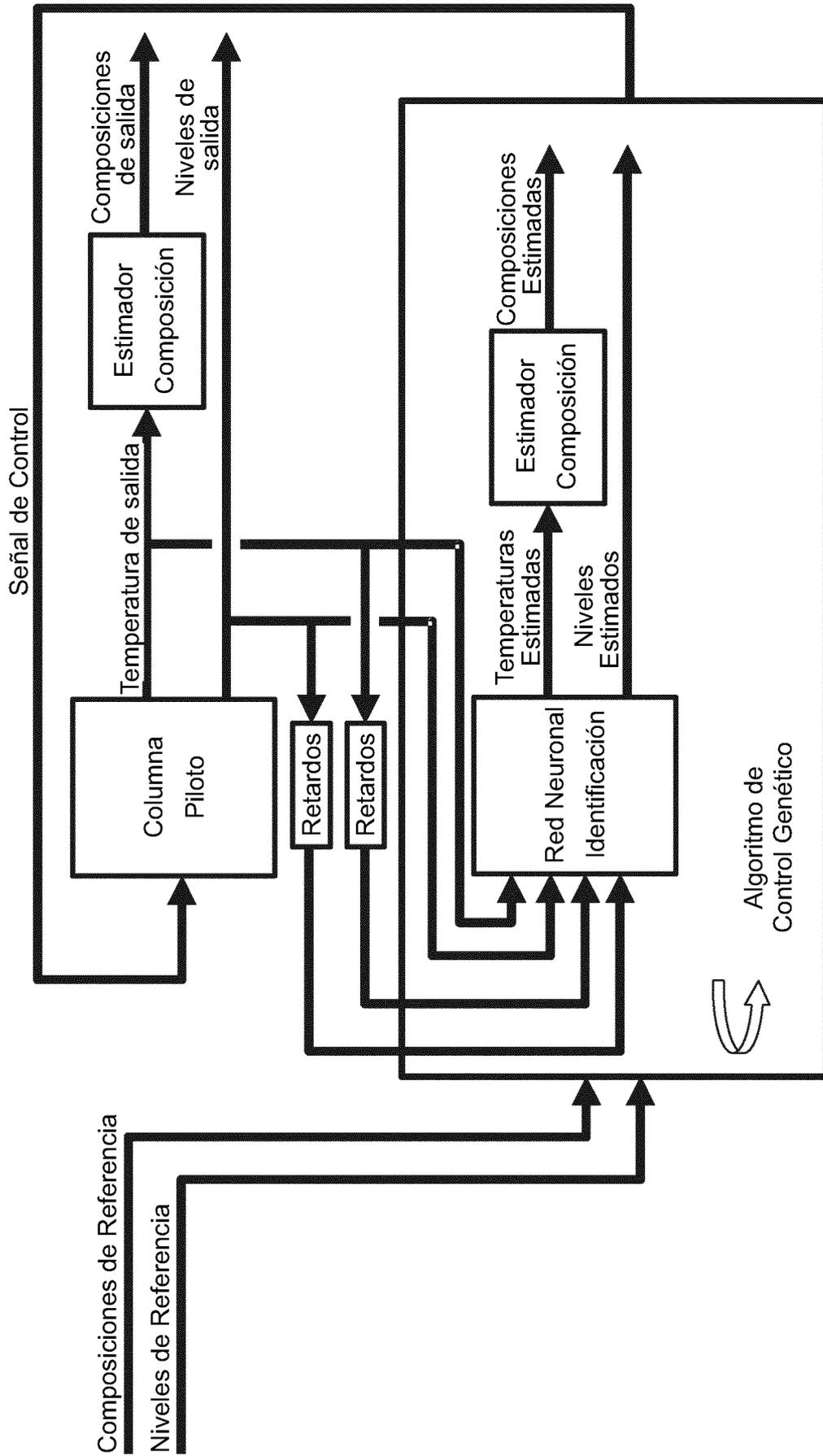


FIG. 1

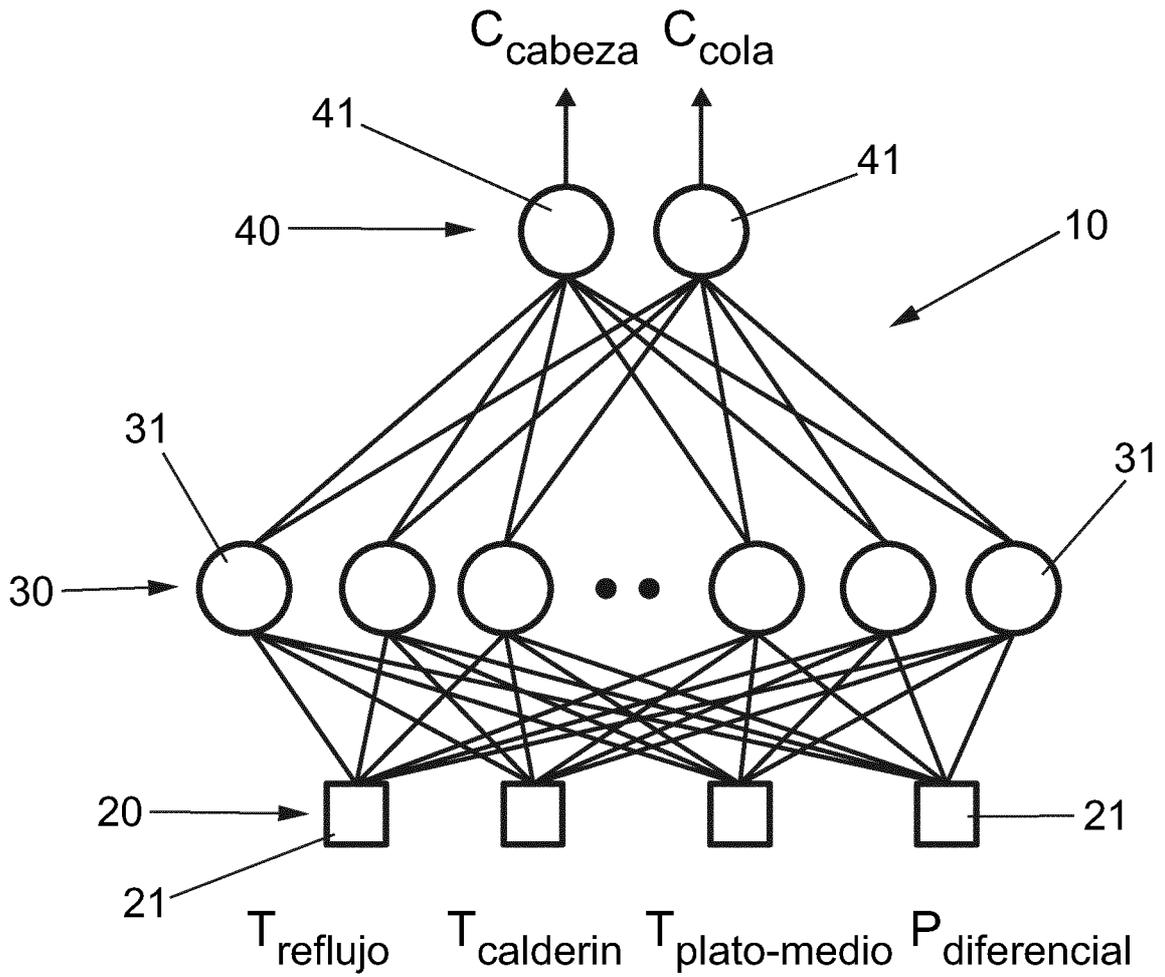


FIG. 2

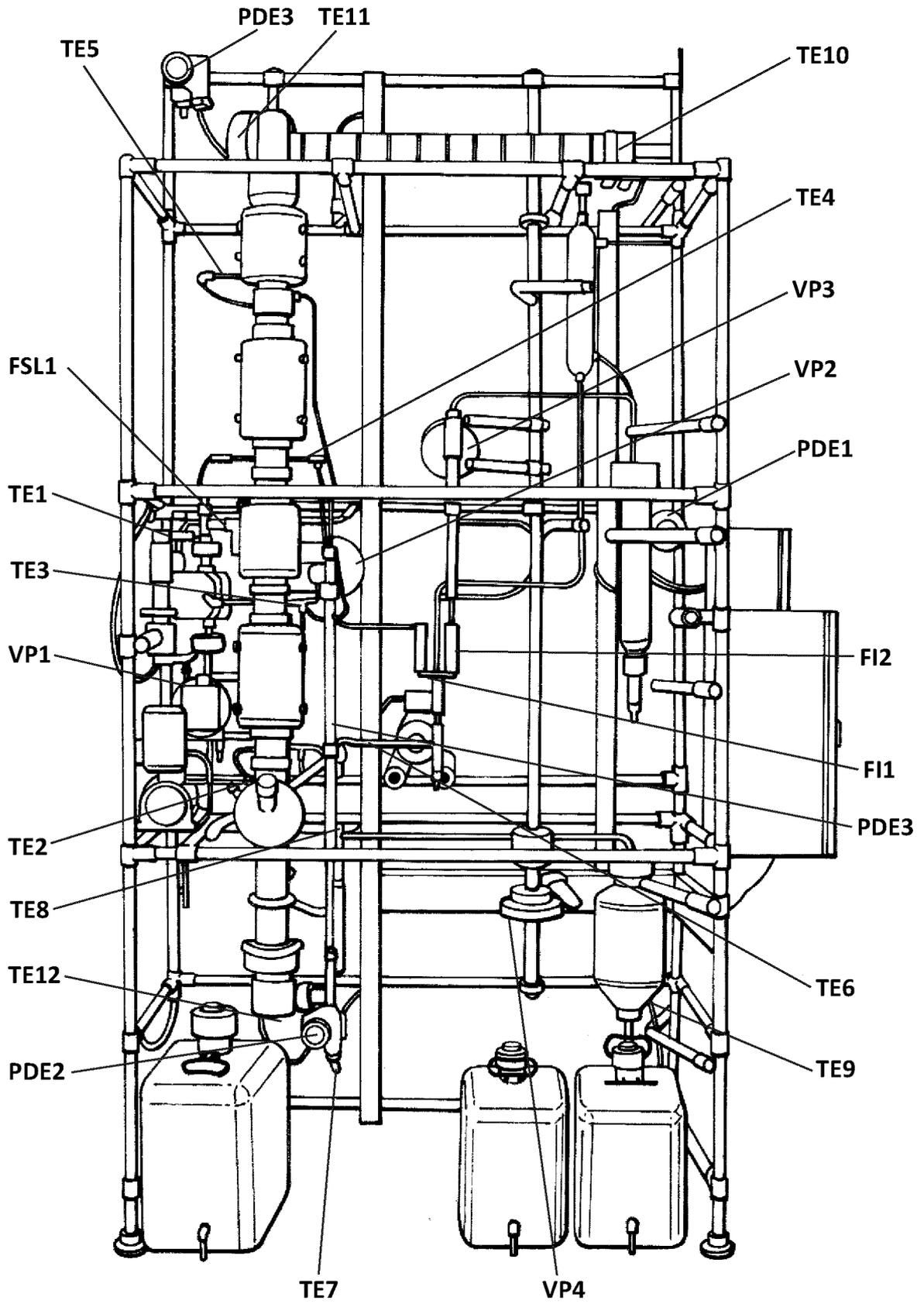


FIG. 3

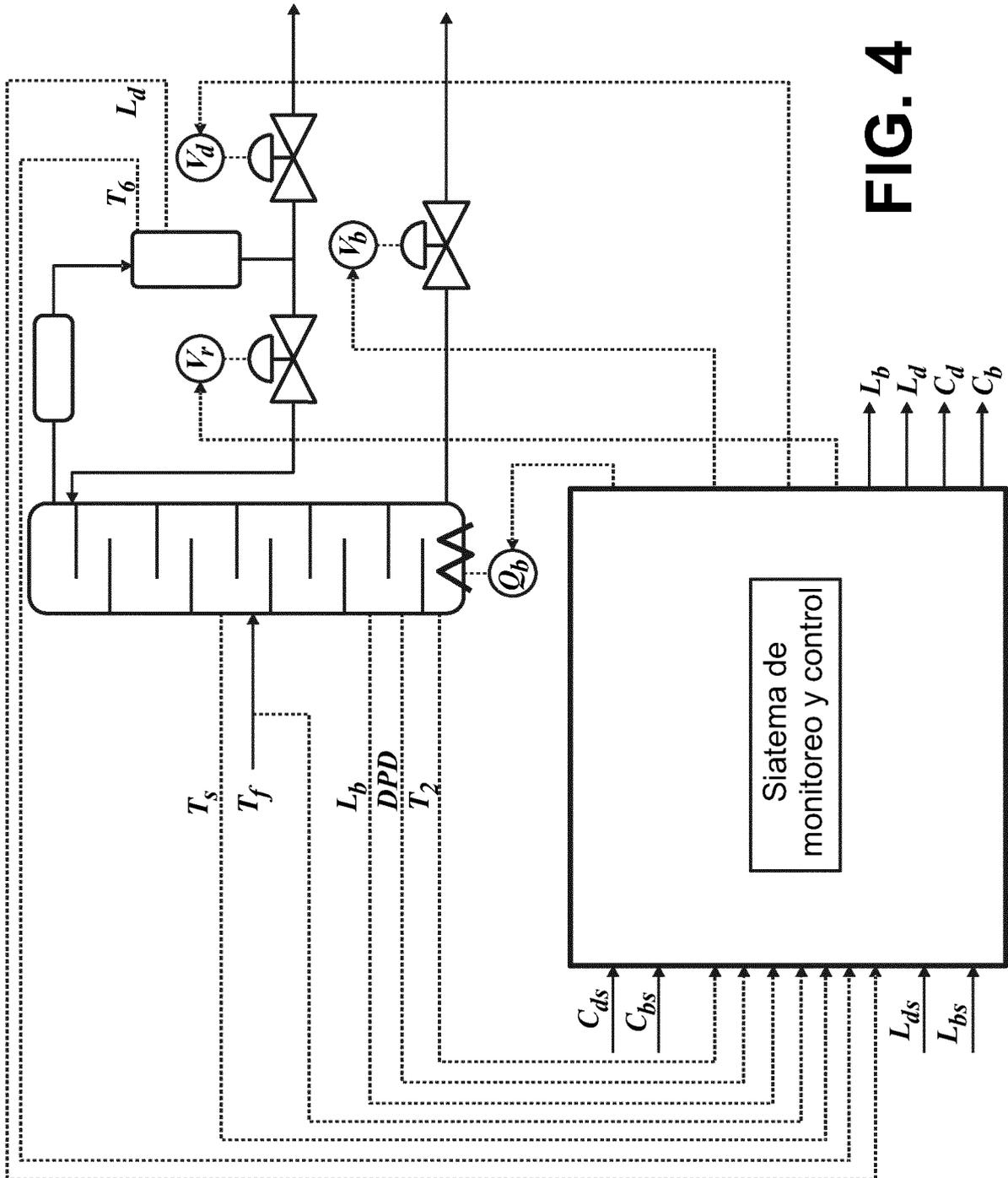


FIG. 4

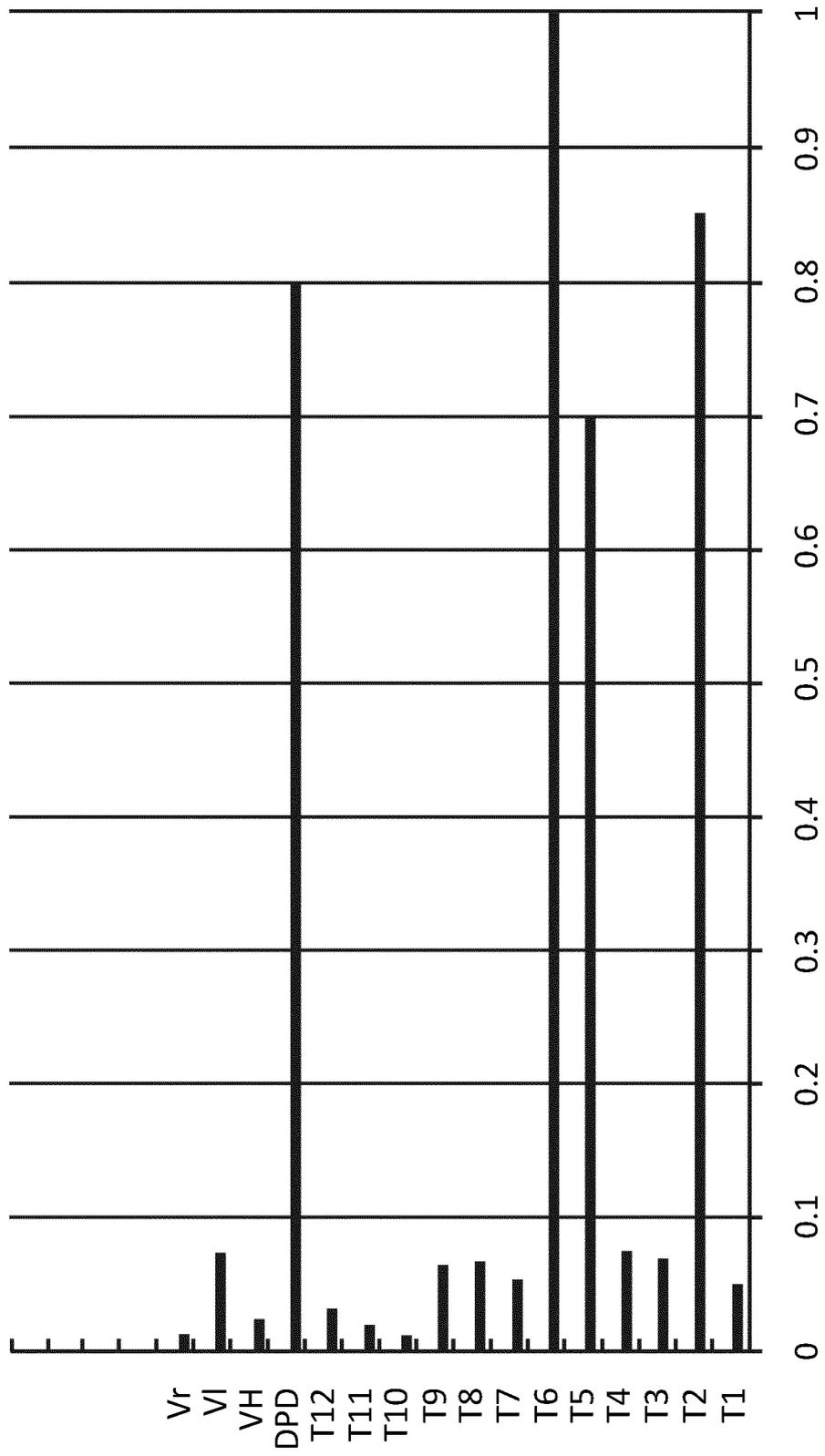


FIG. 5

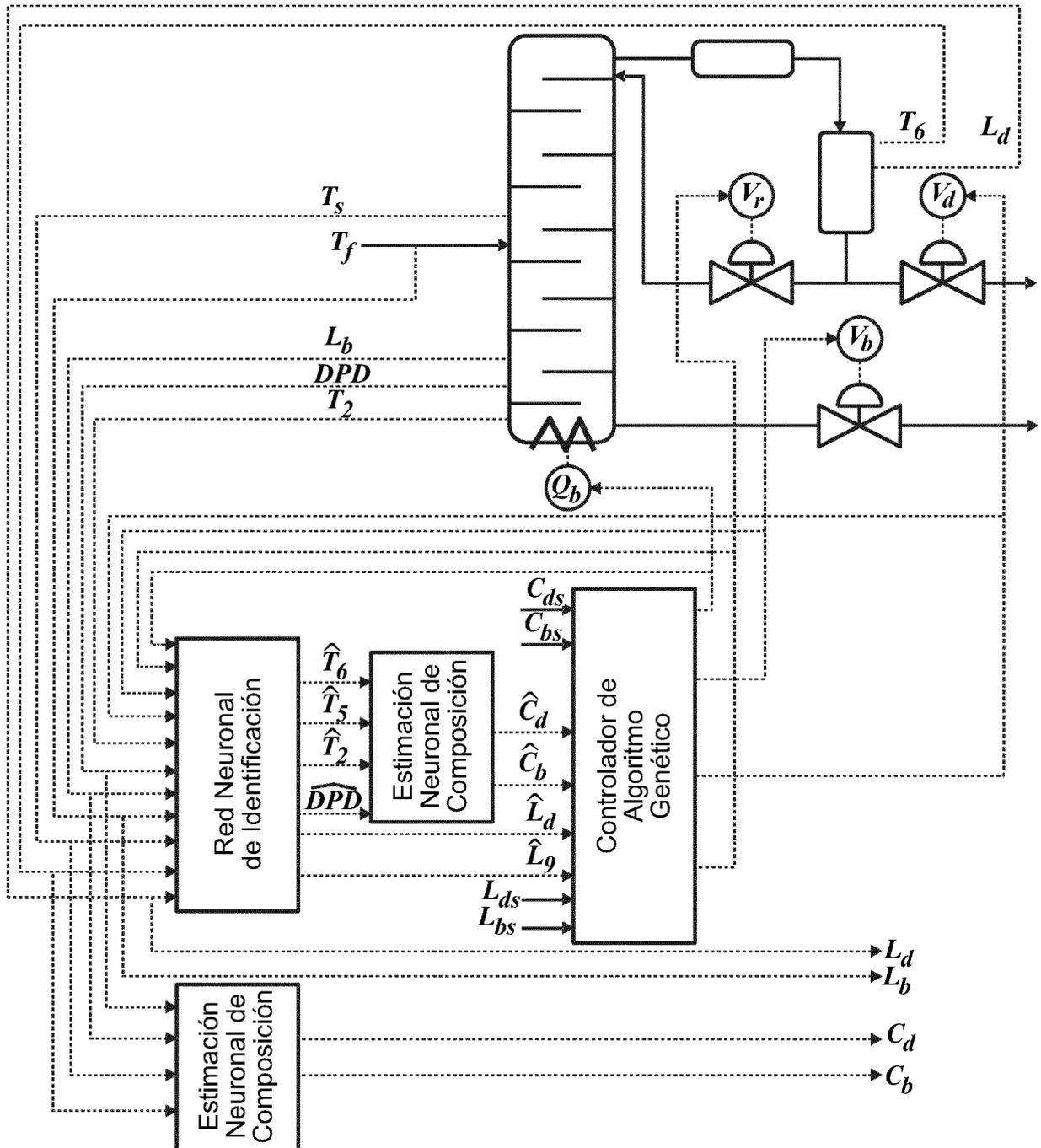


FIG. 6