

MODELADO Y CONTROL DE SISTEMAS NO-LINEALES

R. A. Calvo^(1, 2), M. S. Basualdo^(1, 3), H. A. Ceccatto⁽¹⁾

(1) Instituto de Física Rosario (IFIR), Universidad Nacional de Rosario y CONICET, Boulevard 27 de Febrero 210 Bis, (2000) Rosario.

(2) Instituto Rosario de Investigaciones en Ciencias de la Educación (IRICE), Universidad Nacional de Rosario y CONICET, Boulevard 27 de Febrero 210 Bis, (2000) Rosario.

(3) Departamento de Electrónica, Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nacional de Rosario, Av. Pellegrini 250, (2000) Rosario.

En este trabajo se presenta una aplicación de redes neuronales al modelado y control del comportamiento dinámico de sistemas no-lineales. Se utiliza el método de retropropagación de errores para el aprendizaje de la dinámica de tales sistemas. La misma metodología se emplea para la obtención del modelo inverso, que permite implementar esquemas de control tales como control con modelo interno (IMC) y de lazo abierto. Este tipo de estructuras demuestra ser eficiente en el control de sistemas con no-linealidades severas.

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años se han desarrollado nuevos tipos de arquitecturas computacionales conocidas como "redes neuronales", ya que simulan en cierta forma la estructura y funcionamiento del cerebro. En particular se destaca su capacidad de "aprender" un mapa entrada-salida a partir de una base de datos dada. Esta propiedad las convierte en sistemas potencialmente aplicables en el área de simulación y control. Para una completa introducción a las redes neuronales y al método de retropropagación de errores ("backpropagation rule") ver Rumelhart *et al.*, 1986.

En este trabajo se aplica dicha metodología a la obtención de un modelo dinámico del tope de una columna de destilación binaria. Este tipo de sistemas presenta distintos niveles de no-linealidad según el grado de pureza requerido. También se desarrolla un modelo aproximado de la inversa de la planta, con el propósito de que actúe como controlador de la misma. En base a estos elementos es posible generar estructuras de control del tipo IMC (Control con modelo interno o "internal model control") y a lazo abierto.

II. MODELADO DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE COLUMNAS DE DESTILACIÓN

Se estudia la respuesta dinámica de la composición de tope de una columna binaria Benceno-Tolueno (XD) frente a cambios en la variable reflujo (R). En la Fig. 1 se presenta un esquema de la columna. El modelado matemático riguroso de la

misma se formula mediante un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias (SEDO), configurado a través de balances de masa total, por componente y de energía. Mayores detalles relacionados con este modelo se encuentran en Basualdo, 1990.

El banco de datos necesario para el entrenamiento de la red (ajuste de sus parámetros internos) se obtiene a partir de la simulación dinámica del comportamiento de la columna. En la Fig. 2 puede observarse la forma en que el sistema se excita a intervalos regulares de tiempo, mediante saltos escalón de diferentes signos y magnitudes de la variable manipulada R . Se utiliza una red neuronal del tipo "feed-forward", entrenada mediante el método de retropropagación de errores, para reconocer la correlación variable manipulada (R)-variable controlada (XD) dada en la Fig. 2.

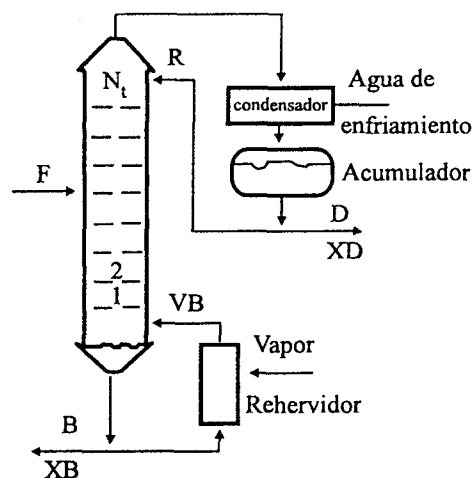


Fig. 1: Esquema general de la columna de destilación continua considerada.

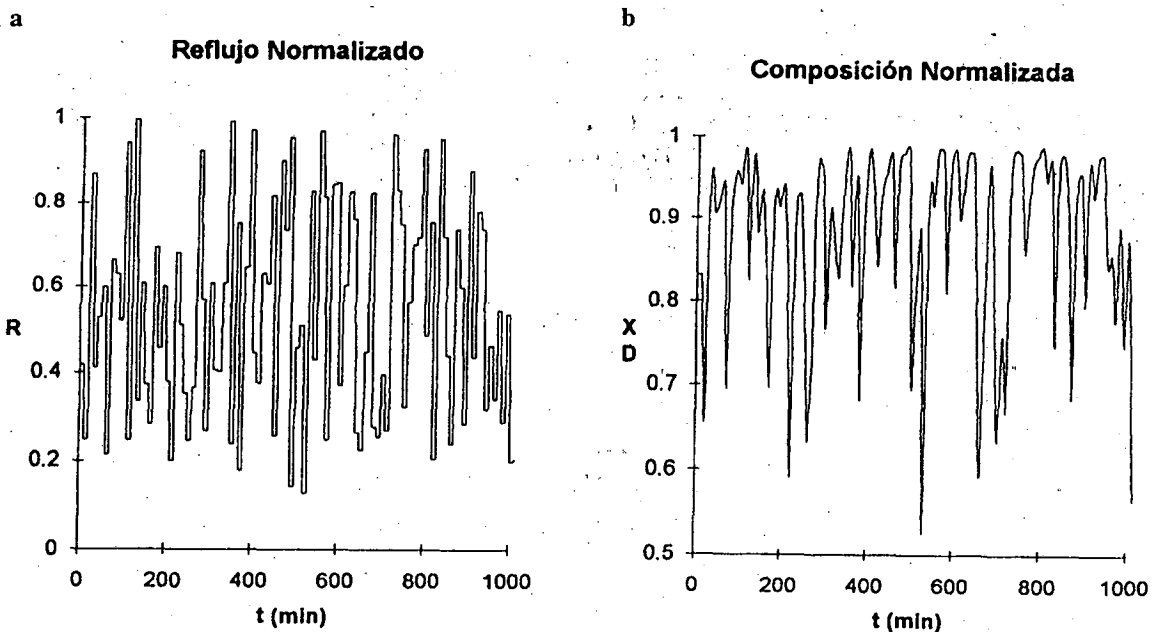


Fig. 2: a) Excitaciones escalón en el reflujo R, y b) Respuesta temporal de la planta en términos de la composición de benceno normalizada XD.

III. RESULTADOS

Con el objeto de validar el modelo obtenido a partir del entrenamiento de la red neuronal se analiza:

a) el ajuste de los resultados generados por la red con los datos de entrenamiento, y

b) la capacidad de generalización de la red del comportamiento de la planta en regiones extremas de funcionamiento. En este último caso se generan datos en un nuevo rango con el simulador de la planta, y se comparan con las predicciones proporcionadas por la red. Dentro de la resolución de la Fig. 2, los valores predichos por la red no difieren

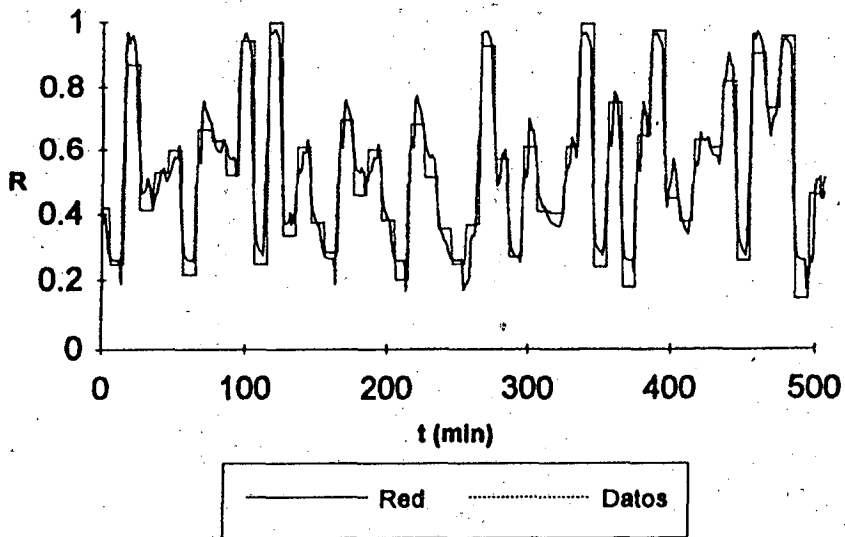


Fig. 3: Respuesta temporal del modelo inverso (línea continua) comparada con los valores de reflujo que ingresan a la planta (línea de puntos).

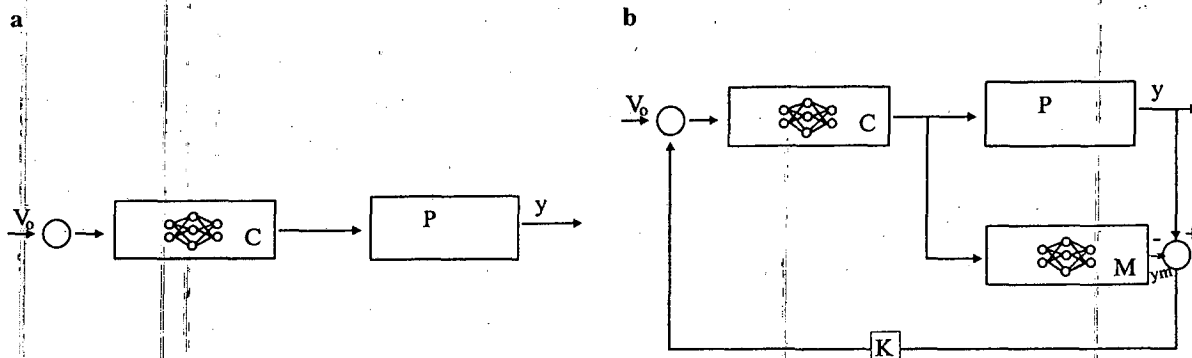


Fig. 4: a) Esquema de control a lazo abierto empleando el modelo inverso (C) de la planta generado vía redes neuronales; b) Estructura de control IMC empleando los modelos inverso (C) y directo (M) generados vía redes neuronales.

de los datos correspondientes a la respuesta dinámica real de la planta. En la Fig. 3 se grafican las predicciones realizadas por la red inversa comparadas con los saltos escalones con que se excitó a la planta. La obtención de este modelo inverso permite generar un esquema de control a lazo abierto como el de la Fig. 4a, o la estructura de tipo IMC a lazo cerrado indicada en la Fig. 4b. En este último caso se ha incluido una constante de amplificación K cuyo objetivo es el de acelerar la respuesta transitoria del sistema. En la Fig. 5a puede observarse la respuesta temporal del sistema a lazo abierto (LA), comparada con su análoga para el sistema IMC con $K = 1$ y

$K=4$. Para $K=4$ se aprecia una mayor velocidad para alcanzar el valor deseado. Finalmente, en la Fig. 5b se presenta la salida del controlador R correspondiente a la misma perturbación. Se destaca que el efecto de la amplificación promueve la variación más contundente de R .

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha discutido el uso de redes neuronales a fin de obtener un modelo que represente el comportamiento dinámico no-lineal de

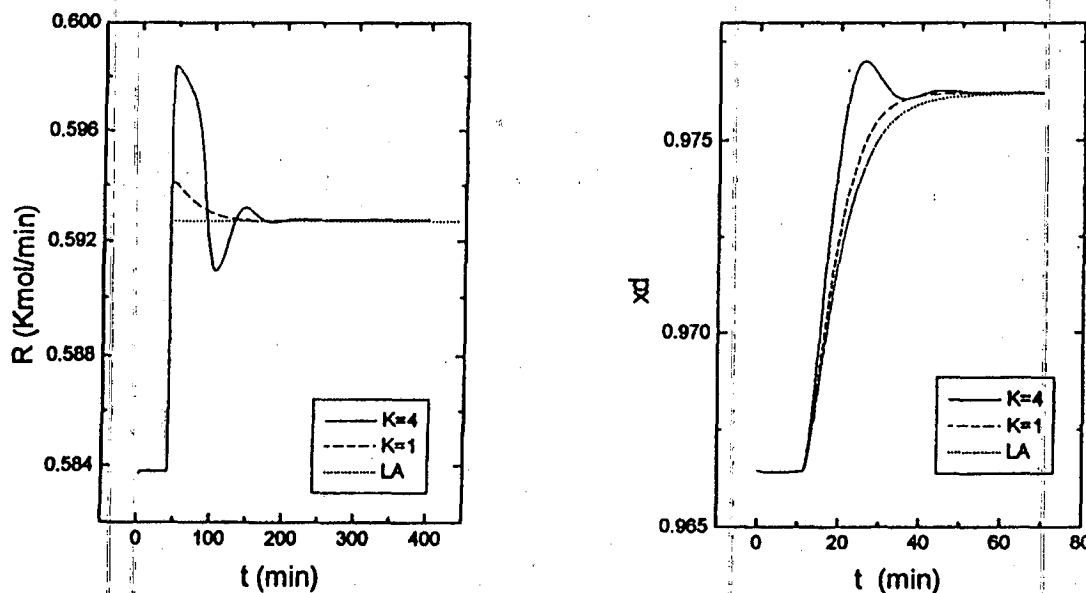


Fig. 5: a) Respuesta dinámica de la composición de salida controlada (XD) frente a un salto escalón positivo del valor de referencia. Las curvas con constantes de amplificación $K=4$ y $K=1$ corresponden al esquema de control IMC (fig. 4b). LA indica la respuesta para un control a lazo abierto (fig. 4a); b) Salida temporal de los controladores correspondientes a la respuesta dinámica mostrada en a).

una columna de destilación. El entrenamiento de la red efectuado con datos entrada-salida del sistema demostró ser eficiente en la identificación de las relaciones no-lineales existentes. Alternativamente, es posible entrenar una red con la misma metodología para generar el modelo inverso de la planta. Esto último permitió implementar dos esquemas de control: a lazo abierto y control con modelo interno *IMC* que demostraron ser eficientes para el ejemplo analizado.

REFERENCIAS

- Basualdo M. "*Dinámica y Control de Columnas de Destilación*". Tesis Doctoral. FIQ. U. N. L. (INTEC-CO-NICET) (1990).
- Rumelhart D. E., McClelland J. L and the PDP Group. "*Parallel Distributed Processing*". MIT Press, Cambridge MA (1986).