

# CONTROL NEURONAL POR MODELO DE REFERENCIA DE UN SISTEMA DE EVAPORACIÓN FORZADA

Juan Pablo Requez  
juanrequez@gmail.com

**Resumen:** En este artículo se presenta el diseño de controladores por modelo de referencia de estructura neuronal para una de las variables del proceso de un sistema de evaporación forzada. Los resultados muestran que para el enfoque directo es posible obtener un esquema de control no lineal, que es capaz de regular el sistema en puntos cercanos al punto de operación de entrenamiento, sin embargo, es difícil lograr un control que siga a referencias arbitrarias sobreamortiguadas.

## I. INTRODUCCIÓN

Entre las distintas utilidades asociadas al uso de redes neuronales, una de ellas, la del diseño de controladores, es altamente práctica: el diseño de controladores que logren hacer que el sistema se comporte de alguna manera deseada sin recurrir al diseño directo del controlador, esto es, establecer un comportamiento que se desea posea el lazo cerrado de control y esperar que la red neuronal aprenda la forma de la entrada de control que debe suministrarle al proceso para lograrlo. Esto es de gran valor ya que permite establecer el comportamiento deseado para un sistema no lineal y obtener el control adecuado para él, sin preocuparse por la obtención de modelos aproximados o de controladores que solo funcionan en un entorno específico de la operación del proceso.

Los controladores por modelo de referencia usando modelos neuronales son estudiados en el presente artículo. Para ello, se cuenta con un modelo matemático de la planta y se utiliza para generar la respuesta del proceso ante las entradas del controlador pero se supone que no es posible hacer la retropropagación del error a través de este modelo, para entrenar al controlador. Esto conduce al diseño a través de un método conocido como enfoque directo, el cual permite controlar a la planta de forma no lineal.

En este artículo se presenta una descripción del modelo de la planta, una descripción general de los métodos de diseño de controladores por modelo de referencia y los resultados del diseño de controladores de esta naturaleza, para esta planta, seguido de las conclusiones y referencias del trabajo.

## II. MODELO DEL PROCESO

En el modelo del evaporador de circulación forzada presentado en [1] [2], la alimentación se mezcla con el flujo volumétrico de recirculación de disolución concentrada, y se bombea hacia el intercambiador de calor vertical. En el intercambiador de calor se emplea vapor de agua que condensa en la pared exterior de los tubos. El líquido que pasa por el interior de los tubos, en ebullición, pasa al separador, donde el líquido y el vapor se separan. Parte del líquido concentrado

es retirado como producto, mientras la mayor parte es recirculado al sistema. El vapor es condensado por enfriamiento, utilizando agua como refrigerante.

El modelo matemático del evaporador de circulación forzada de tubos verticales descrito por [1], fue obtenido a partir de balances de materia y energía. El modelo está conformado por tres ecuaciones diferenciales y nueve ecuaciones algebraicas que se presenta en las ecs (1)-(12). En la Tabla 1 se presentan las variables dinámicas relacionadas con la descripción del proceso, sus valores en estado estacionario y las unidades de ingeniería en que son expresadas, el diagrama del proceso es mostrado esquemáticamente en la Figura 1. En la Tabla 2 se listan parámetros que son asumidos como constantes en el modelo.

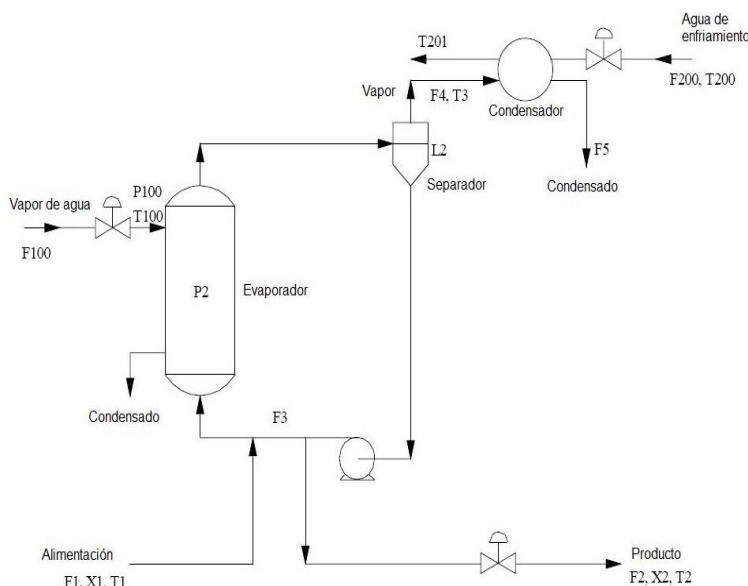


Figura 1: Diagrama del proceso

Tabla 1. Variables del evaporador [1].

	Descripción	Valor	Unidad
F1	Flujo másico de alimento diluido	10,0	kg/min
F2	Flujo másico de alimento concentrado	2,0	kg/min
F3	Flujo másico de recirculación	50,0	kg/min
F4	Flujo de vapor	8,0	kg/min
F5	Flujo de condensado	8,0	kg/min
X1	Concentración de soluto en el alimento diluido	5,0	%
X2	Concentración de soluto en el alimento concentrado	25,0	%
T1	Temperatura del alimento diluido	40,0	°C
T2	Temperatura del alimento concentrado	84,6	°C
T3	Temperatura del vapor	80,6	°C
L2	Nivel en el separador	1,0	m
P2	Presión de operación del evaporador	50,5	kPa
F100	Flujo de vapor de agua	9,3	kg/min
T100	Temperatura de vapor de agua	119,9	°C
P100	Presión de vapor de agua	194,7	kPa
Q100	Potencia del rehervidor	339,0	kW
F200	Flujo de agua de enfriamiento	208,0	kg/min
T200	Temperatura de entrada del agua de enfriamiento	25,0	°C
T201	Temperatura de salida del agua de enfriamiento	46,1	°C
Q200	Potencia del condensador	307,9	kW

Tabla 2. Parámetros constantes del modelo [1].

	Descripción	Valor	Unidad
$\rho A$	Producto de la densidad del líquido y el área de la sección transversal del separador	20,0	kg/m
M	Cantidad de líquido en el evaporador	20,0	kg
C	Constante que convierte la masa de vapor en su equivalente de presión	4,0	kg/kPa
$C_p$	Capacidad calorífica del líquido y del agua de enfriamiento	0,07	kW/(K.kg.min)
$\lambda$	Calor latente de vaporización del líquido y del agua de enfriamiento	38,5	kW/(kg.min)
$\lambda_s$	Calor latente del vapor de agua a las condiciones de saturación.	36,6	kW/(kg.min)

$$\rho A \frac{dL2}{dt} = F1 - F4 - F2 \quad (1)$$

$$\frac{MdX2}{dt} = F1X1 - F2X2 \quad (2)$$

$$C \frac{dP2}{dt} = F4 - F5 \quad (3)$$

$$T2 = 0.5616P2 + 0.3126X2 + 48.43 \quad (4)$$

$$T3 = 0.507P2 + 55 \quad (5)$$

$$F4 = \frac{Q100 - F1 C_p (T2 - T1)}{\lambda} \quad (6)$$

$$T100 = 0.1538 P100 + 90 \quad (7)$$

$$Q100 = UA1 (T100 - T2) \quad (8)$$

$$UA1 = 0.16(F1 + F3) \quad (9)$$

$$F100 = \frac{Q100}{\lambda_s} \quad (10)$$

$$T201 = T200 + \frac{Q200}{F200 C_p} \quad (11)$$

$$F5 = \frac{Q200}{\lambda} \quad (12)$$

Tambien [1] suministra un modelo linealizado y normalizado para el proceso de evaporación que se presenta en la ec. (13) con variables de entrada  $U_1$  y variables de perturbación  $U_2$  como se describen en la ec. (14). Los parámetros de linealización del modelo de la ec (13) son descritos en ecs (15) a (18)

$$\frac{dX}{dt} = AX + B_1U_1 + B_2U_2 \quad (13)$$

$$Y = CX$$

$$\begin{aligned} X &= [L2^N \ X2^N \ P2^N]^T \\ U_1 &= [F2^N \ P100^N \ F200^N]^T \\ U_2 &= [F3^N \ F1^N \ X1^N \ T1^N \ T200^N]^T \end{aligned} \quad (14)$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0.10455 & 0.37935 \\ 0 & -0.1 & 0 \\ 0 & -0.10340 \times 10^{-1} & -0.54738 \times 10^{-1} \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$B_1 = \begin{pmatrix} -0.1 & -0.37266 & 0 \\ -0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.36914 \times 10^{-1} & -0.75272 \times 10^{-2} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$B_2 = \begin{pmatrix} -0.3667 & 0.3860 & 0 & -0.3636 \times 10^{-1} & 0 \\ 0 & 0.1 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0.3630 \times 10^{-1} & 0.3226 \times 10^{-2} & 0 & 0.35972 \times 10^{-2} & 0.1778 \times 10^{-1} \end{pmatrix} \quad (17)$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (18)$$

El superíndice N indica que la variable está normalizada, y cada variable  $W^N$  en la ec. (14), referida a la tabla 2, se puede calcular usando su valor de estado estacionario  $W_{ss}$  según:

$$W^N = \frac{W - W_{ss}}{W_{ss}} \quad (19)$$

El sistema descrito [1] posee ocho entradas y tres salidas.

Un análisis de la descripción en espacio de estados del modelo lineal muestra que la variable nivel (L2) es no autorregulada. Esto puede verse a partir del análisis de la matriz de funciones de transferencia de la descripción, según la ec. (20)

$$M(s) = C(sI - A)^{-1}B_1 \quad (20)$$

De esta forma, se obtiene la matriz de transferencia del proceso, mostrada en la Tabla 3.

Tabla 3. Funciones de transferencia para el proceso de evaporación

	F2	P100	F200
L2	$\frac{-0.1s^2 - 0.02539s - 0.0007274}{(s^2 + 0.1547s + 0.005474)s}$	$\frac{-0.3727s - 0.006395}{(s + 0.05474)s}$	$\frac{0.002855}{s(s + 0.05474)}$
X2	$\frac{0.1}{s + 0.1}$	0	0
P2	$\frac{0.001034}{s^2 + 0.1547s + 0.005474}$	$\frac{0.03691}{s + 0.05474}$	$\frac{0.007527}{s + 0.05474}$

Al observar la función de transferencia de L2 respecto a las tres entradas, se comprueba que el modelo lineal posee un polo en el origen. Un controlador de nivel es diseñado para esta variable,

usando los métodos de entonamiento propuestos por [3]. El controlador diseñado tiene los de entonamiento que se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4. Parámetros de entonamiento de controlador PI para el proceso de nivel

Variable controlada	Variable Manipulada	Kc	Ti
L2	F200	-0.601	92.671

Una vez diseñado este controlador, se implementa sobre el modelo no lineal. Este nuevo modelo no lineal del proceso posee dos entradas (F2 y P100) y dos salidas (X2 y P2), sin embargo, el modelo neuronal se obtiene únicamente para la variable P2, ya que la descripción de la matriz de funciones de transferencia de la expresión linealizada descrita anteriormente es un modelo sencillo, que solo responde a una sola entrada (F2), véase en la Tabla 3 que las funciones de transferencia relacionadas para X2 respecto a P100 es cero. Aunque esto no es necesariamente cierto en el modelo no lineal, se cree que la relación aún es sencilla, por lo que la utilización de un modelo neuronal puede ser inconveniente.

El modelo neuronal que se propone utiliza las dos entradas disponibles luego del diseño del controlador de nivel, F2 y P100, y se observa que el orden de la respuesta P100 es diferente para cada entrada.

### III. CONTROL NEURONAL POR MODELO DE REFERENCIA

En el enfoque directo de control por modelo de referencia, los parámetros del controlador son ajustados directamente con la finalidad de reducir una norma en específico establecida sobre el error de la salida de la planta. En general, este enfoque conduce a un controlador no lineal [4]. Suponiéndose que el sistema satisface algunas características similares a la del modelo de referencia en lazo cerrado, puede suponerse que el ajuste del controlador puede hacerse por la correlación de dos señales que pueden ser medidas, y por lo tanto, determinar la dirección de corrección de unos parámetros basados en la dirección de minimización de otra cantidad [5]. En la Figura 2 se presenta un esquema general para el enfoque directo de control neuronal por modelo de referencia.

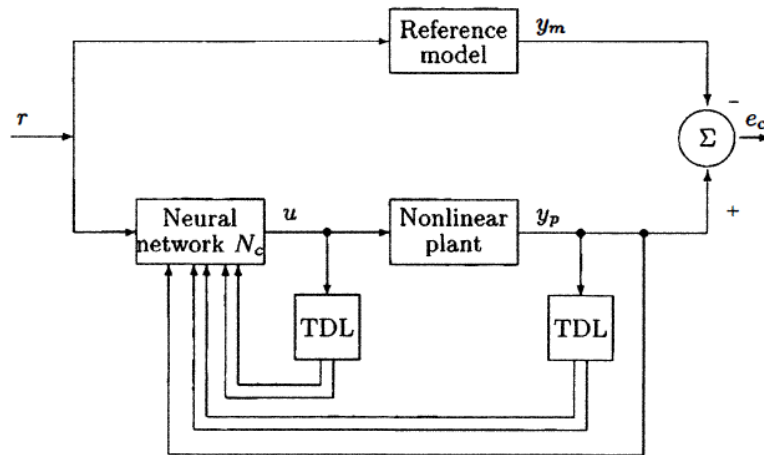


Figura 2: Esquema de control de referencia por enfoque directo [5]

Si se posee un modelo de la planta, en particular un modelo neuronal, puede hacerse retropropagación del error la referencia esperada y la salida del modelo neuronal a través del modelo neuronal hasta la salida del controlador, y esta información ser usada para el ajuste del controlador [5]. Este enfoque es conocido como Enfoque Indirecto, y requiere primero la identificación de la planta. En la Figura 3 se presenta un esquema para el enfoque indirecto.

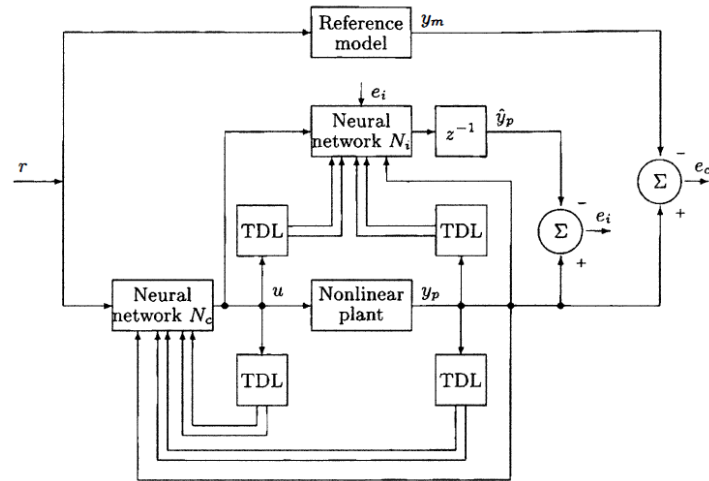


Figura 3: Esquema de control de referencia por enfoque indirecto [5]

El esquema de control elegido en este artículo es el esquema por enfoque directo. Para ello se implementa en Simulink/MATLAB un sistema en diagrama de bloques como el mostrado en la Figura 4. En él se utilizan cinco retardos para la entrada de control y cinco retardos para la salida de control. Como el sistema tiene dos entradas, se trabaja con la entrada F2 fija en cero.

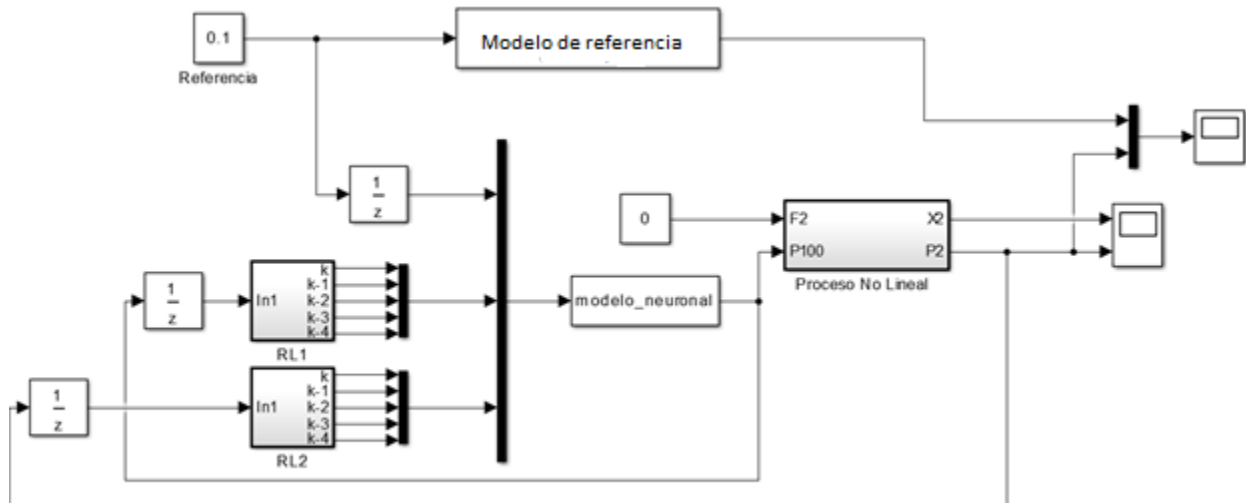


Figura 4: Diagrama de control neuronal por modelo de referencia

Se eligen dos modelos de referencia. Un modelo de primer orden y uno de segundo orden, con constante de tiempo establecida para asegurar que el sistema posee una velocidad de respuesta similar al orden del sistema. En la Tabla 5 se presentan los modelos de referencia en cuestión.

Tabla 5: Modelos de referencia

Modelo de referencia 1	$\frac{1}{10s + 1}$
Modelo de referencia 2	$\frac{1}{100s^2 + 10s + 1}$

Para los modelos de referencia, se obtendrá el controlador para varios set points, usando diferentes arquitecturas neuronales

## IV. RESULTADOS

Para el modelo de referencia 1, se obtuvo la mejor estructura de control usando 20 neuronas en la capa oculta de una red neuronal, entrenada durante 400 épocas. Cuando se utilizó el modelo de referencia 2, se logró obtener mejores resultados con diferentes arquitecturas. En la Tabla 1 se observa que, aunque el error final es sensiblemente diferente para el modelo obtenido con 15 y 20 neuronas, el número de épocas requeridos es considerablemente diferente. En la Figura 5 se presenta el avance gráfico del desempeño del entrenamiento, cuantificando el error de control final. En efecto, puede verse que aunque el procedimiento fue ejecutado en mayor número de épocas, el error cuadrático es del mismo orden de magnitud y en aproximadamente el mismo número de épocas para ambos modelos

Tabla 6: Desempeño de entrenamiento de modelos neuronales

Modelo de referencia	$\frac{1}{10s + 1}$	$\frac{1}{100s^2 + 10s + 1}$	
		15	20
Neuronas capa oculta	20	15	20
Épocas utilizadas	400	400	200
Error Inicial	121.98	27.31	57.82
Error Final	9.664e-4	2.3778e-04	0.0012

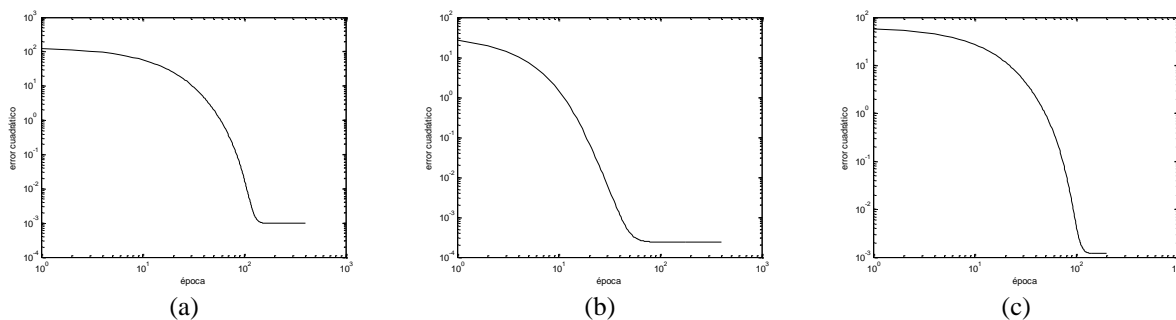


Figura 5: Avance del proceso de entrenamiento para (a) modelo 1, 20 neuronas; (b) modelo 2, 15 neuronas y (c) modelo 3, 20 neuronas

Para el análisis del modelo de referencia 1, se presenta la curva de respuesta del modelo de control ante tres cambios escalón de la referencia en la Figura 6, donde se muestra la curva deseada del modelo de referencia y el desempeño del controlador neuronal. Véase que el comportamiento obtenido en general es pobre, con un sobrepaso que no se caracteriza bien para lo esperado del sistema de control. Esta fue la motivación para probar con un modelo de referencia de segundo orden.

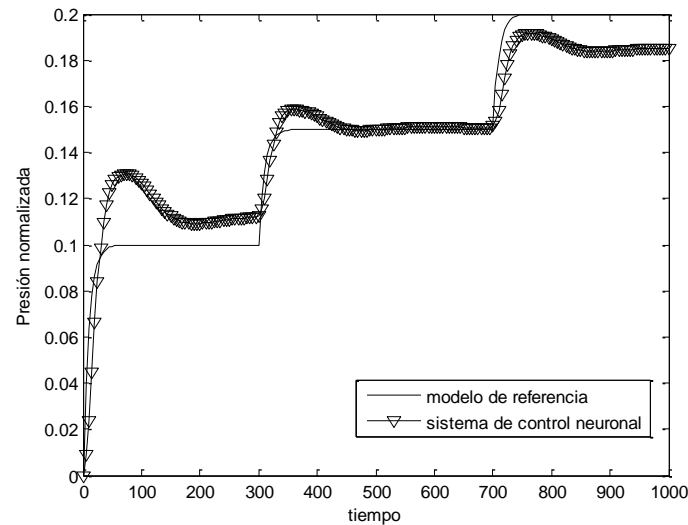


Figura 6: Controlador por modelo de referencia para el modelo 1

Al usar un modelo de referencia de segundo orden, muchos más modelos neuronales dieron resultados aceptables como fue discutido previamente. En la Figura 7 se presenta el comportamiento de estos controladores, que tienen mejor desempeño para valores de estabilización de 0.15 (deseado) que para otros valores en el rango del entrenamiento.

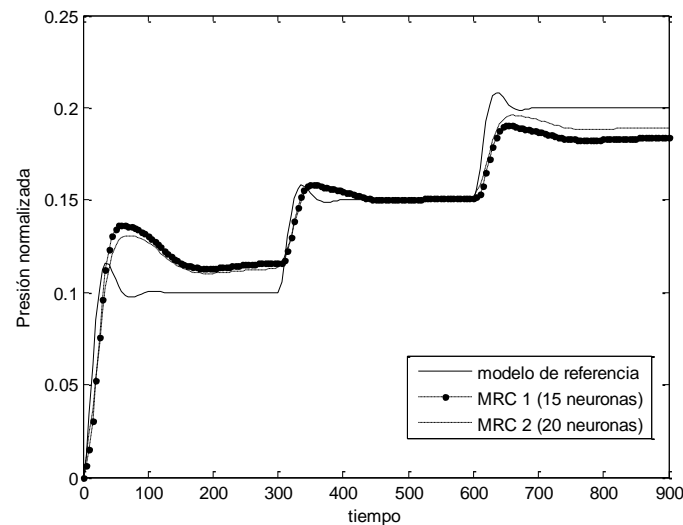


Figura 7: Controladores por modelo de referencia para el modelo 2



El procedimiento de entrenamiento es lento. Esto se debe a que es necesario estimar las salidas del proceso en cada época para corregir a la red neuronal.

## V. CONCLUSIONES

En el diseño de controladores neuronales por modelo de referencia, se implementó el enfoque directo que requiere la salida del sistema y la comparación con la respuesta del modelo de referencia. Este error es usado para el entrenamiento de la red neuronal controladora, que es entrenado con la suposición de que, al minimizar este error, también se minimice el error de la salida de control, que está relacionado.

Los experimentos muestran que el controlador neuronal depende del número de neuronas a utilizar y del tipo de control de referencia implementado, pero también de las expectativas esperadas del sistema en lazo cerrado. Para el modelo descrito, un sistema de control de primer orden es muy difícil de conseguir, mientras que un sistema de control con alguna medida de sobrepaso es posible de alcanzarse con distintas arquitecturas neuronales y distintos acercamientos de entrenamiento. Los controladores diseñados parecen asimilar correctamente referencias para los que no fueron entrenados.

## VI. REFERENCIAS

- [1] R. B. Newell y P. L. Lee, *Applied Process Control*, Melbourne: Prentice Hall, 1989.
- [2] E. Barreto y J. P. Requez, «Sistema de control PID-difuso de la concentración de soluto a la salida de un evaporador de circulación forzada de tubos verticales,» UNEXPO, Venezuela, Barquisimeto, 2012.
- [3] A. O'Dwyer, *Handbook of PI and PID controller tuning rules.*, Dublín: Instituto de Tecnología de Dublín, 2009.
- [4] K. S. Narendra y K. Parthasarathy, «Identification and Control of Dynamical Systems using Neural Networks,» *IEEE transactions on neural networks*, vol. 1, n° 1, pp. 4-27, 1990.
- [5] K. S. Narendra, «Adaptive Control Using Neural Network,» de *Neural Networks for control*, Massachusetts, The MIT Press, 1996, pp. 115-142.