

## Control de Temperatura en un Reactor Batch Exotérmico usando un Sistema Neurodifuso

Investigación

M. C. Francisco Javier Sánchez Ruiz <sup>(a)\*</sup> y , M. C. Rodolfo Ruiz Hernández <sup>(a)</sup>  
<sup>(a)</sup> División de Estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería Química, Universidad Michoacana (UMSNH), Ciudad Universitaria. Constitución 165, Col. Morelos, C. P. 58060. Morelia, Mich. Tel. (351) 51-5-48-05. E-mail. pako023@gmail.com.

### Resumen

Los sistemas híbridos (neurodifusos) son sistemas que en la actualidad presentan gran aplicabilidad en la solución de problemas altamente no lineales, siendo una combinación factible debido a que la lógica difusa puede presentar cierta versatilidad en la secuencia de toma de decisiones cuestiones que a las redes neuronales se considera que son un poco lentas ya que si no se consideran estas decisiones durante su entrenamiento será imposible para el sistema neuronal haga la toma de dicha decisión, al hacer el híbrido el sistema neuronal puede presentar conflicto en la toma de decisiones pero el apoyo en el recalcular de los pesos sinápticos lo hará el sistema difuso para lograr un mejor control, en el presente trabajo se hace el uso de un sistema de control neuronal para el control de un reactor batch exotérmico, haciendo las modificaciones en el sistema de control sustituyendo las funciones de excitación de la red neuronal por funciones de membresía que se usan en el control difuso utilizándose un entrenamiento de tipo acelerado como lo es el entrenamiento Quasibackpropation.

### Palabras Claves

Redes Neuronales, lógica difusa, sistemas híbridos.

### Introducción

#### Sistemas Neurodifusos

Los beneficios de combinar redes neuronales y lógica difusa han sido explorados en forma considerable, pues estos métodos pueden en forma automática y simultánea identificar reglas lógicas difusas y ajustar las funciones de pertenencia; además, los sistemas difusos usando la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales pueden en forma satisfactoria construir el mapeo de entrada – salida de sistemas para muchas aplicaciones. Se hace entonces necesaria una metodología que tenga las ventajas de ambos métodos, por lo que se establece un controlador que se puede llamar neurodifuso, ya que tiene la estructura de una red neuronal pero donde en cada capa se realiza una operación de un sistema difuso.

### Controlador Neurodifuso

La implementación del controlador neurodifuso comprende dos fases: la de entrenamiento que es fuera de línea (off – line), en la que se entrenan algunos parámetros tales como las funciones de pertenencia de entrada y de salida, como también los pesos que permiten escoger las reglas más adecuadas para la operación del sistema; y la de la aplicación en la que se utilizan los valores obtenidos en la etapa anterior para garantizar una correcta operación.

El algoritmo de aprendizaje para este esquema puede combinar los procedimientos de aprendizaje no supervisado y gradiente descendente supervisado para construir los nodos de reglas y entrenar las funciones de pertenencia. En la figura 1, se muestra el esquema de un sistema difuso entrenable en la que se muestran sus características en un número definido de capas [3].

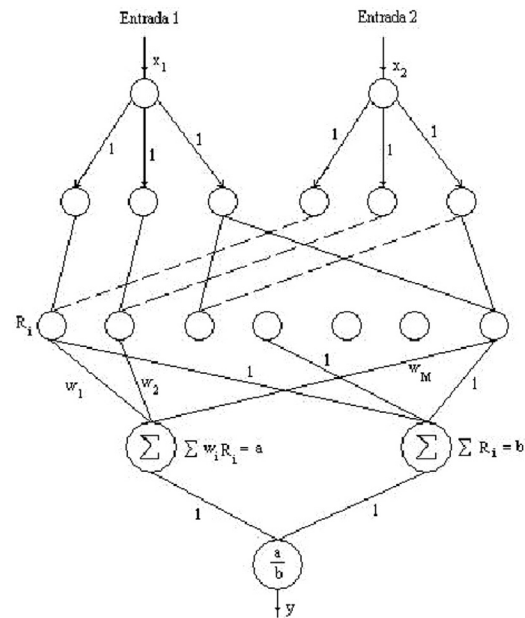


Figura 1 Sistema Neurodifuso

Para este esquema existen unos parámetros entrenables como son los centros y anchos de las funciones de pertenencia, lo mismo que los pesos de la capa 2; además se establece que el mecanismo de inferencia es el producto, el difusor es del tipo de valor único y como congresor se usa el método del centro de gravedad. La función utilizada para definir las funciones de pertenencia es de tipo campana de Gauss.

Se asume que el sistema diseñado tiene la siguiente forma:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M w^l \left[ \prod_{i=1}^n \exp \left\{ - \left( \frac{x_i - x_i^{-1}}{\sigma_i} \right)^2 \right\} \right]}{\sum_{l=1}^M \left[ \prod_{i=1}^n \exp \left\{ - \left( \frac{x_i - x_i^{-1}}{\sigma_i} \right)^2 \right\} \right]} \quad (1)$$

Diseñar el controlador es equivalente a determinar los parámetros  $w^l$ ,  $x_i^{-1}$  y  $\sigma_i^1$

Para encontrar los parámetros de manera óptima se representa el sistema como una red del tipo de alimentación hacia delante (feed forward), realizando los siguientes pasos [4]:

1. La entrada es pasada a través del operador campana de gauss producto para obtener:

$$z^l = \prod_{i=1}^n \exp \left[ - \left( \frac{x_i - x_i^{-1}}{\sigma_i} \right)^2 \right] \quad (2)$$

2.  $z^l$  se pasa a través del operador suma y operador suma ponderado para obtener:

$$b = \sum_{l=1}^M z^l \quad (3)$$

$$a = \sum_{l=1}^M w^l z^l \quad (4)$$

3. Finalmente la salida del sistema difuso:

$$f = \frac{a}{b} \quad (5)$$

Con ayuda de la alimentación hacia atrás (feed-backward), actualizamos los parámetros. Para garantizar que la función objetivo (error) se minimiza, se escogen parámetros que hagan cumplir lo anterior.

$$e = \frac{1}{2} (f - y)^2 \quad (6)$$

1. Para actualizar los pesos de la segunda capa:

$$w^l(q+1) = w^l(q) - \eta (f - y) \frac{1}{b} z^l \quad (7)$$

2. Para encontrar los centros de las funciones de pertenencia.

$$x_i^1(q+1) = x_i^1(q) - \eta (f - y) \frac{w^l - f}{b} z^l \frac{2(x_{0i} - x_i^1)}{(\sigma_i)^2} \quad (8)$$

3. Para los anchos de las funciones de pertenencia.

$$\sigma_i^1(q+1) = \sigma_i^1(q) - \eta \frac{(f - y)}{b} (w^l(q) - f) z^l \frac{2(x_{0i} - x_i^1(q))}{(\sigma_i(q))^3} \quad (9)$$

La alimentación hacia delante y hacia atrás, se realiza hasta que la red esté entrenada. El criterio de parada es que se cumpla un número de barridas (épocas) o que se cumpla la tolerancia. La red puede ser entrenada patrón o por lotes.

### Metodología

Los sistemas por lotes la conversión es en función del tiempo que los reactivos permanecen en el reactor.

#### Modelo matemático de un reactor por lotes.

Considerando el siguiente caso de estudio para el control de temperatura en un reactor batch propuesto por Macchietto y Cott [2], en 1989.

Donde las reacciones consecutivas son las siguientes:



En donde A y B son reactivos, C y D productos siendo el de mayor importancia el producto C, por consiguiente el producto D es no deseado.

Planteando balance de masa para cada componente, haciendo las siguientes consideraciones:

- Reacciones irreversibles.
- Reacciones elementales.

- Mezclado perfecto.
- Volumen constante.

**Balances de masa individuales.**

$$\frac{dM_A}{dt} = -R_1 - R_2 \tag{11}$$

$$\frac{dM_B}{dt} = -R_1 \tag{12}$$

$$\frac{dM_C}{dt} = R_1 - R_2 \tag{13}$$

$$\frac{dM_D}{dt} = R_2 \tag{14}$$

**Balace de energía.**

$$\frac{dT_r}{dt} = \frac{UA(T_j - T_r) - \Delta H_1 R_1 - \Delta H_2 R_2}{M_r C p_r} \tag{15}$$

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{F_j \rho_j C p_j (T_{j,sp} - T_j) - UA(T_j - T_r)}{V_j \rho_j C p_j} \tag{16}$$

**Ecuaciones adicionales.**

$$R_1 = k_1 M_A M_B \tag{17}$$

$$R_2 = k_2 M_A M_C \tag{18}$$

$$k_1 = \exp\left(k_1^1 - \frac{k_1^2}{(T_r + 273.15)}\right) \tag{19}$$

$$k_2 = \exp\left(k_2^1 - \frac{k_2^2}{(T_r + 273.15)}\right) \tag{20}$$

$$M_r = M_A + M_B + M_C + M_D \tag{21}$$

$$C p_r = \frac{C p_A M_A + C p_B M_B + C p_C M_C + C p_D M_D}{M_r} \tag{22}$$

El modelo se resuelve en el simulador comercial de Simulink haciendo uso de los blocks de redes neuronales y las funciones de membresía de la lógica difusa que el simulador proporciona en dicha paquetería siendo el control híbrido el mostrado en la figura 2, y de manera global el mostrado en la figura 3.

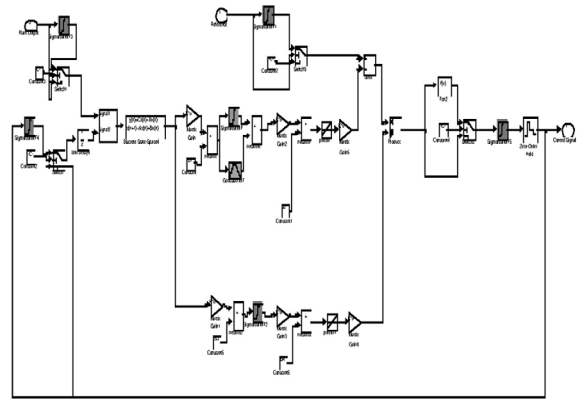


Figura 2. Sistema híbrido de control (control neurodifuso)

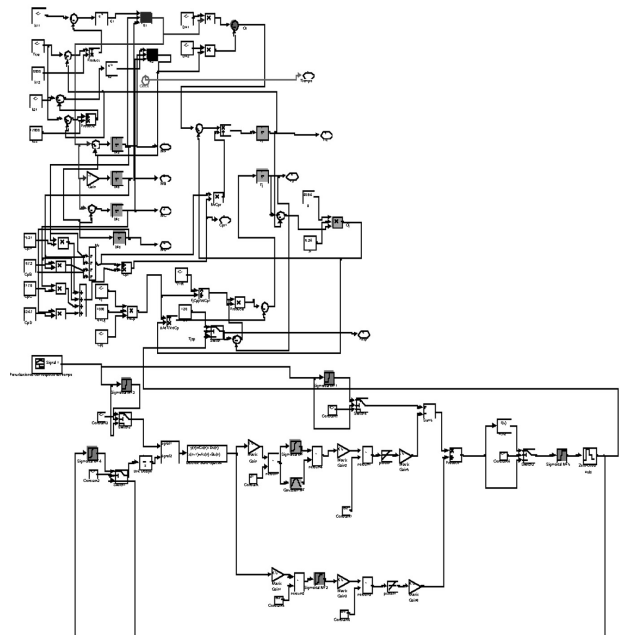


Figura 3 Sistema Neurodifuso

**Resultados**

Los perfiles de temperatura se obtienen de las simulaciones en Simulink [1], siendo los perfiles de temperatura para el control implementado con un sistema neuronal observándose tanto en el perfil de temperatura como en el perfil de concentraciones una respuesta aceptable del sistema de control neuronal (Figura 4 y 6), aplicar el control híbrido (Neurodifuso) los perfiles de temperatura presentan cierta mejoría en relación a la respuesta presentando menor oscilación aunque presentando en una magnitud mínima el incremento del producto deseado (Figura 5 y 7).

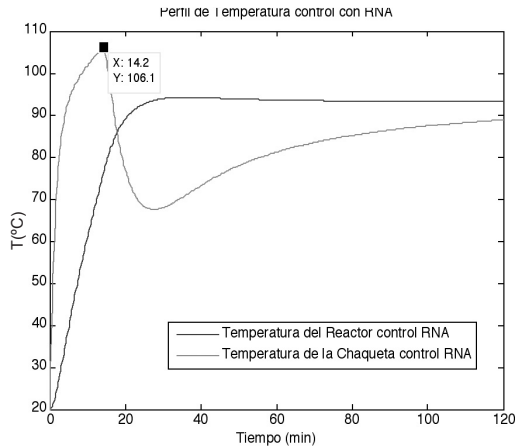


Figura 4 Perfil de Temperatura usando Neurocontrol

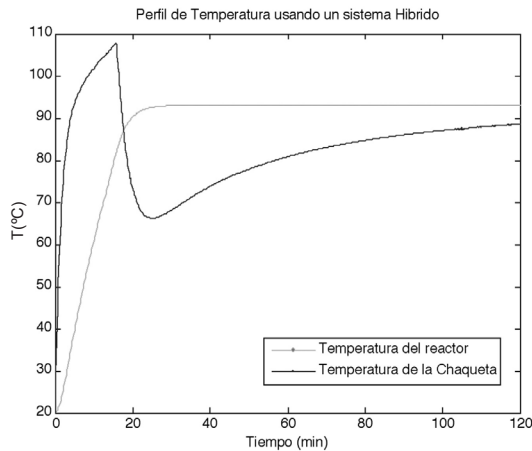


Figura 5 Perfil de Temperatura usando Neurocontrol difuso

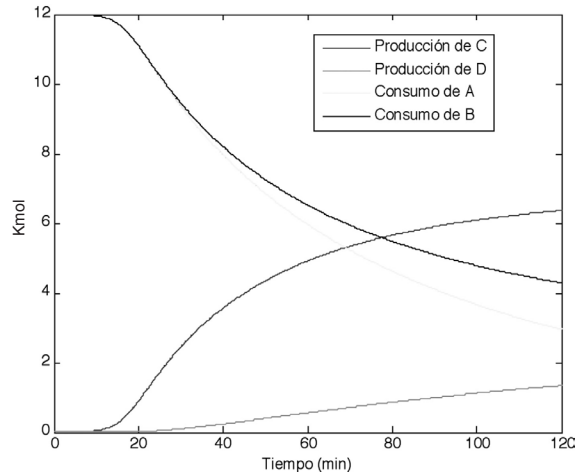


Figura 6 Perfil de concentración con Neurocontrol

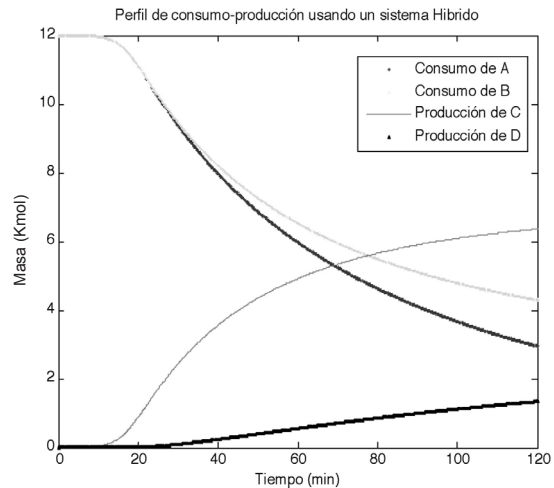


Figura 7 Perfil de concentración con Neurocontrol difuso

**Conclusiones**

La aplicación de la lógica difusa y las redes neuronales dan resultados considerablemente aceptables, al hacer un híbrido como se planteo en el presente trabajo se observa que los resultados tanto de redes neuronales y neurocontrol difuso son semejantes esto debido a que los controladores que hacen uso de redes neuronales son controladores que son altamente efectivos para sistemas altamente no lineales obteniéndose un control de la temperatura en un intervalo entre (93 °C -92 °C) y una concentración final del producto deseado

de 6.43 kmol de D, en diferencia con el control neurodifuso se obtiene un control de temperatura entre un intervalo de (93 °C – 92.5 °C) siendo este control el que reduce en gran medida el intervalo de error del controlador llegándose a presentar una disminución del mismo, aunque el uso de un control neurodifuso dificulta en el entrenamiento de la red neuronal ya que puede presentar sobreaprendizaje la misma, esto si no se opta por el entrenamiento adecuado de la red neuronal, en este trabajo se optó por un entrenamiento de tipo acelerado como lo es el entrenamiento Quasibackpropagation el cual se dispone en las librerías de Simulink de Matlab, evitándose en gran medida el sobre aprendizaje del sistema híbrido planteado.

### Referencias

- [1] Demuth & Beale, (1992), *Neural Network Toolbox User's Guide (For Use with MATLABM)*. H. Demuth, M. Beale The Math Works, Inc.
- [2] Macchietto S., Cott B. J., (1989), "Temperature control of exothermic batch reactors using generic model control". *Ind. Eng. Chem. Res*, 28, 1117.
- [3] Maren J., Abdulkader A., (1990), *Handbook of Neural Computing Applications*. Academic Press Inc.
- [4] Garcés Lina P., Gómez Carmona O. (Dic. 2005). "Secuencia operativa de componentes mediante sistemas neurodifusos para análisis de confiabilidad", *Scientia et Técnica* año XI, N° 29, Porto, Portugal.

**Artículo recibido:** 13 de octubre del 2007

**Aceptado para publicación:** 8 de diciembre del 2007