

CONTROL INTELIGENTE DE UN TANQUE CON AGITACION CONTINUA

Mario A. Muñoz A., Eduardo Caicedo B., Jesús López S.

Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica – Universidad del Valle, Cali, Colombia

Grupo de Percepción y Sistemas Inteligentes

Email: andremun@gmx.net, psi@univalle.edu.co

Resumen: En este trabajo se estudia la simulación de controladores neuronales y difusos en un tanque de calentamiento de agitación continua; y se presenta un análisis comparativo del desempeño de los mismos. Los resultados demostraron la factibilidad y el funcionamiento adecuado de ciertos controles para esta planta y las dificultades que se podrían presentar en la implementación de uno u otro para este caso. El trabajo pretende demostrar la utilidad de estos métodos gracias a su flexibilidad y a la posibilidad de implementar controladores a plantas cuyo modelo matemático exacto se desconoce.

Keywords: Control system design, Fuzzy Control, Intelligent Control, Model-based control, Neural Networks Models, Neural control.

1. INTRODUCCIÓN

Diseñar controladores que no requieran un exhaustivo trabajo matemático es uno de los problemas que posee la teoría de control. La sintonización de controladores del tipo PID, aunque representan un método eficiente y de bajo costo, requiere un amplio trabajo de ingeniería. Las redes neuronales y los controladores difusos representan un método alternativo de solución de problemas de control.

Debido a su característica de aproximador universal de funciones, las redes neuronales permiten realizar controladores que pueden compensar dinámicas indeseadas inclusive sin conocer un modelo exacto de la planta. Los sistemas difusos posibilitan modelar una planta con un escaso conocimiento de la misma y su realización en control es inmediata.

El presente artículo pretende demostrar las ventajas y desventajas de algunos métodos de control inteligente utilizando una planta sencilla de tercer orden de tres entradas y una salida. Se encontró que el uso de controladores neuronales puede mejorar significativamente algunas características de estado transitorio y demostró la facilidad para implementar controladores para múltiples entradas y una sola salida con resultados satisfactorios siempre y cuando

los datos de trabajo correspondan al funcionamiento normal de la planta. En el caso del controlador difuso, gracias a su concepción lingüística muy cercana al razonamiento del experto, fue fácilmente implementado a nivel de simulación. Se observa que presenta un índice de error superior al de los neuro-controladores, pero se compensa con un menor esfuerzo de control.

Con este trabajo se espera entregar una mayor información acerca de las ventajas, desventajas y el posible uso de cada esquema de control para diferentes tipos de plantas y cuales pueden ser las dificultades encontradas al realizar controladores neuronales y difusos.

2. MARCO TEORICO

2.1 El tanque de calentamiento con agitación continua.

La planta utilizada en el presente estudio comparativo corresponde a un tanque de agitación continua (Smith y Corripio, 1991), figura 1. El tanque se utiliza para calentar un flujo en proceso, de manera que se logre una composición uniforme de los componentes previamente mezclados. El control

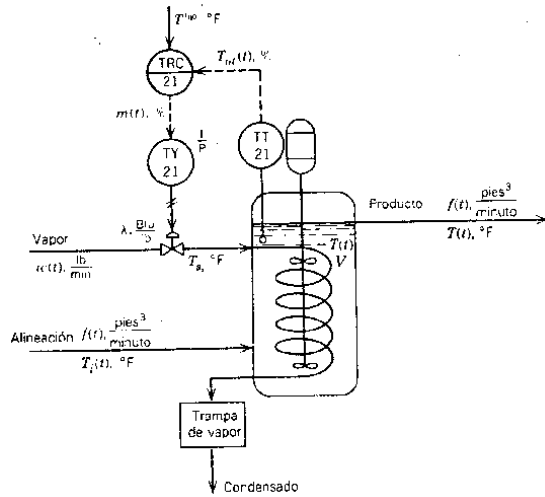


Fig. 1. Tanque de calentamiento con agitación continua.

de temperatura es importante, porque con una alta temperatura se tiende a descomponer el producto, mientras que con una temperatura baja la mezcla resulta incompleta. La sustancia contenida en el tanque se calienta por medio del vapor que se condensa en un serpentín. Para controlar la temperatura del tanque se realiza una acción de control sobre una válvula de vapor.

Las unidades están en el sistema Ingles. La densidad de alimentación ρ es de 68.0 lb/ft^3 y la capacidad calorífica C_p es de $0.80 \text{ BTU/lb}^\circ\text{F}$. En el reactor se mantiene constante el volumen V del líquido a 120 ft^3 . El serpentín consta de 240 ft de tubo de acero de 4 in , calibre 40 con un peso de 10.8 lb/ft , su capacidad calorífica es de $0.12 \text{ BTU/lb}^\circ\text{F}$ y diámetro externo de 7500 in ; el coeficiente total de transferencia de calor u se estima que es de $2.1 \text{ BTU/min} \cdot \text{ft}^2 \cdot ^\circ\text{F}$. Con base en el área externa del serpentín el vapor del que se dispone está saturado y a una presión de 30 psi ; se puede suponer que el calor potencial de condensación λ es constante con un valor de 966 BTU/lb .

En las condiciones de diseño, el flujo de alimentación $F(t)$ es $15 \text{ ft}^3/\text{min}$ a una temperatura $T_i(^{\circ}\text{F})$ de 100° . El contenido del tanque se debe mantener a una temperatura T de 150°F . Las posibles perturbaciones son cambios en la tasa de alimentación $F(t)$ y en la temperatura $T_i(^{\circ}\text{F})$, las cuales se consideraran en este ejercicio como una entrada de la planta más.

La válvula de control está diseñada con una sobrecapacidad del 100% y las variaciones en la caída de la presión se pueden despreciar. La válvula es de igual porcentaje, con un parámetro de ajuste de rango de 50; la constante de tiempo de τ_v del actuador es 0.20 min .

Luego de extraer las ecuaciones que determinan el proceso a partir del balance de energía, se determinan sus funciones de transferencia no parametrizadas.

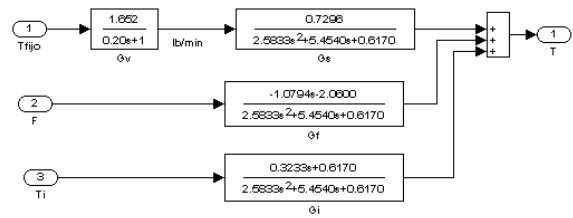


Fig. 2. Diagrama de bloques de la planta a utilizar (Modelo S).

$$G_F(s) = \frac{K_F(\tau_c s + 1)}{(\tau s + 1)(\tau_c s + 1) - K_s} \quad (1)$$

$$G_i(s) = \frac{K_i(\tau_c s + 1)}{(\tau s + 1)(\tau_c s + 1) - K_s} \quad (2)$$

$$G_s(s) = \frac{K_w K_s}{(\tau s + 1)(\tau_c s + 1) - K_s} \quad (3)$$

$$G_v(s) = \frac{K_v}{\tau_v s + 1} \quad (4)$$

Donde (1) corresponde a la relación entre el flujo de sustancia de entrada y la salida, (2) la relación entre la temperatura del flujo de entrada y la salida, (3) la relación entre la temperatura del flujo de vapor en el serpentín y la salida y (4) la función de transferencia correspondiente a la válvula de vapor. A partir de los datos técnicos y los parámetros de diseño del problema, se tienen los siguientes valores de los parámetros:

- $K_f = -2.06 (^{\circ}\text{F} \cdot \text{min})/\text{ft}^3$
- $K_i = 0.617$
- $K_w = 1.905 (^{\circ}\text{F} \cdot \text{min})/\text{lb}$
- $K_s = 0.383$
- $\tau_c = 0.524 \text{ min}$
- $\tau_v = 0.2 \text{ min}$
- $K_v = 1.652 \text{ lb/min}$
- $\tau = 4.93 \text{ mi}$

Reemplazando se obtiene un modelo matemático de la planta a utilizar cuyo diagrama de bloques se presenta en la figura 2.

2.2 Obtención de modelos neuronales a partir de datos experimentales.

Gran parte del trabajo con redes neuronales para un objetivo de control es la búsqueda de modelos directos y / o inversos del proceso a controlar. La obtención de estos modelos se realiza a partir de un experimento que permite obtener datos que reflejen el comportamiento normal de la planta. Estos datos deben cubrir toda la posible área de trabajo del sistema y además, tener suficientes datos para lograr una mayor precisión de los resultados, al realizar el entrenamiento de la red. También es necesario describir un vector regresor que dependerá de las características dinámicas del sistema. La realización de este experimento puede ser en el sitio, por medio

de la incursión de un generador de ruido blanco, si no se posee un modelo matemático de la planta, o durante una simulación, si se posee un modelo preciso de la planta. El problema que se pretende solucionar, corresponde a encontrar modelos que permitirán satisfacer las características de diseño, y por lo tanto, el uso de un experimento adecuado es importante (Norgaard, *et al*, 2000).

2.3 Parámetros de evaluación de desempeño de los controladores digitales

Para evaluar el desempeño de cada uno de los controladores, es necesario tener datos cuantitativos para su comparación. Se han escogido cuatro parámetros comparativos para representar las ventajas y desventajas de cada uno de los controladores (Cardona, 2004).

El primer parámetro utilizado corresponde al tiempo de establecimiento, obtenido por medio de las respuestas gráficas. Se escogió siguiendo el criterio del 5%.

El segundo parámetro corresponde al índice de desempeño de error. Este evalúa la diferencia entre el valor deseado y el valor obtenido en la salida. Se define según la ecuación (5).

$$J_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (r(k-1) - y(k))^2 \quad (5)$$

El tercer parámetro es el índice de esfuerzo de control, que evalúa la diferencia entre una señal "ideal" de control y la entregada por el controlador (6). La señal ideal se encontró a partir de la señal entregada por el controlador filtrada.

$$J_2 = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N (u(k) - \hat{u}(k))^2 \quad (6)$$

El cuarto parámetro es el índice de suavidad en el esfuerzo de control y compara la diferencia entre una muestra anterior de la señal de control y la actual (7). Permite conocer que tan bruscos son los cambios de la señal de control.

$$J_3 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (u(k) - u(k-1))^2 \quad (7)$$

La evaluación comparativa se hará a partir de estos parámetros.

3. SOLUCIÓN DEL PROBLEMA

Para realizar la simulación de los sistemas de control neuronal y difusos, se realizaron modelos en Simulink y MATLAB, programas que ofrecen herramientas muy completas para la manipulación de

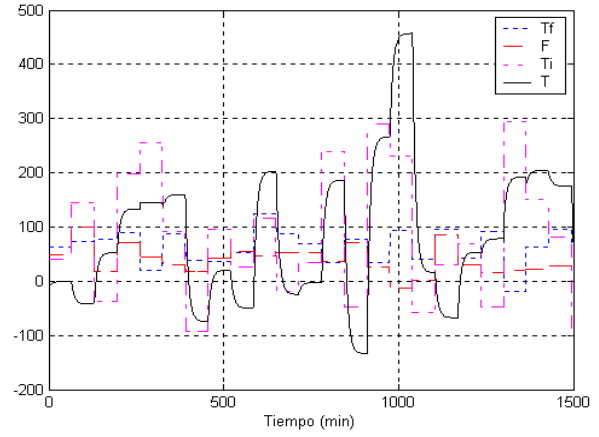


Fig. 3. Resultados del experimento para obtener el modelo directo de la planta.

redes neuronales y sistemas de inferencia difusa (Demuth y Beale, 2001; The MathWorks, 2001).

3.1 Obtención de un modelo directo del tanque de agitación continua.

Para obtener un modelo muy preciso de la planta a controlar, se diseña un experimento que cubra un amplio rango de valores representativos del funcionamiento de la planta. Para esto, fue necesario utilizar un modelo de Simulink de la planta, el cual fue simulado para 1500 unidades de tiempo, con un tiempo de muestreo de 0,7 unidades. Las entradas corresponden a constantes a las cuales se les añadió un ruido blanco gaussiano. Los resultados obtenidos se muestran en la figura 3.

A partir del conocimiento dinámico de la planta, se describe un vector regresor con la siguiente estructura:

$$X(k) = \begin{bmatrix} T(k-1) \\ T(k-2) \\ T(k-3) \\ Tf(k-1) \\ Tf(k-2) \\ F(k-1) \\ F(k-2) \\ Ti(k-1) \\ Ti(k-2) \end{bmatrix} \quad (8)$$

A partir de este vector, se designó una red neuronal de nueve entradas y una salida. Los datos de entrenamiento corresponden a las muestras obtenidas del experimento anterior. Debido al tamaño de los datos, es necesario escalar los datos, ya que el uso de datos muy dispersos y de valores superiores a $[-1,1]$, genera problemas en el entrenamiento de la red. Con estas consideraciones en cuenta, el modelo directo obtenido, después de 100 iteraciones utilizando el algoritmo de entrenamiento Bayesiano, presenta muy

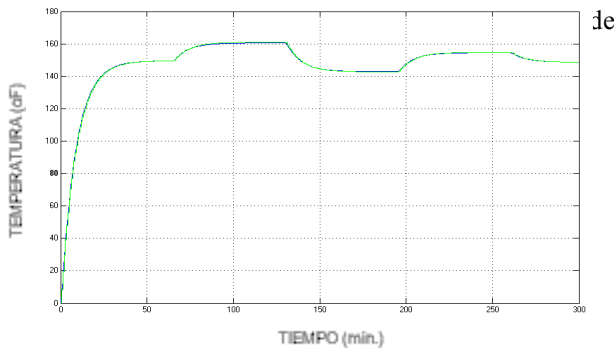


Fig. 4. Resultados comparativos entre el modelo S y el modelo neuronal.

Con la obtención de un modelo neuronal directo de la planta, podemos realizar experimentos y simulaciones a partir de este modelo reemplazando el modelo matemático si este no es disponible.

3.2 Obtención de un modelo inverso del tanque de agitación continua.

El objetivo de un modelo inverso es compensar las características de un sistema, para llevar su respuesta a la unidad. La obtención de un modelo inverso es fundamental para implementar los esquemas de control de modelo inverso o modelo interno. Para realizar este modelo, fue necesario extraer un nuevo conjunto de datos de la planta que se centrara sobre el área de trabajo normal de la planta. Por lo tanto, se cerraron los rangos las entradas correspondientes al flujo F y la temperatura de flujo (T_i) muy cerca de sus puntos de operación normal (15 ft/min. y 100 °F respectivamente). La variación del porcentaje de cierre de la válvula de vapor fue ubicada entre el 0% y 100%, el cual es su normal operación, por medio de un generador de ruido blanco.

Nuevamente, se expreso un vector regresor (9), que permite definir, un conjunto de datos de entrenamiento.

$$X(k) = \begin{bmatrix} R(k) \\ T(k) \\ T(k-1) \\ T(k-2) \\ Tf(k-1) \\ Tf(k-2) \\ F(k-1) \\ F(k-2) \\ Ti(k-1) \\ Ti(k-2) \end{bmatrix} \quad (9)$$

Las salidas corresponden a las variables Tf , F y Ti . Para el entrenamiento se utilizó nuevamente el algoritmo Bayesiano durante 100 iteraciones.

Tabla 1 Base de reglas del sistema de inferencia difuso.

		Derivada de la Salida				
		DF	D	E	C	CF
Error	MC	CP	CP	CM	CM	CM
	C	Q	Q	CP	CP	CM
	OK	AP	AP	Q	CP	CP
	F	AM	AP	AP	Q	Q
	MF	AM	AM	AM	AP	AP

Nuevamente se debieron escalar los datos para que no representen un inconveniente durante el entrenamiento. Se utilizaron las funciones de escalamiento a partir del máximo y el mínimo (premnmx, postmnmx y tranmnmx) incluidas en MATLAB.

3.3 Descripción de un sistema de inferencia Difusa

A partir del conocimiento empírico de la planta obtenido de la observación de los experimentos realizados para extraer los datos de entrenamiento, se diseñó un controlador difuso de tipo PD con salida de acción incremental. La derivada se tomó a partir de la salida del sistema. Se describieron tres conjuntos difusos normalizados de tipo triangular en el intervalo $[-1 \ 1]$. Para la entrada correspondiente al error se escogieron las etiquetas: Muy Caliente (MC), error muy negativo; Caliente (C), error negativo; Apropiaada (OK), Error cero; Fría (F), Error positivo y Muy Fría (MF), Error muy positivo. Para la entrada correspondiente a la derivada se escogieron las etiquetas: Decrecimiento Fuerte (DF), se esta enfriando rápidamente; Decrecimiento (D), se esta enfriando lentamente; Estable (E), se mantiene en un nivel; Crecimiento (C), se esta calentando lentamente y Crecimiento Fuerte (CF), se esta calentando rápidamente. Finalmente para la salida, se escogieron las etiquetas: Cerrar Mucho (CM), Cerrar (C), No Actuar (Q), Abrir (A) y Abrir Mucho (AM). La tabla 1 muestra la base de reglas implementada en el sistema de inferencia difusa.

4. RESULTADOS

4.1 Resultados obtenidos por medio del control por modelo inverso.

El control por modelo inverso ubica un controlador basado en el modelo inverso de una planta en serie con el proceso a controlar. Debido a que se poseen los modelos entrenados, se realizaron diversas pruebas para comprobar el funcionamiento del sistema, al cual se le sometió a una referencia cambiante y a disturbios en las entradas F y Ti del modelo S. El trabajo del esquema es satisfactorio frente a una referencia cambiante (figura 5). Sin embargo, resulta inapropiado cuando se presentan disturbios en las entradas (figura 6). Se pueden

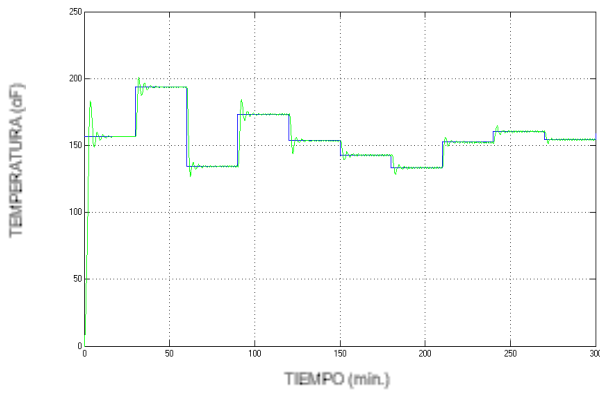


Fig. 5. Respuesta del sistema con controlador de modelo inverso. En este caso, se realizan modificaciones al punto de operación

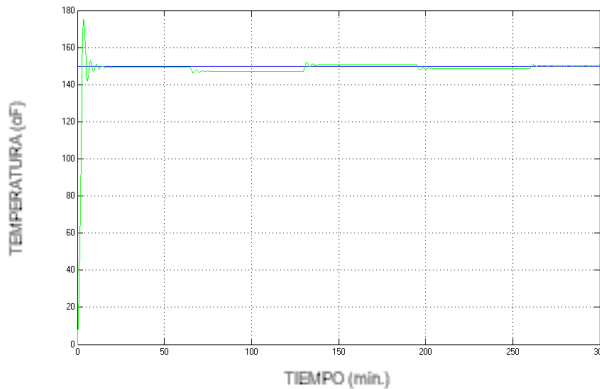


Fig. 6. Respuesta del sistema con controlador de modelo inverso. En este caso se han incluido disturbios de flujo y temperatura.

observar altos sobrepasos en la salida debido a grandes esfuerzos de control.

4.2 Resultados obtenidos por medio del control por modelo interno.

El control por modelo interno aumenta un modelo directo en paralelo con la planta, cuyo objetivo es eliminar los disturbios de estado estable que se puedan presentar, los cuales no fueron eliminados eficientemente por el modelo inverso. Se realizaron pruebas incluyendo disturbios de estado estable a la planta, por medio de las entradas de Flujo y temperatura de flujo de la planta (figura 7). Como se puede observar, es notoria la mejora de la respuesta frente a perturbaciones, lo que permite realizar un control más preciso del proceso.

4.3 Resultados obtenidos por medio del método por control predictivo.

El esquema de control predictivo es una herramienta incluida en el paquete de Simulink. Esta incluye una red neuronal que actúa como predictor de la próxima salida de la planta, indicando cuanto debe ser la acción de control para incrementar la respuesta y lograr una acción mas rápida. Se entrenó la red predictora, a partir de datos obtenidos por un experimento realizado por la herramienta. Se ajustó

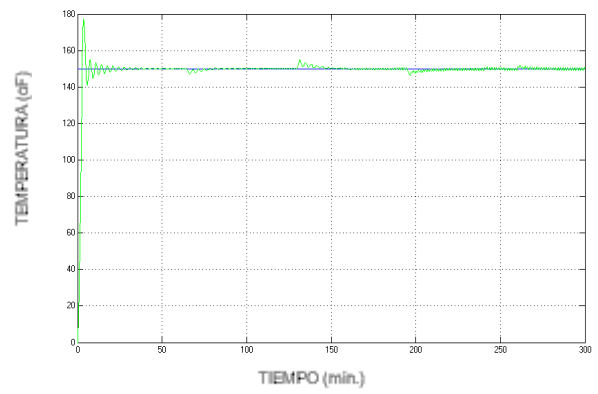


Fig. 7. Respuesta del sistema con controlador de modelo interno frente a disturbios. Los picos mayores se presentan al aparecer un disturbio.

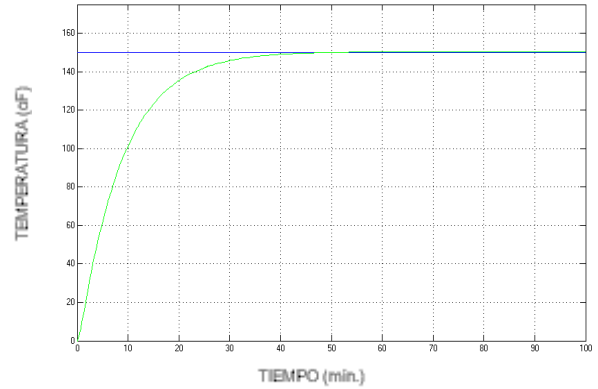


Fig. 8. Respuesta del sistema con controlador de modelo predictivo. Como se puede observar, el sistema no incrementa significativamente su velocidad.

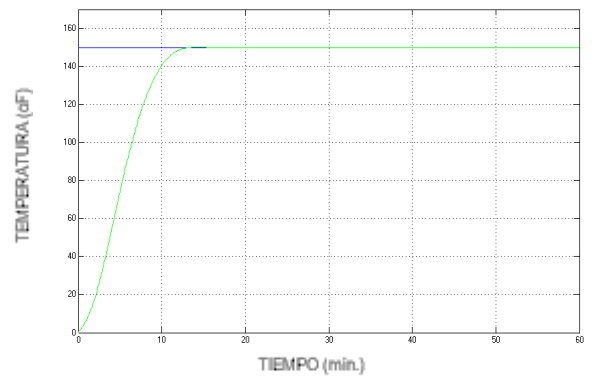


Fig. 9. Respuesta del sistema con controlador difuso.

el horizonte de costo N_2 en 2, el horizonte de control N_u en 2, el factor de control de peso ρ en 20 y el parámetro de búsqueda α en 0.1, cuyos valores ofrecieron los mejores resultados.

Se realizaron pruebas con un escalón (figura 8) la cual demostró que la velocidad del sistema no mejora sustancialmente. Se incluyeron disturbios en las entradas F y T_i . Este experimento arroja resultados bastante pobres. El alto costo computacional de esta herramienta, hace que su desempeño sea lento con respecto a los otros métodos.

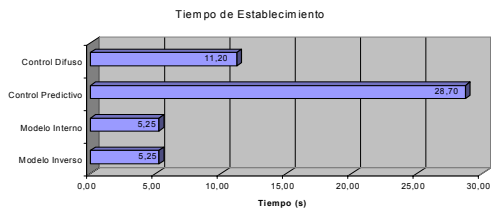


Fig. 10. Tiempos de establecimiento

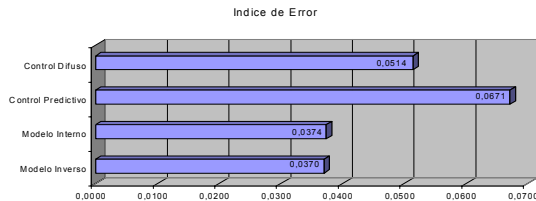


Fig. 11. Índice de error

4.4 Resultados obtenidos por medio del método por control difuso.

Para completar el controlador difuso, a partir del sistema de inferencia descrito en la sección 3.3, se aumentaron las constantes de proporcionalidad (Passino y Yurkovich, 1998). Se tomaron valores de estas constantes para el error de 0.005, para la derivada de 0.02 y para la salida de 95. La respuesta al escalón (figura 9) es bastante satisfactoria con estos valores. El incremento de la constante derivativa aumenta el sobrepaso y también el tiempo de establecimiento.

4.5 Análisis de los índices de desempeño

Para realizar el análisis por medio de los índices de desempeño, se realizaron experimentos iguales para todos los controladores. Se obtuvieron 143 muestras sobre un experimento de 100 unidades de tiempo, sobre un escalón de amplitud 150. Los datos fueron normalizados con las funciones de máximo y mínimo incluidas en MATLAB. Los resultados del tiempo de establecimiento (figura 10), índice de error (figura 11), índice de esfuerzo de control (figura 12) e índice de suavidad (figura 13), muestran diferencias sustanciales entre los métodos predictivo y difuso con los basados en modelos.

5. CONCLUSIONES

Se demostró las ventajas de usar uno u otro método para trabajar con esta planta. Cabe anotar que el uso del control predictivo, aunque muestra índices de esfuerzo menores, sus desventajas son muy fuertes. Sin embargo, el uso de algoritmos más estructurados puede ayudar a reducir no solo el esfuerzo computacional, sino a mejorar la respuesta transitoria. Los esquemas neuronales de modelos, pese a que mejoran sustancialmente la velocidad de respuesta, poseen esfuerzos dañinos para un actuador real. La adición de un filtro de primer orden

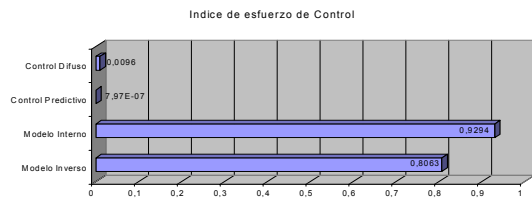


Fig. 12. Índice de esfuerzo de control

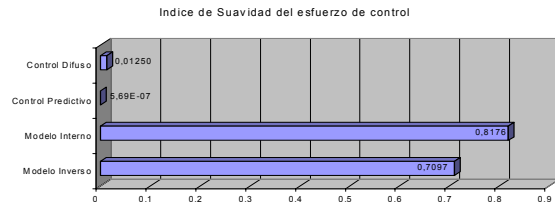


Fig. 13. Índice de suavidad en el esfuerzo de control

con una característica dinámica deseada es una solución para disminuir los sobrepasos. Se puede observar la utilidad de estos controladores para sistemas MISO hasta 4 entradas y hasta tercer orden. A partir de aquí, la red puede volverse poco práctica y presentar problemas de convergencia. Otro problema observado se refiere a las oscilaciones de baja amplitud presentes en el sistema que representan problemas de estabilidad en el controlador.

Se destaca la utilidad de las redes neuronales como generadores de modelos de caja negra para los sistemas. Si este modelo es lo suficientemente exacto, puede reemplazar al modelo matemático para realizar simulaciones antes de implementar el controlador con la planta real. Esto permite comprobar que el controlador desarrollado es adecuado para el trabajo.

Finalmente, se destaca el buen desempeño del controlador difuso. No solo presenta una buena respuesta transitoria, sino que sus índices de esfuerzo fueron bajos. La correcta construcción de una base de reglas y la experimentación con las constantes de escalamiento, permitieron un excelente desempeño.

REFERENCIAS

- Cardona, J. (2004). *Control Inteligente en un Entorno de Instrumentación Virtual*. Universidad del Valle. Cali – Colombia.
- Demuth, H. y Beale, M. (2001). *Neural Network Toolbox for use with MATLAB*. The MathWorks.
- Norgaard, M. et al. (2000). *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems*. Springer. London.
- Passino, K. y Yurkovich, S. (1998). *Fuzzy Control*. Addison-Wesley Longman, Inc.
- Smith, C. A. y Corripio A. B. (1991). *Control Automático de procesos – Teoría y Practica*. Noriega Editores. México DF.
- The MathWorks (2001). *Fuzzy Logic Toolbox for use with MATLAB – Version 2.0*