

# Control Neuroborroso en Red. Aplicación al Proceso de Taladrado de Alto Rendimiento

Agustín Gajate, Rodolfo E. Haber

Instituto de Automática Industrial (CSIC)  
Carretera de Campo Real km. 0,200, Arganda del Rey, 28500, Madrid,  
España (e-mail: [gajate@iai.csic.es](mailto:gajate@iai.csic.es), [rhaber@iai.csic.es](mailto:rhaber@iai.csic.es))

Resumen: Este trabajo muestra el diseño y la implementación de un sistema neuroborroso para el modelado y control en red de un proceso de taladrado de alto rendimiento. El sistema neuroborroso considerado en este estudio es el conocido como *Adaptive Network based Fuzzy Inference System* (ANFIS), en el que las reglas borrosas se obtienen a partir de datos entrada/salida. Para el diseño del sistema de control se ha elegido el paradigma del control por modelo interno. Los resultados obtenidos son positivos tanto en la simulación como en la aplicación al control en red de la fuerza de corte. Desde el punto de vista técnico, se aumenta la tasa de arranque de material y al mismo tiempo se garantiza un aprovechamiento efectivo de la vida útil de la herramienta de corte. Este buen comportamiento del sistema de control neuroborroso basado en control por modelo interno se ha verificado por medio de varias cifras de mérito. Copyright © 2009 CEA.

Palabras Clave: sistemas neuroborrosos, control por modelo interno, control en red, taladrado de alto rendimiento.

## 1. INTRODUCCIÓN

Los procesos de fabricación constituyen por su variedad y complejidad un sector industrial con un gran impacto en el PIB de las naciones desarrolladas. La actividad de fabricación en Europa representa aproximadamente el 22% de PIB. Entre las tareas básicas de estos procesos de fabricación están las de arranque de material, conformado, soldado y ensamblado.

El proceso de taladrado constituye uno de los procesos de fabricación más intensamente utilizados en la industria. Sin embargo es uno de los que menos atención ha recibido con vistas a mejorar la eficiencia (e.g., mayores tasas de arranque de material, mejor aprovechamiento de la vida útil de las brocas) a través de la aplicación de técnicas de control.

Por otra parte, las técnicas de Inteligencia Artificial (IA) y los métodos de inspiración biológica y física están influyendo de forma decisiva en los caminos utilizados para diseñar e implementar nuevos sistemas de control en red para optimizar procesos de fabricación como el taladrado. Estos temas están recibiendo, por separado, un impulso extraordinario. Sin embargo, es necesario desarrollar métodos que aprovechen la sinergia entre técnicas de Inteligencia Artificial, métodos computacionales avanzados, software para tiempo real y comunicaciones. De este modo se pueden alcanzar diseños de sistemas de control en red cualitativamente superiores y aplicarlos a la mejora de estos procesos.

El uso masivo de las técnicas de IA en el control ha sido consecuencia, en buena medida, de que las técnicas clásicas no han producido en algunos casos los resultados deseados y se han mostrado efectivas sólo en las condiciones teóricas de diseño. Además, las prestaciones de los reguladores clásicos se deterioran considerablemente en presencia de incertidumbre y de no linealidades.

En la última década, en el campo de las técnicas de IA, la hibridación ha conducido a novedosos sistemas neuroborrosos. Sistemas conocidos por sus acrónimos como ANFIS, FuNN, REFuNN, DENFIS, HyFIS, TWNFI facilitan tareas como el modelado y el control de sistemas no lineales y de gran complejidad (Babuska and Verbruggen, 2003; Denai, *et al.*, 2007; Jang, 1993; Kasabov, 1996; Kim and Kasabov, 1999; Song and Kasabov, 2006). Una de las ventajas de estas estrategias es que combinan la transparencia semántica y la robustez intrínseca de los sistemas borrosos con la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales. Entre todos, el sistema neuroborroso conocido como *Adaptive Network based Fuzzy Inference System* (ANFIS) es, además del trabajo pionero, el más sencillo computacionalmente y viable para aplicaciones en tiempo real.

La aplicación de los sistemas neuroborrosos al control pasa necesariamente por la utilización de un método de diseño que satisfaga los requisitos del mismo. El paradigma del Control por Modelo Interno (CMI) constituye un enfoque bien establecido para el diseño de controladores, que utiliza explícitamente al modelo del proceso en el diseño del sistema de control (Goodwin, *et al.*, 2001; Kambhampati, *et al.*, 2000). En general, la inversión de modelos no lineales no es una tarea fácil, y pueden no existir soluciones analíticas, de modo que las soluciones tienen que calcularse numéricamente. Otro problema es que la inversión del modelo del proceso puede conducir a controladores inestables (Carotenuto, 2001).

La utilización de sistemas ANFIS en el control por modelo interno tuvo sus primeras realizaciones a mediados de los años 90 (Dash, *et al.*, 1997). Varios investigadores han desarrollado aplicaciones para el control de variables de procesos continuos tales como pH (Saludes and Fuente, 2007) y temperatura en el interior de un horno (Vieira, *et al.*, 2004). La aplicación de redes

neuronales y controladores borrosos basados en CMI ha tenido muy buenos resultados en el control de procesos de fresado (Haber and Alique, 2004; Haber, *et al.*, 2005). Sin embargo estas aplicaciones no se han extendido al taladrado.

Este trabajo está dirigido hacia el mejoramiento del proceso de taladrado mediante un CMI neuroborroso de la fuerza de corte a través de una red Profibus. Profibus es uno de los buses de campo más ampliamente utilizados en la industria que opera en base a relaciones maestro-esclavo entre dispositivos conectados a la red. Los sistemas de control basados en Profibus están afectados por el *jitter* debido a la transmisión de datos y a la actividad asincrónica llevada a cabo por los maestros (Vitturi, 2004). La variable controlada es medida directamente de una plataforma dinamométrica, mientras que la acción de control es enviada a través de la red. Esto conlleva ineludiblemente la aparición de retardos. En este trabajo se trata el diseño considerando la existencia de un retardo máximo que incluye tanto la dinámica propia del proceso como la red.

El principal objetivo técnico es incrementar la tasa de arranque de material y alargar la vida útil de la herramienta. Además, se trata de diseñar un controlador que funcione adecuadamente ante diferentes condiciones de corte, diferentes materiales y en presencia de incertidumbre y no linealidades.

Este artículo está organizado en seis apartados. En el apartado 2 se hace una breve descripción del proceso de taladrado de alto rendimiento. En el apartado 3 se explica el sistema neuroborroso ANFIS para posteriormente, en el apartado 4, mostrar el paradigma del control por modelo interno basado en este sistema. En el apartado 5 se muestran y analizan los resultados de la simulación y la evaluación experimental del control neuroborroso en red. Por último, en el apartado 6 se presentan las conclusiones.

## 2. EL PROCESO DE TALADRADO DE ALTO RENDIMIENTO

El taladrado es uno de los procesos más intensamente utilizados en la fabricación de componentes aeronáuticos, del automóvil y, en general, en la fabricación de moldes y matrices. Debido a la feroz competencia por los mercados, uno de los principales objetivos de las empresas es reducir al máximo los tiempos de fabricación y aumentar la calidad de sus productos. La reducción del tiempo de producción en un proceso de taladrado está relacionada directamente con una mayor tasa de arranque de material, con un aprovechamiento de toda la vida útil la herramienta de corte (minimizando rotura o aceleración del desgaste) y con la obtención de la calidad requerida en el acabado. Se trata de un proceso de taladrado de alto rendimiento cuando se trabaja a altas velocidades de corte considerando las restricciones del material (dureza), la herramienta y la propia máquina herramienta.

De todas las variables que influyen de forma determinante en el proceso de taladrado, la fuerza de corte es la más importante. El incremento en la tasa de arranque de material guarda relación directa con el mantenimiento de la fuerza constante en toda la operación. La fuerza de corte se puede mantener constante modificando en tiempo real la velocidad de avance de la herramienta de corte sobre el material. Maximizar la fuerza de corte en la operación produce un incremento en la tasa de

arranque de material pero acelera el desgaste de la herramienta de corte, su posible rotura, y se pueden producir daños en la calidad de la pieza. De este modo, no solo es importante mantener la fuerza de corte constante, también hay que obtener un buen comportamiento dinámico a lazo cerrado (sin oscilaciones ni sobrepaso). De este modo, se alarga la vida útil de la herramienta de corte.

A partir del análisis sistémico del proceso y del conocimiento técnico del mismo se considera el sistema de una entrada y una salida. Como entrada se tiene la velocidad de avance de la herramienta de corte ( $f$ ), y como salida, la fuerza media de corte ( $F$ ) cuya importancia ya fue explicada.

El proceso de taladrado está considerado un proceso no lineal. Sin embargo, la representación mediante un modelo lineal proporciona una descripción aproximada del proceso, que ayuda a investigar y analizar las posibles vías de mejoras mediante sistemas de control. En este trabajo se ha utilizado como base un modelo lineal representado por una función de transferencia de tercer orden (Del Toro, *et al.*, 2007):

$$G_p(s) = \frac{F(s)}{f(s)} = \frac{10.26}{0.005241s^3 + 0.09376s^2 + 0.5414s + 1} e^{-0.4s} \quad (1)$$

donde  $f(s)$  es la velocidad de avance,  $F(s)$  es la fuerza de corte y  $G_p(s)$  es la función de transferencia del proceso en el dominio de Laplace.

En dicho trabajo se comprobó experimentalmente que la fuerza de corte tiene una relación directa con la velocidad de avance. El modelo lineal representado describe de forma aproximada el comportamiento dinámico del proceso de taladrado para una condición de operación determinada y considerando una profundidad de corte pequeña (menor que un quinto del diámetro de la broca).

Tal y como se aprecia en (1), el modelo incluye un retardo. A partir de los ensayos experimentales realizados y de acuerdo al modelo obtenido por Del Toro, *et al.* (2007), el máximo retardo estimado es de 0.4 segundos, incluyendo tanto el tiempo muerto del proceso como el retardo inducido por la red.

## 3. SISTEMA NEUROBORROSO

El sistema ANFIS es uno de los primeros sistemas neuroborrosos conocidos (Jang, 1993). Su principio se basa en la extracción de reglas borrosas en cada nivel de una red neuronal. Una vez obtenidas las reglas, éstas deben proporcionar la información necesaria del comportamiento global del proceso.

ANFIS implementa el modelo de Takagi-Sugeno para la estructura de las reglas *If-Then* del sistema borroso. La arquitectura de ANFIS dispone de cinco capas, tal y como se muestra en la Figura 1. Los nodos representados con cuadrados son nodos cuyos parámetros son ajustables, mientras que los nodos representados por círculos son nodos fijos.

A continuación se presenta ANFIS para el caso particular de un sistema de una entrada y una salida (Denai, *et al.*, 2006). En la primera capa se produce el emborronado (2). La salida de cada nodo se representa por  $O_{l,i}$ , donde  $i$  es el  $i$ -ésimo nodo de la capa  $l$ .

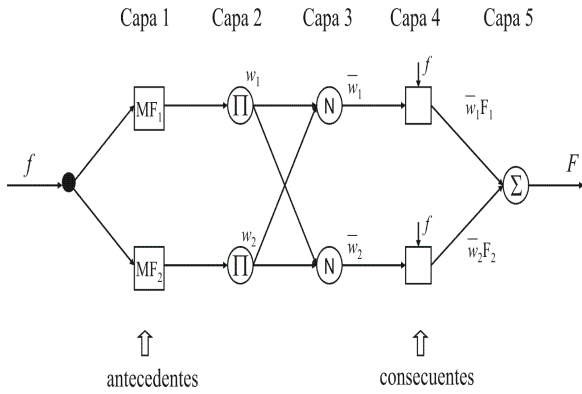


Figura 1. Arquitectura del sistema ANFIS

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(f) \quad (2)$$

$f$  es la variable velocidad de avance que entra al nodo y  $A_i$  es el conjunto borroso asociado al nodo. Si utilizamos una función Gaussiana como función de pertenencia borrosa obtendríamos la siguiente expresión, donde  $a_i$ ,  $b_i$  y  $d_i$  son los parámetros antecedentes ajustables:

$$\mu_{A_i}(f) = \frac{1}{1 + [((f - d_i) / a_i)^2]^{b_i}} \quad (3)$$

En la segunda capa se multiplican las señales de entrada. La salida de esta capa es el resultado de aplicar la regla del máximo. La tercera capa normaliza la importancia de cada regla.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(f) \quad (4)$$

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (5)$$

La cuarta capa calcula el consecuente, es decir, la función de Takagi-Sugeno para cada regla borrosa, donde  $m_i$  y  $c_i$  son los parámetros consecuentes.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i F_i = \bar{w}_i (m_i f + c_i) \quad (6)$$

Por último, la quinta capa realiza el desemborronado como sigue:

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i F_i = \frac{\sum_i w_i F_i}{\sum_i w_i} \quad (7)$$

ANFIS utiliza como estrategia de aprendizaje la retropropagación o propagación hacia atrás de los errores para determinar el antecedente de las reglas. El consecuente de la regla se estima por medio del método de los mínimos cuadrados. En el primer paso o “paso hacia adelante”, los modelos de entrada son propagados y los consecuentes óptimos son estimados por un procedimiento iterativo de mínimos cuadrados, mientras que los antecedentes permanecen fijos. En el segundo paso o “paso hacia atrás” se utiliza el procedimiento de retropropagación de errores para modificar los antecedentes mientras los consecuentes permanecen constantes. Este procedimiento se

repite hasta que se alcanza la condición de parada (criterio de error).

Cuando los valores de los antecedentes son fijos, la salida general del sistema puede expresarse como una combinación lineal de los consecuentes (8). Por otra parte, los antecedentes son actualizados por un criterio de “gradiente-descendente” (10), siendo  $\eta$  la tasa de aprendizaje para  $a_{ij}$ .

$$F = [\bar{w}_1 f \quad \bar{w}_1 \quad \bar{w}_2 f \quad \bar{w}_2] \cdot \begin{bmatrix} m_1 \\ c_1 \\ m_2 \\ c_2 \end{bmatrix} = \bar{f} \cdot \bar{W} \quad (8)$$

Si  $\bar{f}$  es una matriz invertible

$$\bar{W} = \bar{f}^{-1} \cdot F \quad (9)$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad (10)$$

#### 4. CONTROL POR MODELO INTERNO BASADO EN ANFIS

Desde el punto de vista clásico, el control por modelo interno utiliza un esquema de control en lazo cerrado en el que intervienen tanto un modelo directo ( $G_M$ ) del proceso a controlar ( $G_P$ ) situado en paralelo con éste, así como un modelo inverso ( $G_M'$ ). Las perturbaciones están representadas por  $d$  (Figura 2).

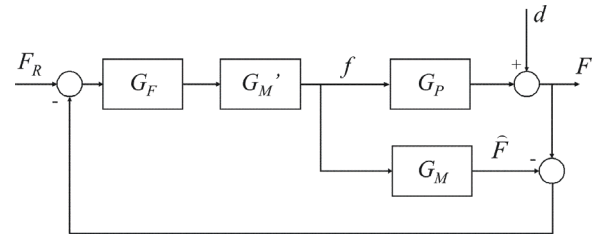


Figura 2. Esquema de control por modelo interno

La utilización del paradigma de CMI garantiza teóricamente la robustez y estabilidad del sistema de control en presencia de perturbaciones externas.

El filtro  $G_F$  se incluye en el sistema de control con el objetivo de reducir la ganancia de alta frecuencia y mejorar la robustez del sistema. También sirve para suavizar los cambios rápidos y bruscos en las señales, mejorando la respuesta del controlador.

$$G_F(z) = \frac{1 - k_2}{z - k_1} \quad (11)$$

donde  $k_1$  y  $k_2$  son parámetros de diseño y usualmente  $k_1 = k_2$ .

Un esquema de CMI puede ser implementado usando un sistema neuroborroso ANFIS. Primeramente el sistema ANFIS se entrena para que aprenda la dinámica del proceso por medio de datos entrada-salida. De este modo se obtiene el llamado modelo directo. Otro sistema ANFIS es entrenado para aprender la dinámica inversa del proceso y funcionar como controlador no

lineal. De este modo se obtiene el llamado modelo inverso. A continuación describimos ambos procedimientos.

En este trabajo se han utilizado datos reales de fuerza de corte y velocidad de avance obtenidos experimentalmente. Para el modelo directo se ha considerado como variable de entrada la velocidad de avance y como variable de salida la fuerza de corte media.

Con el objetivo de realizar un mejor ajuste del modelo se obtuvo un modelo inicial introduciendo un conjunto de datos de entrenamiento (133 datos) al sistema neuroborroso. Posteriormente, se ajustaron los parámetros del modelo creado inicialmente, introduciendo al sistema neuroborroso un conjunto de datos de prueba (128 datos) distintos de los anteriores.

Los datos experimentales se obtuvieron de pruebas realizadas sobre probetas de fundición nodular GGG40, material muy utilizado en la industria aeroespacial. Las condiciones nominales de operación fueron velocidad de giro de 870 rpm, velocidad de avance inicial de 100 mm/min, y profundidad de corte de 15 mm.

En la fase de obtención de los modelos son modificables ciertos parámetros tales como el número de funciones de pertenencia en el emborronado, la clase o tipo de dichas funciones, así como el orden de las reglas Takagi-Sugeno de desemborronado. Asimismo, se puede mejorar la precisión del modelo cambiando los parámetros del proceso de aprendizaje (método, número de iteraciones, tamaño del paso, etc.). La elección de las variables correctas y los parámetros óptimos se ha realizado a partir de un compromiso entre el criterio de error de la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) y la respuesta dinámica del modelo.

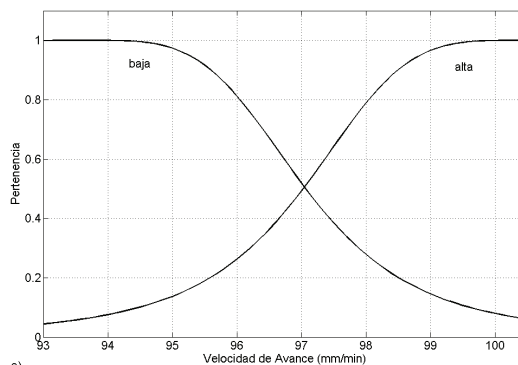
Se analizaron sistemas Takagi-Sugeno de orden cero y de primer orden, con funciones de pertenencia gaussianas, sigmoideas, triangulares y trapezoidales, desde dos hasta nueve funciones de pertenencia. El mejor resultado para los modelos directo e inverso se obtuvo con dos funciones de pertenencia en la fase de emborronado, siendo dichas funciones del tipo campana de Gauss (3), y con reglas de Takagi-Sugeno de primer orden (Figura 3). El aumento del número de funciones de pertenencia y del orden de los sistemas T-S no produjo mejoras significativas en la precisión.

Tal y como se ha comentado anteriormente, la obtención del modelo inverso no se ha realizado invirtiendo el modelo. Se ha realizado otro entrenamiento con la fuerza media como entrada y la velocidad de avance como salida.

Los parámetros de entrenamiento fueron 100 iteraciones del algoritmo (un mayor número de iteraciones provoca un sobreentrenamiento y, como resultado de éste, picos indeseados en la salida del sistema), modo de entrenamiento híbrido (únicamente con retropropagación del error no se alcanza el valor de salida deseado) y tamaño del paso de 0.01 (el aumento de este valor no produce una mejora significativa de la salida y si un mayor cómputo de operaciones).

Por motivos de rapidez y sencillez, la obtención de los modelos se realizó en Matlab. El tiempo de entrenamiento en los modelos fue de 0.14 segundos tanto para el modelo directo como para el inverso. Estos tiempos se obtuvieron en un ordenador con

procesador Intel Core2 CPU 6400 - 2.13 GHz con sistema operativo Windows XP Profesional. El entrenamiento realizó *off-line*.



Funciones Takagi-Sugeno de salida:

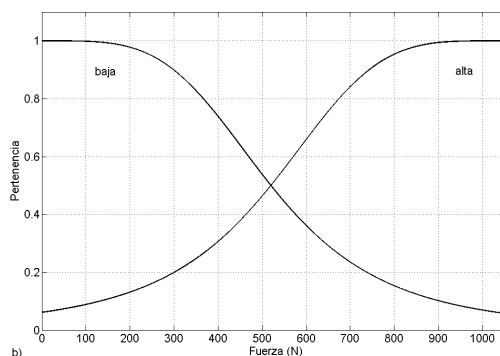
$$Fuerza\ Media\ (baja) = -62.3 f + 6786\ N$$

$$Fuerza\ Media\ (alta) = -322.9 f + 3.2 \cdot 10^4\ N$$

Regla 1: Si *Velocidad de Avance* es “baja”, entonces *Fuerza Media* es “baja”

Regla 2: Si *Velocidad de Avance* es “alta”, entonces *Fuerza Media* es “alta”

Figura 3. a) Funciones de pertenencia, reglas y salidas del modelo directo ANFIS



Funciones Takagi-Sugeno de salida:

$$Veloc.\ Avance\ (baja) = -0.005 F + 99.2\ mm/min$$

$$Veloc.\ Avance\ (alta) = -0.02 F + 113.9\ mm/min$$

Regla 1: Si *Fuerza Media* es “baja”, entonces *Velocidad de Avance* es “baja”

Regla 2: Si *Fuerza Media* es “alta”, entonces *Velocidad de Avance* es “alta”

Figura 3. b) Funciones de pertenencia, reglas y salidas del modelo inverso ANFIS

Se eligieron modelos que, *a priori*, tienen un error medio cuadrático mayor que otros modelos. Esta elección se hizo teniendo en cuenta el comportamiento dinámico (respuestas sin oscilaciones) y la sencillez del modelo. Un requisito fundamental del modelo directo es que la respuesta transitoria debe ser buena por la influencia negativa que tiene el sobrepaso en la vida útil de la broca.

Las respuestas de los modelos directo e inverso aparecen representadas en la Figura 4. El error medio cuadrático (RMSE) para ambos modelos aparece resumido en la Tabla 1.

**Tabla 1. Errores RMSE de los modelos creados**

Modelo	RMSE - datos de entrenamiento	RMSE - datos de verificación
Directo	1.94 %	5.18 %
Inverso	0.39 %	0.68 %

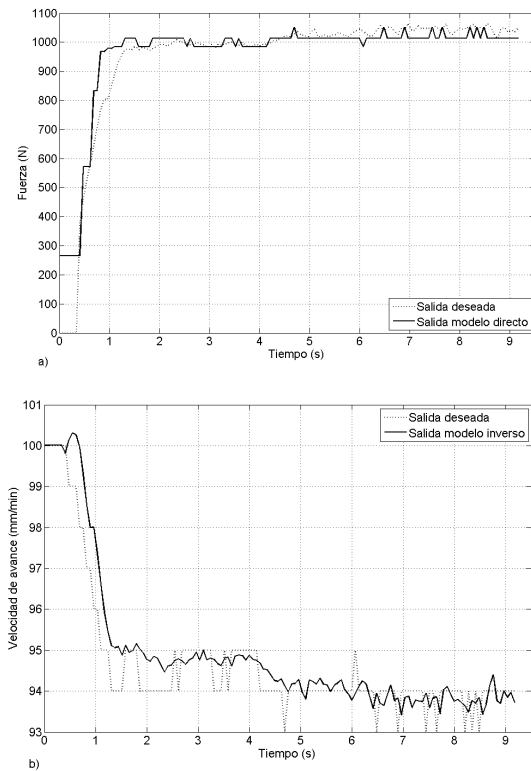


Figura 4. a) Respuesta del modelo directo y b) respuesta del modelo inverso

### 5. SIMULACIÓN Y EVALUACIÓN EXPERIMENTAL

Una vez creados los modelos neuroborrosos directo e inverso se estudió el comportamiento del sistema mediante simulación utilizando el modelo (1). El principal objetivo es obtener una respuesta transitoria sin sobrepaso o máximo pico (Ovt. = 0%), con un tiempo de establecimiento inferior a 2 segundos utilizando como condiciones iniciales las proporcionadas por el manual del fabricante de la herramienta para la combinación dada de material y broca.

En la fase de simulación se consideró sólo el retardo entre la acción de control y el proceso, tal y como sucede en el proceso de taladrado real. Asimismo, se incluyó una perturbación o ruido aditivo a la salida con el fin de emular la influencia de las perturbaciones sobre el sistema de control. La perturbación  $d(t)$  tiene la siguiente forma:

$$d(t) = A \cdot (\sin(2wt) + \sin(3wt) + \sin(4wt) + \sin(5wt)) \quad (12)$$

siendo  $w = 7.61$ . Esta frecuencia se corresponde con la mayor de las frecuencias de los polos del sistema de tercer orden que

representa de manera aproximada el proceso de taladrado (1). La amplitud de la perturbación es  $A = 10$ .

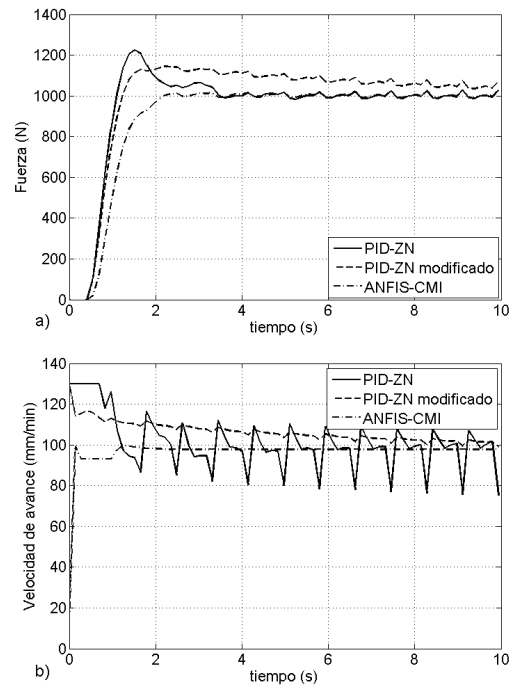


Figura 5: Simulación del sistema: a) respuesta del sistema ante un escalón y b) acción de control correspondiente

La Figura 5 muestra el estudio mediante simulación del comportamiento del sistema de control por modelo interno en el que está actuando la perturbación (12). Nuevamente, se ha considerado un retardo máximo en la red de 0.4 segundos y un valor de referencia de  $F_R = 1000N$ . En el estudio comparativo se ha incluido un regulador PID por su amplia utilización en el control de procesos a nivel industrial. Además se pretende aprovechar el acervo en el control del proceso de taladrado de alto rendimiento (Haber-Haber, *et al.*, 2007) y en los sistemas de control en red Profibus (Lee, *et al.*, 2003):

$$\begin{aligned}
 f[k] &= f_p[k] + f_i[k] + f_d[k] \\
 f_p[k] &= K_p \cdot e[k] \\
 f_i[k] &= f_i[k-1] + \left( \frac{K_p \cdot h}{T_i} \right) \cdot e[k] \\
 f_d[k] &= \frac{T_d}{T_d + N \cdot h} f_d[k-1] + \frac{K_p \cdot T_d \cdot N}{T_d + N \cdot h} \cdot (e[k] - e[k-1]) \\
 e[k] &= F_r - F[k]
 \end{aligned} \quad (13)$$

donde  $N = 10$  es el coeficiente del filtro para la componente derivativa y  $h = 0.069s$  es tiempo de muestreo.

Los parámetros del regulador PID utilizados en el estudio comparativo fueron:  $K_p = 0.1086$ ,  $T_i = 0.1483$ ,  $T_d = 0.0219$  (Ziegler Nichols- ZN). Además en el estudio se ha incluido un segundo regulador PID cuyos parámetros son  $K_p = 0.01086$ ,  $T_i = 0.01483$ ,  $T_d = 0.00219$  (ganancias x 0.1). La elección de los reguladores PID diseñados y el ajuste utilizando el método de Ziegler-Nichols se ha hecho teniendo en cuenta trabajos previos relacionados con el control en red (Lee, *et al.*, 2003).



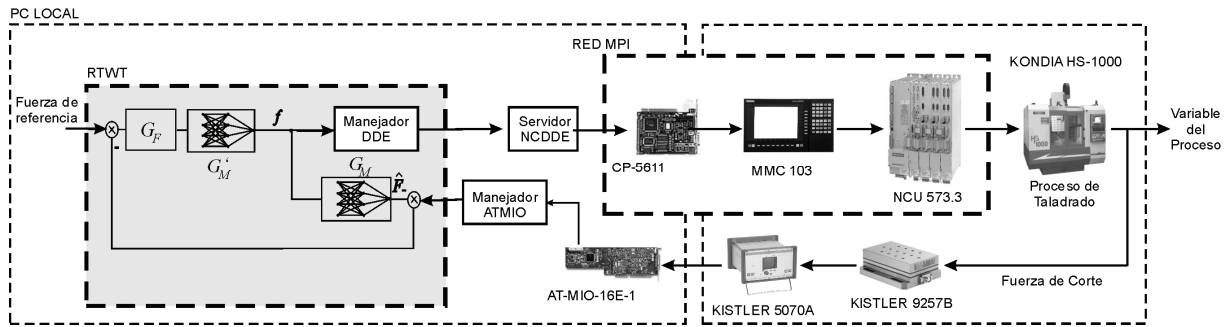


Figura 6. Arquitectura del control ANFIS-CMI en un proceso real

Desde el punto de vista práctico la existencia de una condición inicial en la velocidad de avance (100 mm/min para el acero GGG40), añade a los requisitos a cumplir en la respuesta transitoria y en el tiempo de establecimiento una mayor dificultad.

La Tabla 2 muestra el estudio comparativo del sistema ANFIS-CMI con los controladores PID ajustados tal y como se mencionó anteriormente. Para ello, se utilizan diferentes cifras de mérito o índices de comportamiento tales como el criterio de error de la integral del valor absoluto del error a través del tiempo (ITAE), la integral del valor absoluto del error (IAE) y la integral del cuadrado del error por el tiempo (ITSE).

Tabla 2. Estudio de los sistemas de control

Controlador	ITAE	ITSE	IAE	Ovt. (%)
PID ZN	0.83	0.31	1.03	22.41
PID ZN modificado	4.03	0.59	1.60	14.46
ANFIS-CMI	0.54	0.32	0.96	2.36

Si analizamos la respuesta dinámica a lazo cerrado se puede comprobar que el sobrepaso máximo (Ovt.) del sistema ANFIS-CMI es del 0.6 % y los tiempos de subida y de pico son muy reducidos.

Para analizar el sistema de control en otras condiciones, se realizaron simulaciones con diferentes retardos [0.1, 0.9] (s) y diferentes ganancias en el modelo del proceso con el objeto de considerar posibles incertidumbres en el proceso (desgaste de la broca) y en el retardo de la red (*jitter*). Finalmente, se implementó el sistema de control por modelo interno basado en ANFIS y se aplicó a un proceso de taladrado de alto rendimiento, tal y como se describe en la sección 5.1.

5.1 Resultados experimentales

Los ensayos reales se realizaron en una fresadora Kondia HS1000 equipada con un CNC abierto Sinumerik 840D. En los experimentos se utilizó una broca de diámetro 10 mm Sandvik R840-1000-30-A0A de metal duro integral con recubrimiento de TiN/TiAlN.

El control se ha realizado a través de un PC que se encuentra conectado al CNC a través de una red (ver Figura 6). La red utiliza un protocolo multipunto (*multipoint interface*). La interfaz física es idéntica a la de Profibus con una velocidad de 187.5 Kbits/s. Esta velocidad se puede incrementar hasta 12 MB/s.

Los modelos y el esquema de control fueron implementados en Simulink/RTWT. Para la lectura y escritura de datos a través del bus se desarrolló una aplicación en lenguaje C. En caso de fallo o pérdida de información de la red, el sistema tiene programado un mecanismo de seguridad en el CNC que mantiene la velocidad de avance constante sobre el proceso.

Para comprobar el funcionamiento del sistema de control se realizaron varios ensayos con las condiciones nominales de velocidad de avance  $f = 100$  mm/min, velocidad de giro  $n = 870$  rpm y 14 mm en la profundidad de corte recomendadas para el GGG40. La fuerza de corte se mide a través de una plataforma dinamométrica Kistler 9257B. Los parámetros del CNC y la acción de control (velocidad de avance) se transmiten a través de la red.

Los resultados de los ensayos experimentales en el taladrado del material GGG40 (dureza de 233HB) se muestran en la Figura 7. Se puede observar como a pesar de la exigente condición inicial y del retardo, el sistema de control neuroborroso garantiza una respuesta dinámica rápida (tiempo de establecimiento de 2 segundos) y sin sobrepaso. Con el sistema de control se consigue aumentar la tasa de arranque de material. Además, la calidad en la respuesta transitoria y la no existencia de sobrepaso y oscilaciones en la respuesta contribuyen desde el punto de vista industrial a un mejor aprovechamiento de la vida útil de la herramienta.

Con el objetivo de comprobar la validez del sistema de control ANFIS-CMI, este se aplicó en el taladrado de otro material de mayor dureza, específicamente el 17-4PH (43 HRC). En este caso real las condiciones de corte también fueron diferentes. Las velocidades nominales de avance y giro fueron 93 mm/min y 780 rpm, respectivamente y fueron seleccionadas de acuerdo con el manual de usuario de la herramienta de corte. Además, el valor de referencia fue 2000 N, que también difiere del utilizado en el taladrado del GGG40. En la Figura 8 se muestra el comportamiento de la fuerza de corte y la velocidad de avance. Se puede observar la calidad de la respuesta transitoria (sin sobrepaso) y la precisión del sistema de control.

Tabla 3. Cifras de mérito de los sistemas reales

Controlador	ITAE	ITSE	IAE	Ovt. (%)
PID ZN	4.21	2.36	1.16	18.37
PID ZN modificado	1.94	0.97	1.23	17.73
ANFIS-CMI	0.90	0.20	0.93	0.00

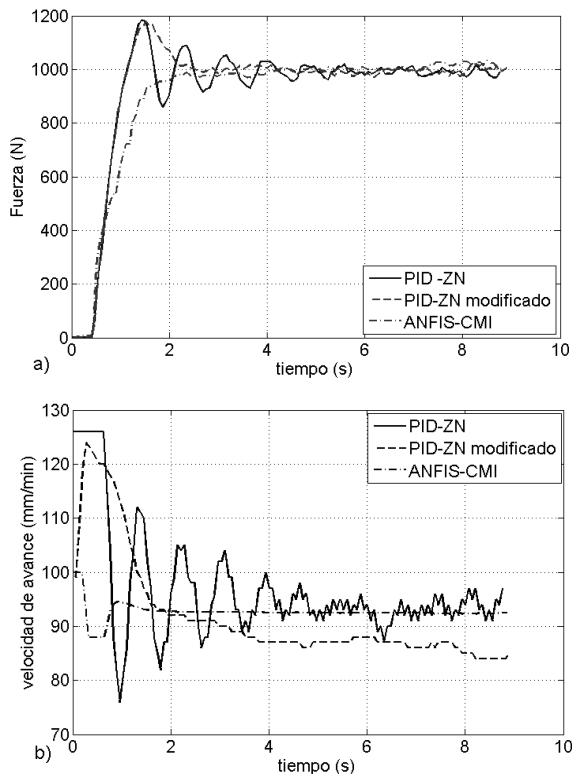


Figura 7. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) Acción de control en el taladrado del material GGG40

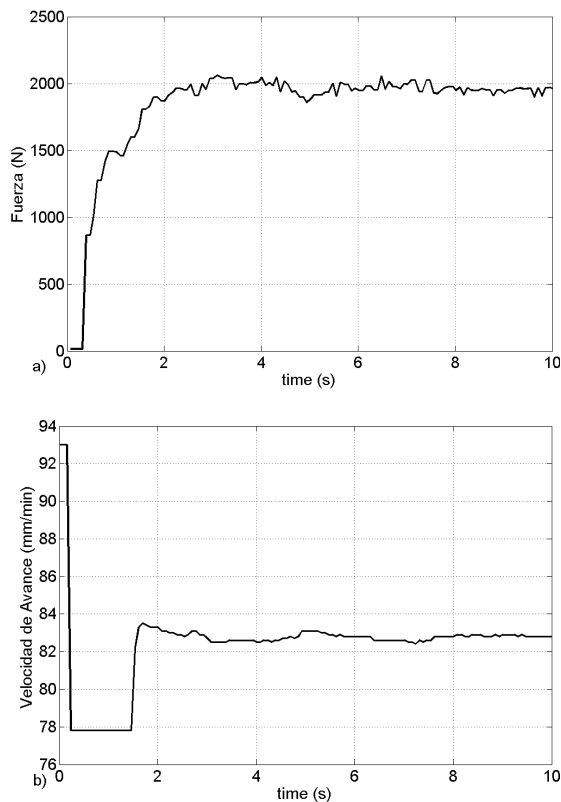


Figura 8. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) velocidad de avance (acción de control) en el taladrado del material 17-4PH.

## 6. CONCLUSIÓN

Este trabajo presenta el diseño de un sistema neuroborroso de control inspirado en el paradigma de control por modelo interno y su aplicación a la regulación, a través de la red, de la fuerza en un proceso de taladrado de alto rendimiento. Desde el punto de vista científico se corroboró la viabilidad de principio de control por modelo interno y la capacidad de un sistema neuroborroso para capturar la dinámica directa e inversa de un proceso no lineal y variable en el tiempo. Desde el punto de vista técnico, el sistema permitió un incremento en la tasa de arranque de material y una disminución en el tiempo de operación. Igualmente, la calidad de la respuesta transitoria sin máximo pico o sobrepaso permitió un aprovechamiento efectivo de la vida útil de la herramienta de corte, evitando el desgaste prematuro o acelerado de la broca.

El sistema de control diseñado cumplió las especificaciones tanto de la respuesta dinámica (máximo sobrepaso y tiempo de establecimiento) como de precisión (error). Asimismo, tal y como se mencionó anteriormente, esta buena respuesta dinámica contribuye a un buen acabado de la pieza y tiene una influencia muy positiva en la vida útil de la broca.

Las principales ventajas del método aplicado es que no se requiere un modelo matemático exacto del proceso para el diseño del sistema de control. Los datos experimentales de entrada/salida son usados para obtener los modelos neuroborrosos directo e inverso. Además, se trata de un procedimiento simple y computacionalmente eficiente que puede ser implementado en aplicaciones de tiempo real. Finalmente, a través de pruebas reales de taladrado de dos materiales diferentes (GGG40 y 17-4PH), el sistema mostró un buen comportamiento ante las no linealidades e incertidumbre del proceso.

El desarrollo de nuevos sistemas neuroborrosos y el control inteligente a través de redes inalámbricas serán objeto de trabajos futuros.

## AGRADECIMIENTOS

Al proyecto DPI2005-04298 “Sistema de Control y Supervisión en Red Basado en Técnicas de Inteligencia Artificial para Optimizar Procesos de Mecanizado a Alta Velocidad (COREMAV)”. A los ingenieros Pedro Villena y Fernando Martínez por la ayuda prestada para la realización de los experimentos.

## REFERENCIAS

- Babuska, R. and H. Verbruggen (2003). Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification, *Annual Reviews in Control*, **27** I, 73-85.
- Carotenuto, R. (2001). Iterative system inversion technique, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, **15**, 85-91.
- Dash, P. K., S. K. Panda, T. H. Lee, J. X. Xu and A. Routray (1997), Fuzzy and neural controllers for dynamic systems: An overview, paper presented at Proceedings of the International Conference on Power Electronics and Drive Systems, IEEE, Singapore, Singapore.
- Del Toro, R., M. Schmittiel, R. Haber-Guerra and R. Haber-Haber (2007), System identification of the high performance drilling process for network-based control, in

- Proc. of ASME IDETC 2007: 21st. Biennial Conference on Mechanical Vibration and Noise (VIB)*, edited, Las Vegas, NV, USA.
- Denai, M. A., F. Palis and A. Zeghib (2007). Modeling and control of non-linear systems using soft computing techniques, *Applied Soft Computing Journal*, **7**, 728-738.
- Goodwin, G. C., S. E. Graebe and M. E. Salgado (2001), *Control System Design*, 567-582 pp., Prentice Hall, New Jersey, USA.
- Haber-Haber, R., R. Haber, M. Schmittiel and R. M. del Toro (2007). A classic solution for the control of a high-performance drilling process, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, **47**, 2290-2297.
- Haber, R. E. and J. R. Alique (2004). Nonlinear internal model control using neural networks: An application for machining processes, *Neural Computing and Applications*, **13**, 47-55.
- Haber, R. E., J. R. Alique, A. Alique and R. H. Haber (2005). Controlling a complex electromechanical process on the basis of a neurofuzzy approach, *Future Generation Computer Systems*, **21**, 1083-1095.
- Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, **23**, 665-685.
- Kambhampati, C., R. J. Craddock, M. Tham and K. Warwick (2000). Inverse model control using recurrent networks, *Mathematics and Computers in Simulation*, **51**, 181-199.
- Kasabov, N. K. (1996). Learning fuzzy rules and approximate reasoning in fuzzy neural networks and hybrid systems, *Fuzzy Sets and Systems*, **82**, 135-149.
- Kim, J. and N. Kasabov (1999). HyFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference systems and their application to nonlinear dynamical systems, *Neural Networks*, **12**, 1301-1319.
- Lee, K. C., S. Lee and M. H. Lee (2003). Remote fuzzy logic control of networked control system via profibus-DP, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **50**, 784-792.
- Saludes, S. and M. J. Fuente (2007). Fault-tolerant nonlinear IMC control, *RIAI: Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, **4**, 52-63.
- Song, Q. and N. Kasabov (2006). TWNFI - a transductive neuro-fuzzy inference system with weighted data normalization for personalized modeling, *Neural Networks*, **19**, 1591-1596.
- Vieira, J., F. M. Dias and A. Mota (2004). Artificial neural networks and neuro-fuzzy systems for modelling and controlling real systems: A comparative study, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **17**, 265-273.
- Vitturi, S. (2004). Stochastic model of the profibus DP cycle time, *IEE Proc.-Sci. Meas. Technol.*, **151**, 335-342.