

**Tesis de Máster**  
**Máster en Sistemas Inteligentes**  
**septiembre, 2009**

# **Modelado y Control Neuroborroso de Procesos de Taladrado de Alto Rendimiento**

**Agustín Gajate Martín**



**VNIVERSIDAD  
D SALAMANCA**

Departamento de Informática y Automática  
Universidad de Salamanca  
(<http://diaweb.usal.es>)

Revisado por:

**Dra. Pastora I. Vega Cruz**

Área de Ingeniería de Sistemas y Automática  
Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias - Universidad de Salamanca  
Plaza de la Merced s/n - 37008 - Salamanca  
pvega@usal.es

**Dr. Rodolfo E. Haber Guerra**

Área de Procesos de Mecanizado y Control Inteligente  
Departamento de Informática Industrial  
Instituto de Automática Industrial - CSIC  
Ctra. Campo Real, Km. 0,200 - 28500 - Arganda del Rey (Madrid)  
rhaber@iai.csic.es

Información de los autores:

**Agustín Gajate Martín**

Estudiante del Máster en Sistemas Inteligentes  
Departamento de Informática y Automática  
Facultad de Ciencias - Universidad de Salamanca  
Plaza de la Merced S/N – 37008 – Salamanca  
agajate@usal.es

Este documento puede ser libremente distribuido.

© <<2009>> Departamento de Informática y Automática - Universidad de Salamanca.

## Resumen

Este trabajo presenta una metodología para el diseño y la implementación de un sistema neuroborroso para el modelado y control de procesos basado en el paradigma del control por modelo interno. En este caso, se presenta la aplicación al control de la fuerza de corte en un proceso electromecánico complejo: el taladrado de alto rendimiento. Primeramente, el sistema neuroborroso se entrena para aprender la dinámica directa del proceso de taladrado de alto rendimiento a través de datos entrada/salida, creando un modelo directo del proceso. Del mismo modo, otro sistema neuroborroso se entrena para modelar la dinámica inversa del propio proceso. Posteriormente, una vez se han generado los modelos directo e inverso, se introducen en un esquema de control por modelo interno para controlar la fuerza de corte de un proceso de taladrado de alto rendimiento a través de la modificación de la velocidad de avance de la herramienta. 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 del propio proceso. Se ha optado por el empleo de técnicas neuroborrosas para el modelado y control de este proceso de mecanizado debido a la complejidad del mismo, a su comportamiento no-lineal y a la existencia de ciertas incertidumbres de difícil modelado. Además, se elimina la necesidad de disponer de un modelo matemático exacto para diseñar/ajustar el sistema de control. Los resultados obtenidos son positivos tanto en la simulación como en la aplicación al control 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. Debido a restricciones del propio proceso, el control del mismo se ha llevado a cabo a través de redes de comunicación industriales (Profibus y Ethernet). El buen comportamiento del sistema de control neuroborroso en red basado en control por modelo interno se ha verificado por medio de varias cifras de mérito o índices de comportamiento.



## Abstract

This work presents a methodology for the design and implementation of a neurofuzzy system for process modelling and control based on the internal model control paradigm. In this case, it presents the application to the cutting force control in a complex electrochemical process: the high-performance drilling process. Firstly, a neurofuzzy system is training to learn direct dynamic of the high performance drilling process through input/output data, creating a direct model of the process. In the same way, another neurofuzzy system is training to learn and model the inverse dynamics of the process itself. Then, once direct and inverse models have been created, both models are introduced in an internal model control scheme to control the cutting force of a high performance drilling process by modifying the feed rate of the tool. The neurofuzzy system considered in this work is an *Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System* (ANFIS), where fuzzy rules are obtained from the process itself. The use of neurofuzzy techniques to model and control this machining process is due to the process complexity, its nonlinear behaviour and the presence of some uncertainties that are difficult to model. Moreover, it eliminates the need for an exact mathematical model to design/tune the control system. The results obtained are significant both in simulation as well as in the real-time application of control of the cutting force. From a technical point of view, it increases the material removal rate and, at the same time, it ensures an effective use of the tool life of the cutting tool. Due to process constraints, the control of the same has been done through industrial communication networks (Profibus and Ethernet). The good behaviour of the networked neurofuzzy control system based on the internal model control paradigm has been verified by several figures of merit or performance indices.

# Tabla de Contenidos

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>1.1. Revisión de los procesos de mecanizado</b>	<b>2</b>
1.1.1. El taladrado de alto rendimiento	5
<b>1.2. Revisión de técnicas de control inteligente</b>	<b>8</b>
1.2.1. Técnicas neuroborrosas ( <i>soft computing</i> )	9
1.2.2. ANFIS	12
<b>1.3. Técnicas de optimización inteligente en procesos de mecanizado</b>	<b>14</b>
<b>2. Modelado del proceso</b>	<b>16</b>
<b>2.1. Descripción</b>	<b>16</b>
2.1.1. Velocidad de corte	17
2.1.2. Velocidad de rotación de la broca	17
2.1.3. Velocidad de avance	18
2.1.4. Tiempo de mecanizado	18
2.1.5. Fuerza específica de corte	18
2.1.6. Fuerza de corte	19
2.1.7. Potencia de corte	19
<b>2.2. Modelos obtenidos por técnicas clásicas</b>	<b>19</b>
2.2.1. Modelo utilizado en las simulaciones	20
<b>2.3. Modelos neuroborrosos</b>	<b>21</b>
2.3.1. Modelo directo	21
2.3.2. Modelo inverso	24
<b>3. Sistemas de control neuroborroso</b>	<b>27</b>
<b>3.1. Algoritmos neuroborrosos: esquemas de control más frecuentes</b>	<b>27</b>
3.1.1. Control adaptativo por modelo de referencia	27
3.1.2. Control predictivo basado en modelos	28
<b>3.2. Control por modelo interno</b>	<b>30</b>

<b>4. Control neuroborroso. Aplicación al proceso de taladrado de alto rendimiento</b>	<b>32</b>
<b>4.1. Simulación</b>	<b>32</b>
<b>4.2. Plataforma experimental</b>	<b>37</b>
<b>4.3. Arquitectura en red</b>	<b>38</b>
4.3.1. Niveles de red	38
<b>4.4. Resultados</b>	<b>41</b>
4.4.1. Control a través de Profibus	42
4.4.2. Control a través de Ethernet	44
<b>5. Conclusiones</b>	<b>49</b>
<b>5.1. Publicaciones asociadas</b>	<b>50</b>





# 1. Introducción

La obtención de un modelo matemático que sea capaz de representar un sistema real es un tema fundamental en multitud de áreas relacionadas con la ingeniería y la ciencia. Los modelos pueden ser utilizados para realizar simulaciones, para analizar el comportamiento del sistema, para entender mejor los mecanismos subyacentes del sistema, para diseñar nuevos procesos y para controlar los propios sistemas. El desarrollo de un modelo debe conducir a una representación adecuada de la realidad a través de ecuaciones matemáticas (ecuaciones diferenciales, ecuaciones integrales, etc.). Ciertamente no se trata de una tarea sencilla y tiene una importancia vital para el cumplimiento de objetivos posteriores. Si el modelo no es lo suficientemente preciso, los subsecuentes pasos de análisis, predicción, control, etc., no se desarrollarán correctamente. Sin embargo, existe un compromiso obvio entre la exactitud necesaria de un modelo y su complejidad. Los modelos deben proporcionar información al nivel de precisión más relevante, suprimiendo los detalles innecesarios. Si el modelo es demasiado simple, no representará adecuadamente las características objeto de estudio del sistema y, por tanto, el modelo no cumplirá su propósito. Por el contrario, el modelo no debe ser excesivamente complejo ya que su utilidad práctica sería muy limitada.

En el campo de la ingeniería de control, el modelado y la identificación son pasos muy importantes en el diseño de sistemas de control, sistemas de supervisión y sistemas de detección de fallos. Los modernos métodos de producción y fabricación industriales, junto con la creciente demanda de mejores productos, bienes y servicios, la calidad, la flexibilidad de la producción, y la seguridad, han incrementado los requerimientos impuestos a los sistemas de control. La producción está a menudo caracterizada por frecuentes cambios en los puntos de operación y en las condiciones de operación. Para satisfacer los estrictos requerimientos de calidad, los sistemas de control deben garantizar un buen funcionamiento sobre todo el amplio rango de condiciones de operación. Bajo estas condiciones, frecuentemente el modelado de procesos constituye el principal cuello de botella en la aplicación de técnicas avanzadas de control basadas en modelo [1].

Muchos sistemas no son susceptibles de ser modelados a través de técnicas tradicionales debido a la pérdida de precisión, a la disponibilidad de un conocimiento técnico exacto acerca del sistema, al comportamiento fuertemente no lineal, al alto grado de incertidumbre, a sus características variantes en el tiempo del proceso [2]. Existen ejemplos muy variados de estos sistemas en la industria de procesos, en la industria manufacturera, en el sector aeronáutico y aeroespacial, en el campo de la bioingeniería, etc. En un primer análisis a todos y cada uno de estos campos, se puede extraer que en todos se desarrollan procesos de mecanizado. Los procesos de mecanizado tienen una gran importancia dentro de los sectores anteriormente citados. Estos procesos involucran maquinaria y materiales muy costosos así como operadores expertos. De ahí que cualquier modelo que sea capaz de describir de forma eficiente los procesos físicos que tienen lugar en ellos, es esencial para la mejora y optimización de estos sistemas. Ciertamente la optimización de la productividad y la minimización de los fallos y los riesgos de rotura de máquinas y herramientas son tareas muy difíciles de llevar a cabo sin modelos. La fuerte competencia a nivel internacional en el sector del mecanizado obliga a desarrollar e implantar sistemas de control que mejoren los procesos productivos en todas sus facetas (aumentar las tasas de arranque del material, disminuir los tiempos de parada, mejorar la calidad superficial, mejorar la calidad dimensional, proteger la herramienta de corte, conservar la mecánica de la máquina, etc.) [3].

Los procesos de mecanizado se enmarcan en la serie de procesos de difícil modelado a través de técnicas clásicas. La razón fundamental es que son procesos extremadamente complejos, fuertemente no-lineales, cargados de incertidumbre y con comportamientos imposibles de describir exactamente por herramientas de modelado convencionales. En este

caso, las aproximaciones basadas en técnicas de Inteligencia Artificial (IA) constituyen una alternativa útil y viable para tratar con estos problemas [4]. Los últimos años se han caracterizado por el desarrollo de nuevos paradigmas en el campo de la Inteligencia Artificial. El uso masivo de las técnicas de IA en el modelado de procesos, y sobre todo en el control, ha sido consecuencia de que, en buena medida, 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. Sin embargo, no solo basta con desarrollar métodos que aprovechen las ventajas de las técnicas de Inteligencia Artificial, sino que hay que aprovechar la sinergia entre éstas, los métodos computacionales avanzados, los progresos en software para tiempo real y las nuevas herramientas de comunicación. De este modo se pueden alcanzar diseños de sistemas de control cualitativamente superiores y aplicarlos a la mejora de procesos productivos, en este caso, al taladrado de alto rendimiento.

Por todas estas razones, el presente trabajo trata de modelar, a través de técnicas de Inteligencia Artificial, la dinámica de una de las operaciones de mecanizado más frecuente, más compleja y que ha recibido menos atención: el taladrado de alto rendimiento. Una vez se haya modelado la dinámica del proceso, se procederá a controlar el proceso utilizando estrategias de control que incluyan controladores neuroborrosos con el objetivo de mejorar la eficiencia del proceso alcanzando mayores tasa de arranque de material (disminución del tiempo de producción) y considerando la vida útil de la herramienta de corte.

A lo largo de este capítulo se hará una revisión de los procesos de mecanizado más frecuentes y de las técnicas de Inteligencia Artificial utilizadas para el modelado y control de procesos. En el segundo capítulo se revisará en profundidad el modelado del proceso de taladrado de alto rendimiento, utilizando tanto técnicas clásicas como técnicas de Inteligencia Artificial (solución propuesta). En el tercer capítulo se analizarán los distintos esquemas de control que utilizan controladores inteligentes (sistemas neuroborrosos en nuestro caso) y se fundamentará la utilización del esquema propuesto basado en el control por modelo interno. En el capítulo cuarto se presentarán y analizarán en profundidad tanto los resultados de la simulación como del control neuroborroso del proceso de taladrado de alto rendimiento. Por último, en el quinto capítulo se presentarán las conclusiones.

## **1.1. Revisión del proceso de mecanizado**

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% del PIB. Se estima además que un 70% del empleo a nivel europeo está relacionado con la fabricación [5]. Entre las tareas básicas de estos procesos de fabricación están las de arranque de material, conformado, soldado y ensamblado. Entendemos por procesos de mecanizado aquellos que engloban las tareas de arranque de material y que, además, se desarrollan en una máquina herramienta.

Desde un punto de vista técnico, el proceso de mecanizado es un proceso electromecánico en el cuál, mediante corte (arranque) o abrasión, se retira material de un bloque para producir o conformar una pieza con una determinada forma geométrica y con una superficie de acabado establecida. La parte eléctrica está representada por el conjunto de accionamientos, actuadores y elementos de cómputo necesarios. Aunque el término mecanizado se podría emplear para el procesamiento de cualquier sólido, se suele aplicar más frecuentemente para el procesado de metales y aleaciones. Es menos frecuente para plásticos y madera y, muy raramente, para otro tipo de materiales.

Dejando a un lado el mecanizado por abrasión y centrándonos ahora exclusivamente en el mecanizado por corte, hay que especificar que el material es arrancado o cortado con una herramienta dando lugar a un desperdicio o viruta. De ahí el sobrenombre de mecanizado por

arranque de viruta. La herramienta de corte consta, generalmente, de uno o varios filos o cuchillas que separan la viruta de la pieza en cada pasada. Sin embargo, existen evidentes limitaciones físicas ya que no se puede eliminar todo el material que se quiera porque llega un momento en que el esfuerzo para apretar la herramienta contra la pieza es tan liviano que la herramienta no penetra y no se llega a extraer viruta. Dentro del mecanizado por arranque de viruta se pueden distinguir procesos de desbaste (eliminación de mucho material con poca precisión - proceso intermedio) y procesos de acabado (eliminación de poco material con mucha precisión - proceso final).

Comparada con las dimensiones de la pieza, la pequeña deformación volumétrica que da origen a la formación de viruta es una de las características fundamentales del proceso. En esta pequeña deformación volumétrica se produce una gran transformación de energía pues el trabajo mecánico realizado por los motores de la máquina herramienta, es casi completamente transformado en calor cuando se genera la viruta. Este proceso de transformación energética da lugar a la formación de una nueva superficie en la pieza trabajada.



**Figura 1. Máquina herramienta de alta velocidad para procesos de mecanizado**

Desde el punto de vista físico, aunque el proceso tiene lugar solamente en una pequeña porción del metal que se está trabajando, es un proceso bastante complejo de modelar. Debido a su complejidad, se efectúan importantes simplificaciones del proceso que lo hacen manejable computacionalmente, con el objetivo de proveer una base de ingeniería para su control y explotación. El proceso puede ser representado en términos simples como una fuerza producida en la superficie de la pieza que se está cortando. Tomando como referencia la pieza, esta fuerza y sus componentes cambian en el tiempo y en el espacio. Por lo tanto, es interesante analizar como las componentes de la fuerza de corte varían con el resto de variables y parámetros del proceso.

Pese a estas simplificaciones y puesto que el mecanizado es un componente importante dentro del conjunto de las actividades de fabricación, muchas de las características del proceso han sido y todavía siguen siendo muy estudiadas. Por ejemplo, existen multitud de trabajos que tratan el fenómeno de las vibraciones (forzadas y autoexcitadas) que aparecen en virtud de la variabilidad de las componentes de la fuerza de corte en función de la carga de la viruta y de la

velocidad. Estos estudios se realizan debido a que la aparición de estas vibraciones resulta muy nociva para la vida de la herramienta, para la geometría y el acabado de la pieza y, también, para la propia máquina herramienta. El control de la viruta y las medidas para reducir el desgaste de la herramienta, por diseño o por el uso de fluidos de corte, son también áreas de investigación y desarrollo muy activas [6].

Otro de los rasgos distintivos de estos procesos, es que muchas de las operaciones de mecanizado son bastante complejas debido a la forma de la herramienta y a los requisitos especiales de elaboración de las piezas, tales como roscas, taladros y cantos vivos. Sin embargo, este y otros problemas pueden minimizarse mediante la elección de unos adecuados parámetros de corte. La selección de las condiciones óptimas de mecanizado es un factor clave y fundamental para la obtención de procesos de mecanizado más eficientes, lo cuál es el objetivo primordial de cualquier sistema de control. La mayoría de las investigaciones en el campo del control del mecanizado se centran en el diseño y la implementación de procesos de control efectivos para operaciones de corte vía optimización de parámetros. Estos sistemas se basan en el comportamiento de los operarios, los cuales deben buscar un compromiso entre calidad y coste en cada etapa de la operación para asegurar una mejora y tener, a su vez, una garantía contra el fallo en la operación o los defectos en el producto.

Por otra parte, y de acuerdo con lo expuesto anteriormente, los procesos de mecanizado de alto rendimiento imponen nuevos conceptos y estrategias de diseño mecánico en los elementos de la máquina herramienta, así como en el rediseño drástico de todos los esquemas relacionados con los sistemas de monitorización, control y supervisión de los procesos [7]. Una gran parte de los conceptos aplicados hasta la aparición de estos nuevos procesos, dejan de ser válidos cuando se trata de controlar y supervisar máquinas capaces de moverse, con gran precisión, a velocidades del orden de decenas de miles de milímetros por minuto, y con elevadísimas velocidades de giro en su husillo principal (30.000 - 60.000 rpm). Esta técnica de mecanizado se caracteriza por la gran velocidad de avance y de corte, si bien no existen unos valores genéricos a partir de los cuales se pueda considerar que un proceso de mecanizado se realiza a alta velocidad. Por el contrario, estos valores dependen de la combinación entre los materiales mecanizados y las herramientas utilizadas para hacerlo. La complejidad de los procesos de mecanizado, no-lineales, no-estacionarios y de naturaleza multivariable, se hace aún más patente en el nuevo mecanizado a alta velocidad.

El mecanizado a alta velocidad, cuya versión más contemporánea es el mecanizado de alto rendimiento o altas prestaciones, se ha identificado como una de las técnicas clave en el desarrollo tecnológico industrial a medio plazo. Los procesos de mecanizado de alto rendimiento son considerados como estratégicos en los sectores de automoción, aeronáutico, de maquina-herramienta, y de fabricantes de moldes y matrices, sectores todos ellos de gran peso en la economía de una sociedad industrializada. Las líneas de investigación relacionadas con esta materia están orientadas a la adquisición de conocimiento en diversos campos relacionados con el mecanizado, teniendo como objetivo la obtención de mejoras en los procesos de fabricación y producción por mecanizado.

Las nuevas generaciones de máquinas herramienta son capaces de interactuar con su entorno, sin embargo, existe un gran vacío en las tecnologías necesarias y en la inteligencia incorporada (a través de sistemas basados en técnicas de IA) para alcanzar un nivel cualitativamente superior de productividad. Es por ello que se requiere continuar aumentando la tasa de utilización de las máquinas herramienta, su precisión y, al mismo tiempo, disminuir los tiempos de producción. De este modo, la optimización de las funciones de la máquina herramienta, el mejor aprovechamiento de su capacidad, unido a su evolución como nodo periférico de redes de fabricación integrada, serán etapas necesarias para hacer más competitivo globalmente el sector.

---

Tanto en el mecanizado tradicional como en el mecanizado de alto rendimiento, un proceso de mecanizado está compuesto por procesos tales como taladrado (30%), torneado (20%), fresado (16%), roscado (15 %), grabado (6%) y otra serie de procesos (13%). El taladrado es el que mayor porcentaje representa dentro del conjunto de procesos de mecanizado y, por ello, puede considerarse como el de mayor importancia. A continuación se describirán sus características con mayor profundidad.

### 1.1.1. El taladrado de alto rendimiento

El taladrado representa uno de las operaciones de mecanizado más comunes en la industria manufacturera. En algunos países existen informes que afirman que las operaciones de taladrado representan cerca del 50% de las operaciones de mecanizado. Se llama taladrado a la operación de mecanizado que tiene por objeto producir agujeros cilíndricos en una pieza cualquiera, utilizando como herramienta una broca. La operación de taladrado se puede hacer con un taladro portátil, con una máquina taladradora o en un centro de mecanizado equipado con CNC (*Computerized Numerical Control* – Control Numérico Computerizado). Esta última opción es la más contemporánea y, además, es la opción utilizada en este trabajo.

El taladrado es un término que cubre todos los métodos para producir agujeros cilíndricos en una pieza con herramientas de arranque de viruta. Además del taladrado de agujeros cortos y largos, también cubre el trepanado y los mecanizados posteriores tales como escariado, mandrinado, roscado y brochado (en el presente trabajo nos centraremos en la propia operación de taladrado). La diferencia entre taladrado corto y taladrado profundo consiste en que el taladrado profundo es una técnica específica diferente que se utiliza para mecanizar agujeros donde su longitud es varias veces más larga (entre 8-9 veces) que su diámetro.

Con el desarrollo de las brocas basadas en nuevo materiales, el proceso de taladrado ha cambiado de manera drástica ya que con esta serie de brocas se consigue que un taladro macizo de diámetro grande se pueda realizar en una sola operación, sin necesidad de un agujero previo, ni de agujero guía. Además, producen mejores calidades del mecanizado y mayor exactitud del agujero que evita la operación posterior de escariado.

Como todo proceso de mecanizado por arranque de viruta, la evacuación de la misma se torna crítica cuando el agujero es bastante profundo. Por eso, el taladrado está restringido según sean las características del mismo. Cuanto mayor sea su profundidad, más importante es el control del proceso, el fluido refrigerante y la evacuación de la viruta. Estos factores son muy importantes en el proceso de taladrado. La generación de formas y tamaños de viruta adecuados, además de su evacuación, es vital para realizar correctamente cualquier operación de taladrado. Si el proceso no es correcto, cualquier broca dejará de cortar después de poco tiempo porque la viruta se quedará atascada en el agujero. Con las brocas modernas las velocidades de perforación son muy elevadas, pero éstas solo han sido posibles gracias a la evacuación eficaz de la viruta mediante el fluido de corte. Todas las brocas helicoidales disponen de canales para evacuar la viruta. Durante el mecanizado se inyecta fluido de corte en la punta de la broca para lubricarla y para evacuar la viruta por los canales. La formación de la viruta está determinada por el material de la pieza, la geometría de la herramienta, la velocidad de corte y en cierta medida por el tipo de lubricante que se utilice. La forma y longitud de la viruta son aceptables siempre que permitan su evacuación de manera fiable.

Al igual que en los procesos de mecanizado en general, en el proceso de taladrado, el término “alto rendimiento” se refiere a operaciones de taladrado que utilizan parámetros de corte (velocidades y avances) muy superiores a los utilizados convencionalmente. Sin embargo, no existe una velocidad determinada como umbral, sino que consiste en una determinada combinación de pieza, máquina herramienta, herramienta y velocidades óptimas de corte. Mediante una adecuada elección de estos parámetros, conseguiremos la deseada reducción de tiempos de mecanizado y una muy buena precisión, tanto dimensional como geométrica. El



taladrado de alto rendimiento ofrece otra serie de ventajas sobre el taladrado convencional como, entre otras:

- Altos caudales de viruta (cantidades de virutas cortadas en la unidad de tiempo) y, como consecuencia, importantes reducciones de tiempos de mecanizado que se traducen en menores tiempos de fabricación y reducción de costes.
- Obtención de formas críticas a causa de la reducción de fuerzas y esfuerzos de corte (reducción de deformaciones sobre la pieza).
- Mecanizado de materiales tratados a alta dureza.

Como contrapartida, el taladrado de alto rendimiento requiere disponer de una serie de condiciones específicas en lo que se refiere principalmente a:

- Características de la propia máquina herramienta y sus complementos (utillaje de fijación de pieza, porta-herramientas, etc.).
- Características de la herramienta de corte (material del sustrato, configuración, calidad geométrico-dimensional y de acabado superficial, etc.).
- Diseños de proceso optimizados (condiciones de corte, secuencias de movimientos, recorridos, trayectorias).
- Sistemas de seguridad y protección adecuados ante potenciales riesgos de incidentes. En todo momento resulta imprescindible considerar las características de la pieza a mecanizar, material, morfología, exigencias en cuanto calidades geométrica- dimensional y de acabado superficial, etc.

En términos generales, cuando nos referimos específicamente al proceso de taladrado de alto rendimiento, debemos considerar como cuestiones fundamentales e importantes la velocidad de la operación, la eficiencia del sistema y la estabilidad-repetibilidad del proceso. Posteriormente y a la hora de controlar el proceso habrá que hacer hincapié en la productividad, en la calidad dimensional y superficial, sin olvidar el respeto al medioambiente.

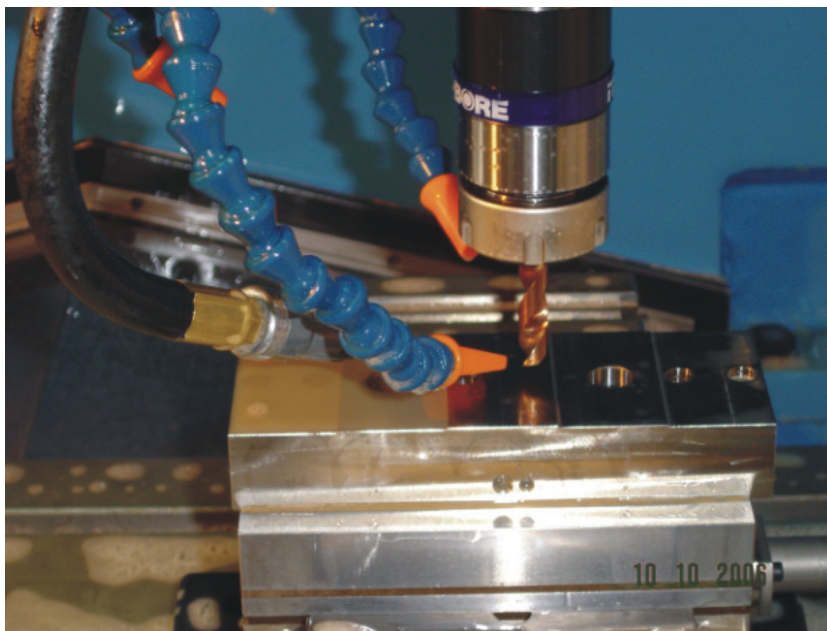


Figura 2. Detalle del proceso de taladrado de alto rendimiento

Pese a su importancia y sus múltiples estudios, el proceso de taladrado no se ha beneficiado suficientemente de las enormes posibilidades que ofrecen el control y la automatización de procesos. Los desarrollos en los procesos de taladrado pueden tener repercusiones muy positivas en la calidad del acabado, en la productividad y en el coste. Examinando las operaciones de taladrado se observa que, tal y como se ha comentado, a medida que la profundidad del taladro aumenta, la viruta ya no se desaloja tan fácilmente del agujero y comienza a causar un incremento en la fricción entre la broca y la pieza. Como resultado, la fuerza de corte y la temperatura de corte aumentan continuamente, y si no existe una acción apropiada, se producen vibraciones en la herramienta, desgaste excesivo, perjudiciales roturas de herramienta y quizás fallos catastróficos en el cabezal. La rotura de herramienta interrumpe la producción y puede suponer daños irreparables en la pieza, con lo cual supone unas pérdidas importantísimas. Todas estas consecuencias son evidentemente muy indeseadas desde cualquier punto de vista productivo. Por ello, el control en tiempo real de la fuerza de corte es una solución adecuada para evitar el incremento indeseado en la fricción pieza-herramienta.

La necesidad de controlar a lazo cerrado los procesos de mecanizado no solamente es válida para minimizar los efectos inadecuados de la evacuación de la viruta, sino también para incrementar la productividad del mecanizado. Típicamente, en un proceso no controlado de taladrado de alto rendimiento, los parámetros de corte (velocidad de avance, velocidad de giro, etc.) se mantienen constantes durante toda la operación a través de servocontroladores. En esta situación, se utilizan normalmente condiciones de corte conservativas para las operaciones de taladrado, debido al deseo del operador de esquivar condiciones de corte adversas. Por ello, el control en tiempo real del proceso de taladrado puede reducir el tiempo de ciclo así como evitar la rotura de herramientas. Se demuestra de este modo que manipulando los parámetros de corte durante la operación se mejora la eficiencia del proceso y se compensan los efectos impredecibles de las perturbaciones, fundamentalmente a través de la regulación de la fuerza de corte.

El control de la fuerza de corte en lazo cerrado ha sido ampliamente estudiado en multitud de operaciones de mecanizado. En uno de los estudios más amplios, además de ser uno de los más recientes, Landers *et al.* tratan el problema del control de fuerzas de corte en procesos de fresado usando un modelo estático, es decir, abandonando la dinámica del proceso [8]. Los autores utilizan cinco aproximaciones distintas en el diseño del controlador: la propuesta de linealización por realimentación, la propuesta de transformada logarítmica, la aproximación no lineal, la aproximación robusta y la aproximación adaptativa. Todas han sido analíticamente estudiadas y simuladas. En el estudio también se proporciona la validación experimental en el fresado de aluminios, incluyendo análisis comparativos.

Aunque no ha sido tan estudiado como el proceso de fresado, también existen investigaciones en el control del proceso de taladrado, entre las cuales se encuentra el trabajo pionero de Kim *et al.* En este trabajo, se diseña un controlador de la fuerza de empuje (predominantemente la componente axial de la fuerza de corte) mediante una aproximación lineal a un modelo de primer orden (abandonando la dinámica de las transmisiones) [9]. Después se introduce un control adaptativo por modelo de referencia que inicialmente se testea a través de simulación. El éxito desarrollado en este trabajo se ha demostrado a través de la realización de experimentos de taladrado llevados a cabo en piezas multicapa, creándose de este modo cambios (saltos) en las condiciones de corte.

Las investigaciones en el control del proceso de taladrado se han intensificado en los últimos años. Furness *et al.*, en otro novedoso trabajo, presentan el modelado de la dinámica y el control en tiempo real del proceso de taladrado con herramientas de distinta clase [10]. Los autores identifican un modelo lineal de tercer orden con retardo (con diversas ganancias según la clase de herramienta) que usan en conjunción con un controlador con colocación de polos (basado en relaciones entrada-salida con esquema de ganancia) para el control del proceso en tiempo real. Los resultados de los experimentos realizados en este trabajo verifican una

regulación efectiva del par de corte (evitando la rotura de la herramienta) manipulando automáticamente la velocidad de avance de la herramienta durante el mecanizado. Sheng *et al.* presentan también interesantes resultados concernientes al modelado dinámico y al control adaptativo-predictivo del taladrado de materiales compuestos, obteniendo una mejora en la calidad del acabado digna de mención [11].

Oh *et al.*, hacen una propuesta basada en un diseño clásico para implementar un sistema de control del proceso de taladrado [12]. Mediante identificación experimental, crean un modelo lineal de tercer orden a través de la respuesta de la fuerza de corte tras introducir en el sistema un salto en la velocidad de avance como entrada. Después diseñan un controlador PID a través del procedimiento de diseño (ajuste) de Ziegler-Nichols. Finalmente, la ganancia del controlador es reajustada usando el método del lugar de las raíces (*root-locus*), con el fin de eliminar la respuesta con sobrepaso (*overshoot*). Típicamente, el sobrepaso provoca inestabilidad cuando se taladran profundidades que exceden de 3 a 4 veces el diámetro de la herramienta. Un trabajo similar de los mismos autores, verifica el mérito del control del proceso de taladrado en términos del desgaste de la herramienta. Un procedimiento de prueba y error es usado para ajustar el controlador en su segunda versión.

También desde el punto de vista de las técnicas clásicas, en el trabajo de Haber *et al.*, se diseña e implementa un controlador PID para el control del proceso de taladrado de alto rendimiento [13]. Por medio de la utilización de un modelo lineal y experimental de una determinada región de operación del proceso de taladrado, estos autores consiguen diseñar un regulador PID clásico para el control de la fuerza de corte. Posteriormente, el controlador es ajustado en base a las restricciones tecnológicas que aporta el taladrado de alto rendimiento.

Pese a los amplios estudios llevados a cabo en este campo, y a partir de la bibliografía a la que han tenido acceso el autor, no se han encontrado aplicaciones en este campo que utilicen la sinergia de las redes neuronales y la lógica borrosa para el control del proceso.

## 1.2. Revisión de técnicas de control inteligente

La línea de investigación en control inteligente nace hace tres décadas con la intención de aplicar al control las técnicas de Inteligencia Artificial, las cuales comenzaban a tener una serie de resultados y se consolidaban como disciplina. La Inteligencia Artificial en sí misma es un campo muy amplio, que abarca lógica, optimización, probabilidad, percepción, razonamiento, toma de decisiones y aprendizaje. El objetivo del control inteligente es integrar agentes inteligentes o sistemas inteligentes en los sistemas de control. El término “Sistemas Inteligentes” se utiliza para describir sistemas y métodos que emulan aspectos del comportamiento inteligente, con la intención final de aprender de la naturaleza para poder diseñar y construir arquitecturas computacionales más potentes. En palabras de M. Minsky, consiste en “el estudio de cómo programar computadoras que posean la facultad de hacer aquello que la mente humana puede realizar”, en otras palabras, sustituir a la mente humana en la toma de decisiones, planificación y aprendizaje [14]. En definitiva se trata de que el sistema se capaz de asemejar el comportamiento de alguno de sus elementos a alguna de las cualidades cognoscitivas del comportamiento humano, como el aprendizaje, el razonamiento simbólico, la planificación o la adaptación a un medio cambiante.

De forma un tanto recíproca, la teoría de control ha influenciado a la investigación en Inteligencia Artificial (el concepto de "agente" es muy similar al de "regulador"). Así, desde unos comienzos basados en sistemas expertos con reglas intuitivas y métodos de aprendizaje de redes neuronales, en la actualidad el control inteligente bebe de las teorías de sistemas adaptativos, no lineales y de modelos locales y planificación de ganancia (desigualdades matriciales lineales). Asimismo, como se ha dicho, los investigadores en Inteligencia Artificial utilizan resultados de control y "cibernética", en particular optimización de índices de coste y programación dinámica y el concepto de estado de sistema dinámico y filtrado de Kalman.



A través de los estudios en control inteligente se pone de manifiesto que las técnicas de Inteligencia Artificial 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 han recibido, por separado, un impulso extraordinario en los últimos años. 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. La razón fundamental es que el control clásico o control convencional utiliza teorías y métodos que se basan en la descripción por ecuaciones diferenciales, en representaciones en variables de estado, en matrices de transferencia (continuas o discretas), etc. Sin embargo, existen muchos procesos en los cuáles no resulta sencillo obtener esta serie de ecuaciones y, si es posible, éstas suelen cambiar durante el ciclo de vida del proceso. Por contra, los sistemas inteligentes poseen la capacidad o habilidad para actuar de forma apropiada en presencia de incertidumbre.

Debido a estas características, la principal motivación para el uso de sistemas de control inteligente ha sido el control de procesos complejos, aquellos que han presentado un mal comportamiento debido al empleo de reguladores clásicos (sistemas mal definidos), sistemas donde se necesita aumentar la seguridad de funcionamiento, procesos donde es necesario aumentar la calidad de los productos, entre otros.

Los desarrollos producidos dentro del campo del control inteligente en todos estos años pueden dividirse, mayoritariamente, en tres grandes grupos o categorías [15]:

- Sistemas basados en conocimiento: sistemas expertos, sistemas basados en reglas, sistemas basados en marcos y objetos, etc.
- Sistemas de inteligencia computacional: redes neuronales, algoritmos genéticos, etc.
- Sistemas híbridos: sistemas basados en lógica borrosa, etc.

Las dos últimas categorías constituyen lo que se ha dado en llamar computación “*soft*”, dentro de la cual se encuentran las técnicas neuroborrosas.

### 1.2.1. Técnicas neuroborrosas (*soft computing*)

Una de las definiciones de *soft computing* la aporta Zadeh en 1994, exponiéndolo como un sistema que: “[...] *aprovecha la tolerancia ante la imprecisión, la incertidumbre, y la veracidad parcial de los hechos con vistas a lograr un manejo adecuado, robustez, una solución de bajo coste y una mejor afinidad con la realidad*” [16]. Más tarde, en el año 1998, el propio Zadeh amplía esta definición afirmando que el *soft computing* es el lugar donde convergen todas las tecnologías emergentes del razonamiento [17]. Ya en torno al año 2000, Bonissone *et al.* actualizan la definición de *soft computing* como el conjunto de metodologías computacionales que tiene entre sus principales miembros la lógica borrosa, la neurocomputación, la computación evolutiva y la computación probabilística [18].

Ciertamente, el *soft computing* pretende ser una aproximación innovadora para la construcción de sistemas inteligentes computacionalmente. Hoy en día, los complejos problemas del mundo real requieren sistemas inteligentes que combinen conocimiento, técnicas y metodologías de varias fuentes para tratar el problema en todas sus vertientes. Estos sistemas

inteligentes poseen la habilidad de “humanizar” un dominio específico ya que son capaces de adaptarse a cada situación, aprenden a hacer lo mejor en entornos cambiantes y, además, tienen la habilidad de explicar cómo toman las decisiones o las acciones. Frecuentemente los problemas de computación del mundo real se resuelven a través de alguna de las técnicas mencionadas con anterioridad. Sin embargo, resulta más ventajoso usar diversas técnicas que desarrollen sinergias y complementariedades, obteniéndose los denominados sistemas inteligentes híbridos. La mayor parte de los sistemas inteligentes híbridos utilizan la computación neuro-borrosa: redes neuronales artificiales que reconocen patrones y se adaptan en entornos cambiantes, junto con sistemas de inferencia borrosos que incorporan conocimiento humano y desarrollan la toma de decisiones. La integración de estas dos aproximaciones complementarias, conducen a una nueva disciplina conocida como “sistemas neuroborrosos”.

La fusión de las redes neuronales artificiales y los sistemas de inferencia borrosos han atraído un interés creciente de los investigadores en diversas áreas científicas y de la ingeniería, debido a la creciente necesidad de desarrollar sistemas inteligentes adaptativos para solucionar problemas del mundo real. Las redes neuronales aprenden desde cero ajustando las interconexiones entre las capas (capacidad de aprendizaje). Por otra parte, los sistemas de inferencia borrosos proporcionan un entorno o marco eficiente de computación basado en el concepto de la teoría de conjuntos borrosos, en reglas borrosas *if-then* y en razonamiento borroso (formación de base de reglas lingüística). Las ventajas de la combinación de las redes neuronales y los sistemas de inferencia borrosos son obvias. Además, las técnicas de inferencia borrosas permiten expresar incertidumbre en los sistemas basados en reglas y poseen robustez intrínseca pero, a su vez, tienen algunas desventajas. Por ejemplo, no existen métodos universales para transformar el conocimiento humano en reglas borrosas. Esto se plasma, entre otros factores, en la dificultad que existe para ajustar los parámetros de las funciones de pertenencia de manera óptima. Sin embargo, estos sistemas han dado muy buenos resultados prácticos en el campo del modelado y control desde mediados de la década de los ochenta.

Del otro lado tenemos las redes neuronales que permiten obtener y ajustar modelos de manera sencilla. El problema de estas técnicas es que el conocimiento aparece de forma implícita (valores numéricos sin un significado fácilmente reconocible) en forma de “caja negra” y suelen fallar cuando se producen comportamientos fuera de la región de entrenamiento.

La hibridación de estos dos paradigmas permite aprovechar las ventajas de ambos, consiguiendo la sencillez de ajuste de las redes neuronales y a la vez disponiendo de conocimiento explícito expresado en un conjunto de reglas *if-then*.

Con el modelado neuroborroso como base, las características y ventajas de las técnicas de *soft computing* pueden resumirse en las siguientes [19]:

- Conocimiento humano (*human expertise*): el *soft computing* utiliza razonamiento humano en forma de reglas borrosas *if-then*, así como representaciones convencionales del conocimiento, para resolver problemas prácticos.
- Modelos computacionales inspirados biológicamente: inspiradas en las redes neuronales biológicas, las redes neuronales artificiales se emplean intensamente en el *soft computing* para tratar con la percepción, el reconocimiento de patrones, la regresión no lineal y distintos problemas de calificación.
- Nuevas técnicas de optimización: el *soft computing* aplica métodos de optimización innovadores que surgen de diversas fuentes. Éstas pueden ser tanto algoritmos genéticos (inspirados en la evolución y en procesos selectivos), como temple simulado (motivado por la termodinámica), métodos de búsqueda aleatorios, así como el algoritmo de Nelder-Mead. Estos métodos de optimización no siempre requieren el vector de gradientes de una función objetivo, ya que son más flexibles en el trato con problemas de optimización complejos.

- Computación numérica (*numerical computation*): a diferencia de la inteligencia artificial simbólica, el *soft computing* cuenta con computación numérica. La incorporación de técnicas simbólicas en el *soft computing* es un área de investigación muy activa dentro de este campo.
- Nuevos dominios de aplicación: debido a la computación numérica, el *soft computing* ha encontrado un amplio número de dominios de aplicación, además de aproximaciones en inteligencia artificial. Estos dominios de aplicación son computacionalmente más intensos e incluyen procesamiento de señal adaptativo, control adaptativo, identificación de sistemas no lineales, regresión no lineal y reconocimiento de patrones.
- Aprendizaje no dependiente de modelo (*model free learning*): las redes neuronales y los sistemas de inferencia borrosos tienen la habilidad de construir modelos usando solo conjuntos de datos objetivo (*data samples*). El entendimiento de los subprocesos que se desarrollan dentro del sistema objetivo ayuda a configurar la estructura inicial del modelo, pero no es obligatoria.
- Computación intensiva (*intensive computation*): sin la necesidad de asumir demasiado conocimiento de fondo acerca del problema a resolver, los sistemas neuroborrosos y las técnicas de *soft computing* dependen fuertemente de la computación de alta velocidad ya que se deben realizar múltiples cálculos para encontrar reglas o regularidad en los conjuntos de datos. Esta es una característica común a todas las áreas de inteligencia computacional.
- Tolerancia a fallos: tanto las redes neuronales artificiales como los sistemas de inferencia borrosos, exhiben tolerancia a fallos. La eliminación de una neurona en una red neuronal, o la eliminación de una regla en un conjunto de reglas borrosas, no destruyen el sistema necesariamente. Al contrario, el sistema continúa modelando y/o controlando ya que cuenta con una arquitectura redundante y paralela, aunque indudablemente la calidad del desarrollo se deteriora gradualmente.
- Características basadas en objetivo (*goal-driven characteristics*): los sistemas neuroborrosos y el *soft computing* se guían por objetivos. La trayectoria a alcanzar desde el estado actual hasta la solución del problema no tiene porque ser tan larga como en los sistemas más clásicos. Esto es particularmente cierto cuando se usa esquemas de optimización que no requieren el uso del gradiente (*derivative-free*), tales como algoritmos genéticos, temple simulado y métodos de búsqueda aleatoria. Sin embargo, el dominio específico del conocimiento ayuda a reducir la cantidad de computación y el tiempo de búsqueda pero, por contra, no es un requerimiento.
- Aplicaciones del mundo real: muchos problemas del mundo real son a gran escala e inevitablemente están contruidos sobre la base de una gran incertidumbre. Estas características se descartan cuando se utilizan aproximaciones convencionales que requieren la descripción de todos los detalles para que el problema sea resuelto. A diferencia de las técnicas clásicas, las técnicas de *soft computing* son una aproximación integrada para construir soluciones generalmente satisfactorias para los problemas del mundo real.

El campo del *soft computing* ha evolucionado de un modo vertiginoso. Constantemente se han propuesto y se proponen nuevas técnicas y nuevas aplicaciones (problemas complejos). Existen múltiples aproximaciones para integrar redes neuronales artificiales y sistemas de inferencia borrosos que, a menudo, dependen de su aplicación. Trataremos ahora de hacer un breve repaso y establecer una clasificación de estos sistemas híbridos. La revisión de todas las propuestas que aparecen en la literatura en este campo está fuera del ámbito de este trabajo.

Hacia finales de los años noventa, se desarrollan diversos sistemas neuroborrosos que pueden ser separados en dos grandes grupos: redes neuronales dotadas con la habilidad de manejar información borrosa (*fuzzy-neural networks*, FNN) [20, 21], y sistemas borrosos combinados con redes neuronales con el objeto de mejorar ciertas características deseadas (*neural-fuzzy systems*, NFS) [22, 23]. La combinación de algoritmos de computación evolutiva con sistemas neuroborrosos se recoge en el trabajo [24]. Se puede observar una revisión en profundidad de las estrategias neuroborrosas disponibles en los trabajos [25, 26].

En la última década, la hibridación ha conducido a novedosos sistemas neuroborrosos conocidos por sus acrónimos como ANFIS, FuNN, REFuNN, DENFIS, HyFIS, TWNFI [22, 23, 27-29] que facilitan tareas como el modelado y el control de sistemas no lineales y de gran complejidad [2, 30]. 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 utilización de sistemas ANFIS en el control por modelo interno tuvo sus primeras realizaciones a mediados de los años 90 [31]. Varios investigadores han desarrollado aplicaciones para el control de variables de procesos continuos tales como pH [32] y temperatura en el interior de un horno [33]. A día de hoy, son innumerables las aplicaciones de ANFIS al control de procesos en multitud de esquemas de control, destacando entre todos los trabajos la propuesta de Altug *et al.*, así como la de Chang y Chang [34, 35].

### 1.2.2. ANFIS

El sistema ANFIS es uno de los primeros sistemas neuroborrosos conocidos [22]. 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 Fig. 3. Los nodos representados con cuadrados son nodos cuyos parámetros son ajustables, mientras que los nodos representados por círculos son nodos fijos.

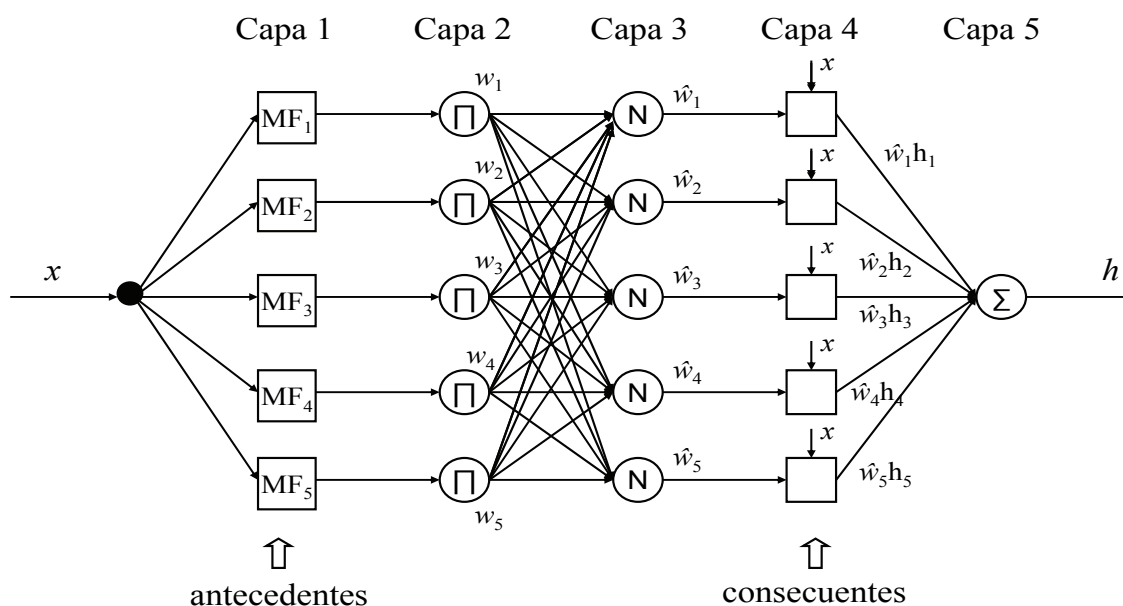


Figura 3. Arquitectura del sistema ANFIS

A continuación se presenta ANFIS para el caso particular de un sistema de una entrada y una salida [30].

En la primera capa se produce el emborronado (1). La salida de cada nodo se representa por  $O_{1,i}$ , donde  $i$  es el  $i$ -ésimo nodo de la capa  $l$ .

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

$x$  es la variable de entrada 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:

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

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.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \quad (3)$$

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (4)$$

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.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i h_i = \bar{w}_i (m_i x + c_i) \quad (5)$$

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

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i h_i = \frac{\sum_i w_i h_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

ANFIS utiliza como estrategia de aprendizaje la retro-propagación 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 delante”, 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 (7). Por otra parte, los antecedentes son actualizados por un criterio de “gradiente-descendente” (9), siendo  $\eta$  la tasa de aprendizaje para  $a_{ij}$ .

$$h = [\bar{w}_1 x \quad \bar{w}_1 \quad \bar{w}_2 x \quad \bar{w}_2] \cdot \begin{bmatrix} m_1 \\ c_1 \\ m_2 \\ c_2 \end{bmatrix} = \bar{X} \cdot \bar{W} \quad (7)$$

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

$$\bar{W} = \bar{X}^{-1} \cdot h \quad (8)$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad (9)$$

### 1.3. Técnicas de optimización inteligente en procesos de mecanizado

Desde la aparición de las primeras técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas al campo del control de procesos, surgió la necesidad de aplicar las mismas a los procesos de mecanizado debido a sus características anteriormente mencionadas. Si bien es cierto que el objeto de estudio de este trabajo es el control inteligente, no siempre se han podido aplicar las técnicas de IA directamente al control. Sin embargo, a lo largo de los últimos años se han llevado a cabo diversas técnicas de optimización (ajuste de parámetros, monitorización, supervisión, control, etc.) en procesos de corte basadas en técnicas de Inteligencia Artificial, las cuales han producido resultados extraordinarios.

Los métodos de optimización en procesos de mecanizado son considerados una herramienta vital para la continua mejora de productos, de procesos de modelado, de procesos productivos, de técnicas de control. Dentro de los diversos métodos de optimización existentes, los métodos de optimización de parámetros en operaciones de mecanizado han sido los más estudiados y los que mejores resultados han aportado. A su vez, dentro de este grupo se pueden diferenciar la optimización de parámetros a la hora de modelar relaciones entrada-salida y parámetros en proceso, y la determinación de condiciones de corte óptimas o casi-óptimas.

Las técnicas de Inteligencia Artificial más empleadas en la optimización de parámetros han sido las redes neuronales artificiales y la lógica borrosa. Debido a la capacidad de aprendizaje de relaciones no-lineales, las redes neuronales artificiales han atraído a multitud de investigadores para modelar procesos de corte [36, 37]. Coit *et al.* consideraron los aspectos prácticos de la construcción y validación de modelos neuronales [38], y Viharos *et al.* mostraron el control y la monitorización de procesos de mecanizado con redes neuronales artificiales [39]. Diversas aplicaciones de modelado de procesos de mecanizado a través de redes neuronales artificiales basadas en relaciones entrada-salida han sido reportadas en la literatura. La red neuronal *Backpropagation* ha sido satisfactoriamente aplicada por Sathyanarayanan *et al.*, por Jain *et al.*, y por Feng *et al.* para modelar el lijado de super-aleaciones, para la predicción de la tasa de arranque de material y el acabado superficial de un mecanizado abrasivo y para el tallado de cilindros para motores, respectivamente [40-42]. Grzesik y Brol mostraron la utilidad del modelado y el control neuronal de ciertas características del acabado superficial en procesos de mecanizado multietapa [43]. Algunos de los inconvenientes de la optimización a través de redes neuronales artificiales son que los parámetros del modelado no pueden ser interpretados, que son dependientes de grandes conjuntos de datos de entrenamiento, que ciertas configuraciones de las redes producen sobre-entrenamiento o que en ocasiones el entrenamiento acaba sin que se hayan alcanzado soluciones óptimas.

Por otro lado, la lógica borrosa también ha jugado un papel muy importante en el modelado de procesos de mecanizado basado en relaciones entrada-salida. La técnica de modelado fundamentada en la teoría de conjuntos borrosos es generalmente utilizada cuando existe conocimiento subjetivo del proceso u opiniones de operadores expertos, las cuales juegan un papel fundamental en la definición de funciones objetivo y variables de decisión. Shin y Vishnupad observaron que el modelado basado en lógica borrosa y redes neuronales suponía una manera efectiva de controlar un complejo proceso de pulido [44]. Kuo y Cohen enfatizaron la importancia de la integración entre redes neuronales y lógica borrosa para el control efectivo de procesos de fabricación [45]. Cabe destacar también en este campo el trabajo de Kamatala *et al.*, en el cual se desarrolla un sistema basado en lógica borrosa para predecir la rugosidad superficial en procesos de torneado [46]. Chen y Kumara usaron una aproximación híbrida de lógica borrosa y redes neuronales para diseñar y controlar un proceso de pulido [47]. Hashmi *et al.* utilizaron por primera vez la lógica borrosa para seleccionar condiciones de corte en operaciones de fresado [48]. En el mismo año, Ip adoptó una estrategia de control basada en lógica borrosa para la regulación de la velocidad de avance en el fresado de un acero templado, obteniendo una mayor eficiencia de corte y un mayor aprovechamiento de la vida útil de la herramienta [49]. Lee *et al.* usaron la teoría de conjuntos borrosos para obtener un modelo no-lineal del proceso de torneado, mostrando de este modo una herramienta más efectiva que las técnicas de modelado matemático para el caso en el que exista cierta “vaguedad” en las variables de control del proceso [50]. Al-Wedyan *et al.*, ya en el año 2001, usaron técnicas de modelado borroso para operaciones de fresado [51]. A pesar de todas las aplicaciones desarrolladas, el empleo aislado de reglas borrosas elaboradas a partir de operadores expertos no resulta adecuado para modelar los cambios dinámicos subyacentes en cualquier proceso de mecanizado. Debido a ésta y otras razones, es más común el empleo de técnicas neuroborrosas para tratar con este tipo de procesos. Pese a que se han encontrado en la literatura aplicaciones de control neuroborroso para ciertas operaciones de corte de metales, no se han encontrado aplicaciones de esta técnica en el taladrado.



## 2. Modelado del proceso

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. Para llevar a cabo esta serie de objetivos es necesario tener un profundo conocimiento del proceso y además, ser capaz de representarlo de una manera adecuada. La tarea de modelado es la encargada de poder estudiar en detalle las relaciones que se dan entre variables del proceso y, de este modo, poder crear modelos para posteriormente simular el comportamiento del proceso. Gracias a los modelos se pueden realizar simulaciones y, en consecuencia, diseñar controladores que nos permitan optimizar el proceso con el fin de dar un salto cualitativo dentro de la competencia del sector.

Gracias al modelado del proceso, se ha comprobado que 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. Sin embargo, no son las únicas variables que influyen en la operación de taladrado. A continuación se tratará de aportar una visión más amplia acerca de los fenómenos que ocurren en una operación de taladrado de alto rendimiento.

Cabe destacar una vez más, que 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. No obstante, a la hora de describir el proceso no existe diferencia entre las operaciones que se producen internamente en ambos tipos de taladrado.

### 2.1. Descripción

Pese a que ya se han mencionado algunos de ellos, los parámetros de corte fundamentales que hay que considerar en el proceso de taladrado son los siguientes:

- Elección del tipo de broca más adecuado
- Sistema de fijación de la pieza
- Velocidad de corte de la broca expresada en m/min ( $V_c$ )
- Diámetro exterior de la broca
- Revoluciones por minuto del husillo portabrocas (rpm)
- Avance de la broca en mm/rev,
- Avance de la broca en mm/min
- Profundidad del agujero
- Esfuerzos de corte (fuerzas y pares)
- Tipo de taladradora y accesorios adecuados (refrigeración, etc.)

Muchos de estos parámetros y variables dependen exclusivamente de la broca o de la máquina elegida en función del material que se quiera taladrar o, simplemente, de la infraestructura de la que se disponga. En este trabajo nos vamos a centrar directamente en los fenómenos físicos que tienen lugar en el proceso, una vez que ya se han fijado ciertos parámetros a partir de la información proporcionada en manuales de usuarios y en el conocimiento de operadores expertos.



### 2.1.1. Velocidad de corte

Se define como velocidad de corte la velocidad lineal de la periferia de la broca u otra herramienta que se utilice en la taladradora (escariador, macho de roscar, etc.). La velocidad de corte, que se expresa en metros por minuto (m/min), tiene que ser elegida antes de iniciar el mecanizado y su valor adecuado depende de muchos factores, especialmente de la calidad y tipo de broca que se utilice, de la dureza y la maquinabilidad que tenga el material que se mecanice, y de la velocidad de avance empleada. Las limitaciones principales de la máquina son su gama de velocidades, la potencia de los motores y la rigidez de la fijación de la pieza y de la herramienta.

A partir de la determinación de la velocidad de corte se puede determinar las revoluciones por minuto que tendrá el husillo portabrocas según la siguiente fórmula:

$$V_c (m / \text{min}) = \frac{n(\text{min}^{-1}) \times \pi \times D_c (mm)}{1000(mm / m)} \quad (10)$$

donde  $V_c$  es la velocidad de corte,  $n$  es la velocidad de rotación de la herramienta y  $D_c$  es el diámetro de la herramienta.

La velocidad de corte es uno de los factores principales que determinan la duración de la herramienta. Una alta velocidad de corte permite realizar el mecanizado en menos tiempo pero acelera el desgaste de la herramienta. Los fabricantes de herramientas y proutuarios de mecanizado, ofrecen datos orientativos sobre la velocidad de corte adecuada de las herramientas para una duración determinada de la herramienta, por ejemplo, quince minutos. En ocasiones, es deseable ajustar la velocidad de corte para una duración diferente de la herramienta, para lo cual, los valores de la velocidad de corte se multiplican por un factor de corrección. La relación entre este factor de corrección y la duración de la herramienta en operación de corte no es lineal.

En resumen, una velocidad de corte excesiva puede dar lugar a: un desgaste muy rápido del filo de corte de la herramienta, una deformación plástica del filo de corte con pérdida de tolerancia del mecanizado, o una calidad del mecanizado deficiente. Por contra, una velocidad de corte demasiado baja puede dar lugar a: una formación de filo de aportación en la herramienta, un efecto negativo sobre la evacuación de viruta, una baja productividad y un coste elevado del mecanizado.

### 2.1.2. Velocidad de rotación de la broca

La velocidad de rotación del husillo portabrocas se expresa habitualmente en revoluciones por minuto (rpm). En las taladradoras convencionales hay una gama limitada de velocidades, que dependen de la velocidad de giro del motor principal y del número de velocidades de la caja de cambios de la máquina. En las taladradoras de control numérico, esta velocidad es controlada con un sistema de realimentación que habitualmente utiliza un variador de frecuencia y puede seleccionarse una velocidad cualquiera dentro de un rango de velocidades, hasta una determinada velocidad máxima.

La velocidad de rotación de la herramienta es directamente proporcional a la velocidad de corte y al diámetro de la herramienta.

$$n(\text{min}^{-1}) = \frac{V_c (m / \text{min}) \times 1000(mm / m)}{\pi \times D_c (mm)} \quad (11)$$

### 2.1.3. Velocidad de avance

El avance o velocidad de avance ( $f$ ) en el taladrado es la velocidad relativa entre la pieza y la herramienta, es decir, la velocidad con la que progresa el corte. El avance de la herramienta de corte es un factor muy importante en el proceso de taladrado.

Cada broca puede cortar adecuadamente en un rango de velocidades de avance por cada revolución de la herramienta, denominado avance por revolución ( $f_{rev}$ ). Este rango depende fundamentalmente del diámetro de la broca, de la profundidad del agujero, además del tipo de material de la pieza y de la calidad de la broca. Este rango de velocidades se determina experimentalmente y se encuentra en los catálogos de los fabricantes de brocas. Además esta velocidad está limitada por las rigideces de las sujeciones de la pieza y de la herramienta, y por la potencia del motor de avance de la máquina. El grosor máximo de viruta en milímetros es el indicador de limitación más importante para una broca. El filo de corte de las herramientas se prueba para que tenga un valor determinado entre un mínimo y un máximo de grosor de la viruta.

La velocidad de avance es el producto del avance por revolución por la velocidad de rotación de la herramienta.

$$f(mm / min) = n(min^{-1}) \times f_{rev}(mm / rev) \quad (12)$$

Al igual que con la velocidad de rotación de la herramienta, en las taladradoras convencionales la velocidad de avance se selecciona de una gama de velocidades disponibles, mientras que las taladradoras de control numérico pueden trabajar con cualquier velocidad de avance hasta la máxima velocidad de avance de la máquina.

Los principales efectos de la velocidad de avance son que resulta decisiva para la formación de viruta, que afecta al consumo de potencia de la máquina y que, además, contribuye a la tensión mecánica y térmica.

La elección de una elevada velocidad de avance da lugar a un buen control de viruta, un menor tiempo de corte, un menor desgaste de la herramienta, un riesgo más alto de rotura de la herramienta y una elevada rugosidad superficial del mecanizado. Por contra, la elección de una velocidad de avance baja produce una viruta más larga, una mejor calidad del mecanizado, un desgaste acelerado de la herramienta, una mayor duración del tiempo de mecanizado y en general, un mayor coste del mecanizado.

### 2.1.4. Tiempo de mecanizado

Para poder calcular el tiempo de mecanizado de un taladro hay que tener en cuenta la longitud de aproximación y salida de la broca de la pieza que se mecaniza. La longitud de aproximación depende del diámetro de la broca.

$$t(\min) = \frac{L_{acercamiento}(mm) + L_{taladrar}(mm)}{f(mm / min)} \quad (13)$$

### 2.1.5. Fuerza específica de corte

La fuerza específica de corte ( $F_c$ ) es un parámetro necesario para poder calcular la potencia necesaria para efectuar un determinado mecanizado. Este parámetro está en función del avance de la broca, de la velocidad de corte, de la *maquinabilidad* del material, de la dureza del material, de las características de la herramienta y del espesor medio de la viruta. Todos estos

factores se engloban en un coeficiente denominado  $K_x$ . La fuerza específica de corte se expresa en  $\text{N/mm}^2$ .

### 2.1.6. Fuerza de corte

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.

### 2.1.7. Potencia de corte

La potencia de corte ( $P_c$ ) necesaria para efectuar un determinado mecanizado se calcula a partir del valor del volumen de arranque de viruta, la fuerza específica de corte y del rendimiento que tenga la taladradora. Se expresa en kilovatios.

Para poder obtener el valor de potencia correcto, el valor obtenido tiene que dividirse por un determinado valor ( $\rho$ ) que tiene en cuenta la eficiencia de la máquina. Este valor es el porcentaje de la potencia del motor que está disponible en la herramienta puesta en el husillo.

$$P_c = \frac{D_c \times p \times f \times F_c}{60 \times 10^6 \times \rho} \quad (14)$$

donde  $P_c$  es la potencia de corte (kW),  $D_c$  es el diámetro de la broca (mm),  $f$  es la velocidad de avance (mm/min),  $F_c$  es la fuerza específica de corte ( $\text{N/mm}^2$ ) y  $\rho$  es el rendimiento o la eficiencia de la máquina.

## 2.2. Modelos obtenidos por técnicas clásicas

Las operaciones de corte de metales, de las cuales el taladrado es un subconjunto, han sido modeladas de diversas maneras. Muchas aproximaciones modelan explícitamente la fuerza de corte a través de la geometría o de las variables del proceso (velocidad de giro, velocidad de avance, profundidad de corte). En el trabajo de Landers *et al.*, se proporciona una buena visión general en la que se discuten las aplicaciones y la robustez de los controles en mecanizado que utilizan modelos basados en fuerzas [8]. Para el proceso de taladrado en particular, Kim *et al.*, analizan la fuerza de empuje y la velocidad de avance de una operación de taladrado en una máquina herramienta con CNC [9], creando un sistema lineal y de primer orden, cuya función de transferencia se muestra en (15). Cada material puede tener sus propias ganancias y constantes de tiempo, pero para solventar estas incertidumbres, se suelen utilizar controles adaptativos para ajustar estos parámetros.

$$G_p(s) = \frac{F(s)}{f(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} \quad (15)$$

Elhachimi *et al.* expandieron este trabajo, presentando un modelo puramente geométrico de fuerzas de empuje y de corte para un determinado tipo de broca, proporcionando a su vez una validación de este modelo con resultados experimentales en el taladrado de medio carbono-

acero [52, 53]. Hay que mencionar también que la herramienta de taladrado, la broca en sí misma ha sido evaluada usando un modelado en elementos finitos para, entre otras funciones, predecir la respuesta del sistema.

Centrándonos ahora en modelos que han sido utilizados para el control del taladrado, existen investigaciones de controles basados en modelos de par para reducir el desgaste en la herramienta utilizando una generalización de un sistema de segundo orden. Furness *et al.* modelaron el par de corte frente a la velocidad de avance comandada como un sistema de tercer orden con un retardo fijo [10]. Un modelo similar de tercer orden pero sin retardo fue implementado en conjunción con un controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) para el control del par [12].

Por otra parte, una aproximación completamente diferente para el modelado de operaciones de taladrado de alto rendimiento se puede realizar vía el golpeo de la herramienta de corte mientras permanece fija en el cabezal del centro de mecanizado con un martillo. Dicho martillo se encuentra calibrado y se utiliza para obtener la dinámica del sistema a través de su respuesta al impulso. Estos modelos han sido verificados representando la fuerza frente a la profundidad de corte en una operación de taladrado y comparando ésta con la repuesta dinámica estimada del sistema [54].

Ignorando los modelos basados solamente en la física, Oh *et al.* han modelado el proceso de taladrado como un sistema de segundo orden subamortiguado [12]. Estos autores generando varias constantes de tiempo a través de una simple respuesta a una entrada escalón y, además, combinan el modelo resultante con un modelo de primer orden del propio cabezal.

Claramente existen algunas variaciones en el orden de los modelos presentados en la literatura para el taladrado de alto rendimiento. Un estudio muy completo acerca de qué orden puede ser el más adecuado aparece en el trabajo de Del Toro *et al.* en el cual se evalúan sistemas de primer, segundo y tercer orden como modelos de simple entrada - simple salida [55]. Las técnicas de identificación presentadas en el trabajo representan un sistema simple dentro de la ardua tarea que supone el modelado del proceso.

Esta pequeña revisión de la bibliografía se ha incorporado al trabajo con el objeto de mostrar modelos lineales que suponen una aproximación al proceso de taladrado. Sin embargo, es necesario aclarar que los modelos lineales obtenidos son aproximaciones imprecisas dado que existen no linealidades y comportamientos variantes en el tiempo del proceso (desgaste de herramienta, etc.) que no reflejan esta serie de modelos. También es necesario mencionar que se han realizado controles en base a alguna de estas aproximaciones lineales, pero precisamente no han aportado los resultados esperados (dado que el proceso es no-lineal). Este es el motivo fundamental de emplear técnicas neuroborrosas para el modelado del proceso de taladrado de alto rendimiento.

### 2.2.1. Modelo utilizado en las simulaciones

Para demostrar la validez del modelado y control del proceso de taladrado de alto rendimiento mediante técnicas neuroborrosas que plantea este trabajo, se hace necesaria la realización de ciertas simulaciones antes de llevar a cabo el control en tiempo real sobre el proceso industrial. Por sencillez y para el desarrollo de estas simulaciones se necesita utilizar uno de los múltiples modelos vistos en la literatura.

Se decide utilizar uno de los modelos obtenidos por Del Toro *et al.* debido a su afinidad con las características del proceso que en último término deseamos controlar [55]. Tal y como se ha comentado anteriormente, se considera el sistema de una entrada y una salida a partir del análisis sistémico del proceso y del conocimiento técnico del mismo. 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 [55]:

$$G_p(s) = \frac{F(s)}{f(s)} = \frac{10.26}{0.005241s^3 + 0.09376s^2 + 0.5414s + 1} e^{-0.4s} \quad (16)$$

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 (16), el modelo contiene un retardo. Este retardo incluye tanto el tiempo muerto del proceso como los retardos inducidos por las redes de comunicaciones asumiendo, como veremos más adelante, que el conjunto “Proceso+CNC” está conectado a través de una red Profibus. En el capítulo cuarto de este trabajo se detallará y explicará más en profundidad el origen y la duración del retardo (sección 4.4).

Nuevamente es necesario aclarar que la ecuación (16) se ha incorporado al trabajo con el objeto de mostrar modelos lineales que suponen una aproximación al proceso de taladrado. Este modelo solo representa una aproximación a la dinámica real del proceso de taladrado en unas condiciones de operación ideales. Cualquier conclusión obtenida a partir de la simulación ó implementación basada en ese modelo, al igual que cualquier diseño de sistema de control basado en el mismo, tienen una utilidad práctica muy restringida.

### 2.3. Modelos neuroborrosos

En el capítulo anterior se han analizado diferentes modelos del proceso de taladrado de alto rendimiento obtenidos por técnicas clásicas. A lo largo de la revisión de la literatura en este tipo de modelado se han encontrado ciertas aproximaciones que emplean técnicas de inteligencia artificial. Por ejemplo, se modela la operación de taladrado con redes neuronales para predecir la fuerza presente a la entrada y a la salida de la propia operación [4]. Sin embargo, en base a la literatura a la que se ha tenido acceso, no se han encontrado aproximaciones neuroborrosas para el modelado del proceso de taladrado.

#### 2.3.1. Modelo directo

Debido a las múltiples ventajas que aporta el uso de las técnicas neuroborrosas y a que su empleo tiene novedad y utilidad en el campo de investigación objeto de este estudio, se decide modelar la dinámica del proceso a través del primer sistema neuroborroso conocido y el más establecido, ANFIS. Además de ser uno de los trabajos pioneros, resulta uno de los más sencillos computacionalmente hablando.

Al igual que en los modelos clásicos estudiados, aquí se decide también reducir el sistema a una entrada y una salida, siendo la velocidad de avance de la herramienta de corte ( $f$ ) la variable de entrada y la fuerza media de corte ( $F$ ) la variable de salida. A esta representación del sistema se la conoce como modelo directo. Como parámetros del modelo se fijan la velocidad de giro de la herramienta, el diámetro de la herramienta de corte y la velocidad de avance inicial. De este modo, quedan entonces como perturbaciones no medibles ni estimables el desgaste de la

herramienta de corte y las posibles variaciones en la profundidad de corte. Una vez definida la estructura del modelo, el sistema neuroborroso ANFIS se entrena para que aprenda la dinámica del proceso por medio de datos entrada-salida. En este trabajo se han utilizado datos reales de fuerza de corte y velocidad de avance obtenidos experimentalmente.

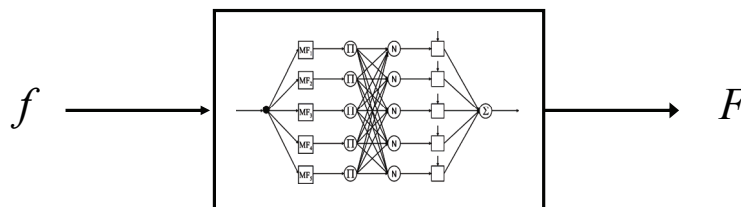


Figura 4. Estructura del modelo directo neuroborroso ANFIS

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 diámetro de la herramienta de 10 mm. Los datos se tomaron de una operación con profundidad de corte de 15 mm.

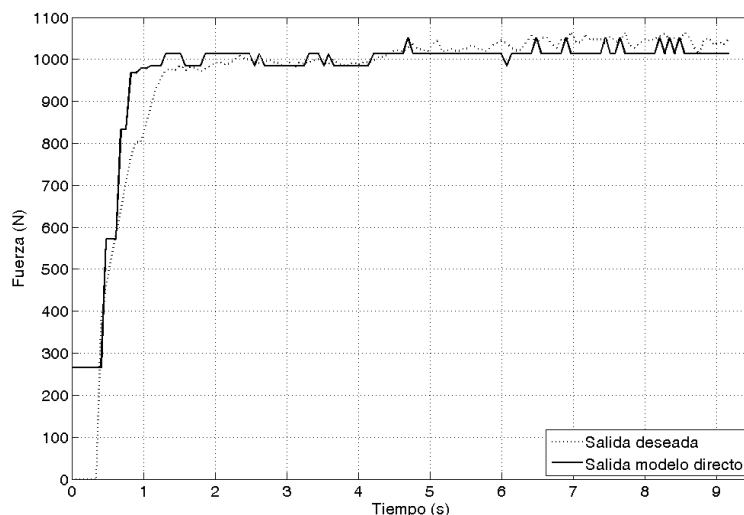
Con el objetivo de realizar un mejor ajuste del modelo, se obtuvo un modelo inicial introduciendo un conjunto de datos de entrenamiento (133 datos) al sistema neuroborroso. Posteriormente, se ajustaron los parámetros del modelo creado inicialmente, introduciendo al sistema neuroborroso un conjunto de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

En la fase de obtención de los modelos son modificables ciertos parámetros del sistema ANFIS 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*, sigmoidales, 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 (2), y con reglas de Takagi-Sugeno de primer orden. El aumento del número de funciones de pertenencia y del orden de los sistemas T-S no produjo mejoras significativas en la precisión.

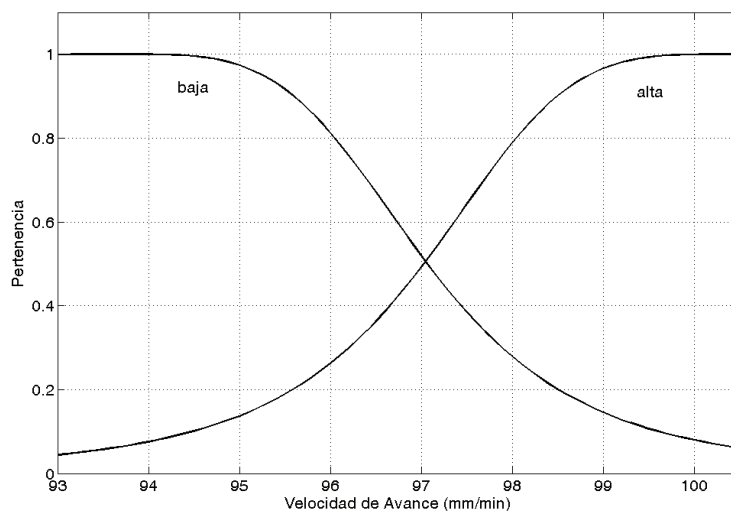
Nuevamente, tal y como se observa en la Fig. 5, es necesario volver a hablar de retardos. Los datos entrada/salida con los cuáles se ha entrenado el sistema neuroborroso ANFIS tienen un retardo de unos 0.4 segundos. Este hecho es debido a que se han tomado datos del proceso (concretamente del CNC) a través de una red industrial Profibus y, además, el fin último de este trabajo es enviar datos de control a través de la misma red. Por ello se debe modelar el proceso con esta particularidad. Se concluye que debido a las comunicaciones y al propio tiempo muerto del proceso es por lo que aparece este retraso. No obstante, en el apartado cuarto de este trabajo se explicará en mayor detalle esta restricción.

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).



**Figura 5. Respuesta del modelo directo neuroborroso ANFIS**

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:

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

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

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 6. Funciones de pertenencia y reglas del modelo directo ANFIS**



### 2.3.2. Modelo inverso

El proceso de taladrado de alto rendimiento tiene una dinámica que se ha modelado en el anterior punto y que consiste en saber qué fuerza de corte se obtendrá para una determinada velocidad de avance de la herramienta. No obstante, en ocasiones resulta también conveniente modelar la dinámica inversa del modelo obteniéndose el denominado modelo inverso. Esta técnica es especialmente útil a la hora de diseñar controladores del propio proceso, ya que son los encargados de modificar, en este caso, la velocidad de corte de la herramienta. Por ello nos interesa también conocer qué velocidad de avance se obtiene cuando existe una determinada fuerza de corte.

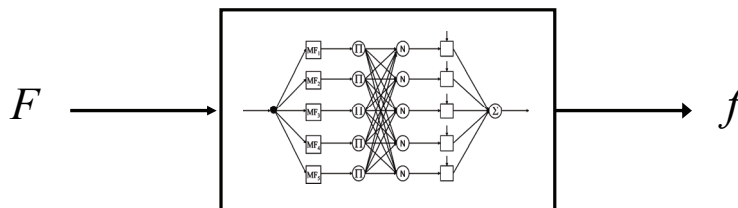


Figura 7. Estructura de modelo inverso neuroborroso ANFIS

Para obtener el modelo inverso, en vez de invertir el modelo obtenido anteriormente (ya sea por técnicas clásicas o neuroborrosas), realizamos otro entrenamiento del sistema pero esta vez con la fuerza media como entrada y la velocidad de avance como salida. Nuevamente utilizaremos un sistema neuroborroso ANFIS para esta labor y los mismos parámetros del modelo utilizados en el caso anterior.

En esta ocasión cobra más fuerza si cabe el empleo de un sistema neuroborroso para el modelado de la dinámica inversa del proceso ya que, 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 de modelos del proceso puede conducir a controladores inestables cuando el sistema es de fase no mínima [56].

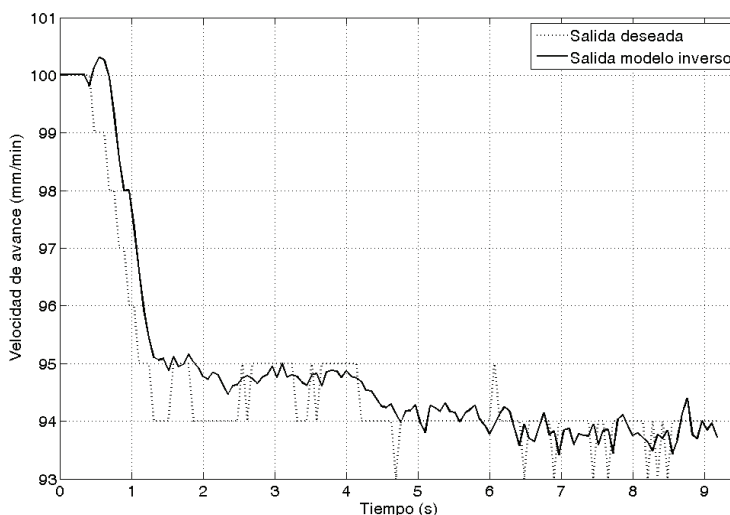


Figura 8. Respuesta del modelo inverso neuroborroso ANFIS

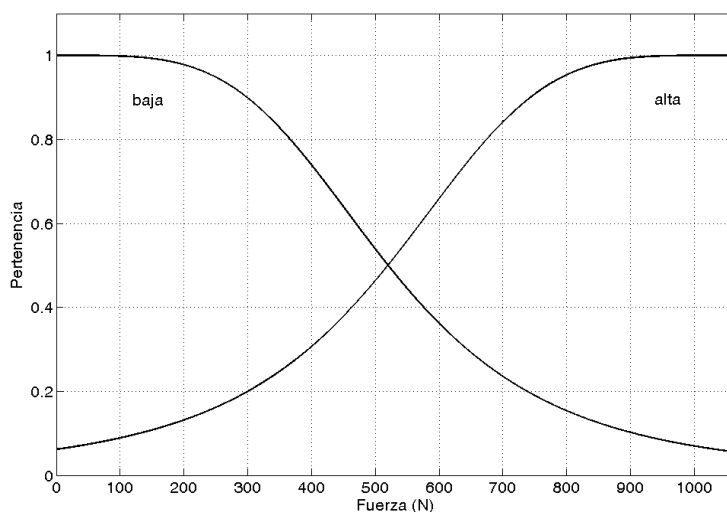


Para la creación del modelo inverso se ha vuelto a trabajar con la herramienta informática MatLab. Se analizaron nuevamente sistemas Takagi-Sugeno de orden cero y de primer orden, con distintas funciones de pertenencia, con diverso número de funciones, cambiando parámetros de entrenamiento, etc. Como resultado, volvió a comprobarse que el sistema que mejor representaba la dinámica inversa del proceso tenía dos funciones de pertenencia en la fase de emborronado, siendo dichas funciones del tipo campana de Gauss (2), y con reglas de Takagi-Sugeno de primer orden. Es decir, se utilizaron los mismos parámetros que en el modelo directo.

Tanto en el caso del modelo directo como en el caso del modelo inverso, se eligieron modelos que, *a priori*, tienen un error medio cuadrático mayor que otros modelos (con distinto número de funciones y de distinto tipo). Esta elección se hizo teniendo en cuenta el comportamiento dinámico (respuestas sin oscilaciones) y la sencillez del modelo para un buen control en tiempo real del proceso. 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. El error medio cuadrático (RMSE) para ambos modelos aparece resumido en la Tabla 1.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - F_i)^2} \quad (17)$$

donde  $F_i$  es valor obtenido por el modelo,  $Y_i$  es el valor deseado o real y  $N$  es el número total de muestras del experimento.



Funciones Takagi-Sugeno de salida:

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

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

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 9. b) Funciones de pertenencia y reglas del modelo inverso ANFIS**

Tabla 1. Errores RMSE de los modelos creados

<i>Modelo</i>	<i>RMSE - datos de entrenamiento</i>	<i>RMSE - datos de verificación</i>
Directo	1.94 %	5.18 %
Inverso	0.39 %	0.68 %

### 3. Sistemas de control neuroborroso

Un significativo número de procesos industriales están caracterizados por su comportamiento no-lineal y por la existencia de importantes perturbaciones no medidas que modifican las condiciones de operación. Para esta serie de procesos se han desarrollado diversas técnicas de control tales como control adaptativo, control robusto, control inteligente, etc. Mediante la simulación de estas técnicas, se ha comprobado que muestran un muy buen comportamiento. Sin embargo, a nivel práctico (nivel industrial), solamente las soluciones con controladores PID, con controles expertos y con controles predictivos lineales han sido implementadas.

Hoy en día, gracias al desarrollo computacional que han sufrido los dispositivos digitales, el control inteligente se está revelando como una alternativa viable a los esquemas convencionales de control basados en modelos. En ciertas situaciones los esquemas son completamente novedosos y, en otras, los esquemas clásicos son complementados con técnicas de inteligencia artificial. La principal razón por la que resultan más adecuadas estas técnicas es porque la lógica borrosa, las redes neuronales y los propios sistemas neuroborrosos, tratan con la incertidumbre y/o con las desconocidas variaciones (perturbaciones) en los parámetros de la planta y la estructura. Por ello, pueden manejar de un modo más efectivo estas características y mejorar la robustez del sistema de control.

#### 3.1. Algoritmos neuroborrosos: esquemas de control más frecuentes

La aplicación al control de las técnicas de inteligencia artificial, en general, y de los sistemas neuroborrosos en particular, pasa necesariamente por la utilización de un método de diseño que satisfaga los requisitos del mismo. Varios han sido los esquemas de control que han utilizado modelos o controladores neuroborrosos en su estructura. Pese a que existen algunas aproximaciones sencillas, en este capítulo se trata de analizar aquellos esquemas de control más avanzados o que han reportado importantes ventajas a la hora de controlar de un modo más eficiente, y sobre todo más, robusto los procesos objeto de estudio.

##### 3.1.1. Control adaptativo por modelo de referencia

Los sistemas adaptativos por modelo de referencia fueron diseñados primeramente para sistemas continuos con la finalidad de minimizar un índice de actuación, siendo dicho índice la integral del error al cuadrado [57]. Esta regla de diseño fue la propuesta inicialmente por Whitaker en el año 1958 [58], sin embargo los sistemas fueron evolucionando creándose nuevos índices de referencia.

En cuanto a las configuraciones posibles como modelo de referencia, la más usual es utilizar un modelo paralelo (Fig. 10), aunque son posibles otras configuraciones como modelo serie, serie-paralelo, etc.

Existe una dualidad entre los sistemas de control adaptativo a un modelo de referencia y el problema de identificación con un modelo ajustable, siendo en este caso el modelo de referencia la planta a identificar.

Dado un modelo de referencia y un sistema ajustable, la minimización del error ha sido la regla más popular debido a su simplicidad. Sin embargo, para el caso de ajuste de varios parámetros requiere un número elevado de funciones de sensibilidad (tantas como parámetros). Por otro lado, la ganancia de adaptación gobierna la velocidad de respuesta, si ésta es muy grande el sistema puede ser inestable y si es muy pequeña la velocidad será muy lenta. Para obtener un buen compromiso entre velocidad de respuesta y estabilidad es necesario un laborioso estudio de simulación.

Para solventar estos inconvenientes surgieron técnicas de diseño fundamentadas en la utilización del segundo método de Lyapunov. Este método tiene la ventaja de asegurar la estabilidad global para cualquier valor de la ganancia de adaptación y cualquier tipo de entrada. La principal desventaja de este método es que se requiere el conocimiento del vector de estado, que no siempre es accesible. Otra desventaja es que no es aplicable a los casos donde los parámetros del conjunto planta más controlador no pueden ser modificados directamente.

Landau propone otra técnica de diseño en el año 1981 basada en el concepto de hiperestabilidad y en la teoría de estabilidad de Popov [59]. El concepto de hiperestabilidad está relacionado con la estabilidad de una clase de sistemas, tales que pueden ser separados en dos bloques: parte lineal e invariante en el tiempo y parte no-lineal y/o variable en el tiempo. Una discusión extensa de esta técnica puede encontrarse en dicho trabajo, resultando en casos particulares que la ley de adaptación es de la forma “proporcional + integral” o “proporcional + integral + derivada”. Con esta técnica se garantiza la estabilidad del conjunto, siendo su principal desventaja que a menudo son necesarios una serie de diferenciadores.

Sin embargo, con la aparición de los sistemas neuroborrosos, se deciden implantar métodos de diseño que incluyen modelos neuroborrosos como modelos de referencia y, en algunos casos, controladores neuroborrosos autoajustables o con autosintonía. El empleo de estos sistemas elimina alguna de las barreras planteadas en estructuras anteriores. En este campo destacan los trabajos de Shahri *et al.* por ser uno de los primeros [60], y el trabajo de Liu *et al.* por ser uno de los más citados en su ámbito [61].

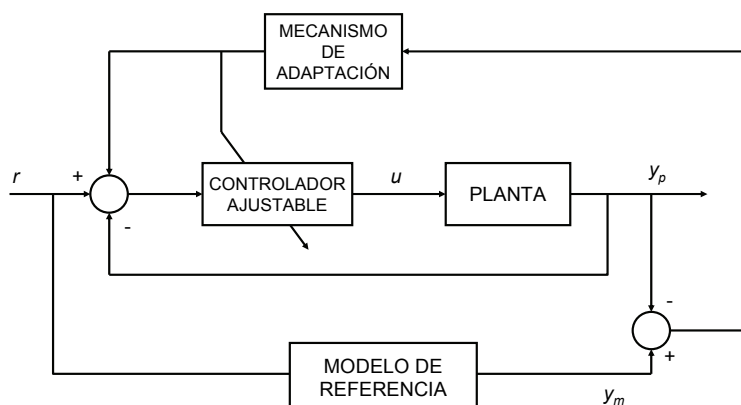


Figura 10. Estructura básica del control adaptativo con modelo de referencia

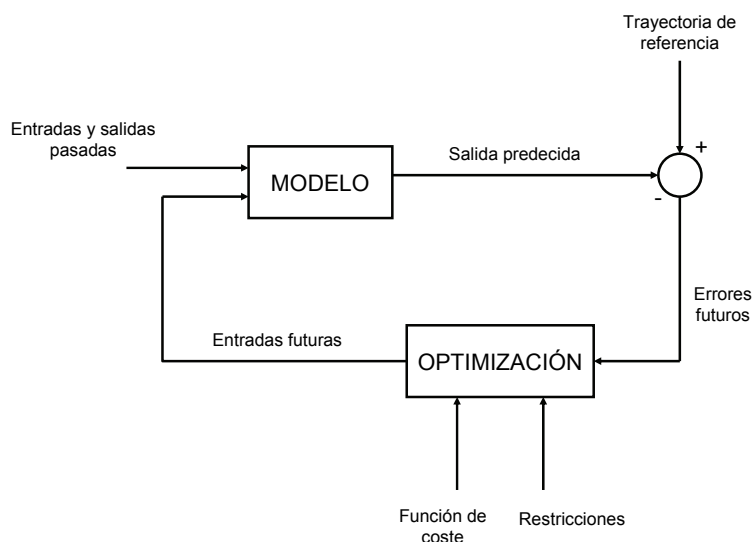
### 3.1.2. Control predictivo basado en modelos

El control predictivo basado en modelos es un método avanzado de control de procesos que ha sido utilizado en industrias de procesos, tales como plantas químicas o refinerías, desde los años ochenta. Los controladores predictivos basados en modelos cuentan con modelos dinámicos del proceso, generalmente modelos lineales empíricos obtenidos por identificación de sistemas. La obtención de estos modelos no es tarea fácil ya que deben describir lo más fielmente posible el comportamiento de sistemas dinámicos complejos. A su vez, los modelos deberían compensar el impacto de las no-linealidades en las variables [62].

En consecuencia, los modelos son usados para predecir el comportamiento de las variables dependientes (salidas) de la dinámica del sistema con respecto a los cambios en las variables independientes del modelo (entradas). En la industria química, las variables independientes son generalmente puntos de referencia o valores de control-regulación que gobiernan el movimiento

de las válvulas. Por contra, las variables dependientes son generalmente restricciones en el proceso (pureza del producto, seguridad en los equipos o límites de operación) [63].

El control predictivo basado en modelos utiliza los modelos y las medidas actuales del proceso para calcular futuros movimientos en las variables independientes que cumplan con las pertinentes restricciones (tanto de variables dependientes como independientes). El control predictivo enviará entonces el correspondiente movimiento a las válvulas y demás actuadores para implementar el punto de operación calculado.



**Figura 11. Estructura básica del control predictivo basado en modelos**

A pesar de que la mayoría de los procesos industriales reales son aproximadamente lineales válidas solamente en una limitada zona de operación, las aproximaciones del control predictivo por modelo lineal son usadas en la mayoría de las aplicaciones. Además se utiliza un mecanismo de retroalimentación para compensar los errores en la predicción debidos tanto a la propia estructura, como al modelo y al mismo proceso. En los controladores predictivos por modelos que cuentan únicamente con modelos lineales, se puede aplicar el principio de superposición del álgebra lineal para efectuar cambios en múltiples variables independientes. De este modo se añade la respuesta de las variables dependientes junto a la predicción. Este hecho simplifica el problema del control al cálculo de series de matrices algebraicas que, además, es mucho más rápido y robusto.

Cuando los modelos lineales no son lo suficientemente precisos (debido en gran parte a las no linealidades del proceso), el proceso puede ser controlado mediante la utilización de modelos predictivos no lineales. Los modelos no lineales se pueden obtener a través de la utilización de datos empíricos (de ahí la utilización de sistemas neuroborrosos) o del modelado de alta fidelidad basado en fundamentos tales como masa, balances de energía, etc. No obstante, el modelo no lineal puede ser linealizado para derivar en un filtro de Kalman o un modelo específico para el control predictivo lineal.

La utilización de un modelo no lineal fiable es el núcleo central en las operaciones de simulación, estimación y control. De ello se dieron cuenta multitud de autores que solventaron las dificultades del control predictivo basado en modelos a través de modelos neuroborrosos del proceso. Por ejemplo, Escaño *et al.* deciden modelar primero y controlar después un autoclave industrial a través de sistemas neuroborroso [64]. También nos encontramos con el trabajo de Hernández *et al.* que hacen lo propio con una unidad termoeléctrica [65].

### 3.2. Control por modelo interno

El esquema de control por modelo interno (*Internal Model Control*) es uno de los paradigmas de la teoría de control que incluye la utilización explícita de modelos, y que surge a principios de los años ochenta de la mano de Morari [66]. Este paradigma se concreta en 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 ( $G_M'$ ) del mismo. Desde un punto de vista general, podríamos decir que el modelo directo del proceso actúa como un predictor, mientras que el modelo inverso haría las veces de controlador. Las perturbaciones externas al proceso vienen representadas por  $d$  en la Fig. 12.

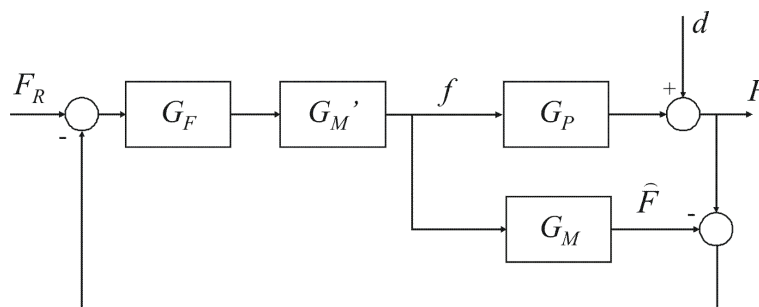


Figura 12. Esquema de control por modelo interno

El control por modelo interno (IMC) ha ganado gran aceptación desde sus orígenes debido a su capacidad para hacer frente a las perturbaciones y su comportamiento robusto. Además, este paradigma constituye un enfoque bien establecido para el diseño de controladores. El diseño del controlador es sencillo y su sintonización simple, además, se encuentra bien fundamentado a través de diversos trabajos teóricos para sistemas lineales. En la práctica, sin embargo, la mayoría de los sistemas presentan algún tipo de no linealidad, razón por la que surge la necesidad de extender el IMC a sistemas no lineales [67]. Uno de los mayores problemas aparece debido a que, 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 [56].

Para solventar este tipo de dificultades se combina este tipo de esquema de control con técnicas de modelado no lineales. Algunas técnicas ampliamente utilizadas para obtener representaciones de sistemas no lineales son las redes neuronales y los sistemas borrosos. Varios son los trabajos que relacionan el control por modelo interno con estas técnicas. De ahí que este tipo de paradigma pueda ser combinado con modelos neuroborrosos (como modelos directo e inverso) tal y como se propone y aplica en este trabajo.

Las principales propiedades del esquema de control por modelo interno se encuentran relacionadas con la estabilidad del sistema. La primera de ellas afirma que si el modelo inverso y la planta o proceso son estables, y además el modelo directo del proceso es una representación perfecta del mismo, entonces el sistema es estable a lazo cerrado. En esta situación estamos suponiendo que el modelo directo es una representación perfecta de la planta, con lo cual la señal realimentada es igual a la influencia de las perturbaciones y no está afectada por la acción de las variables manipuladas. Por esta razón puede afirmarse que el sistema está en lazo abierto y, por lo tanto, no aparece ninguna de las cuestiones de estabilidad asociadas a la realimentación.

La segunda de las propiedades establece que si existe la inversa del modelo que describe a la planta, dicha inversa se utilizará como controlador y el sistema en lazo cerrado será estable

con dicho controlador. Entonces el control será perfecto. Bajo estas condiciones se obtiene un control sin error estacionario siempre y cuando las entradas sean asintóticamente constantes.

De acuerdo con estas propiedades, siempre que se consiga un modelo perfecto del proceso será posible obtener un seguimiento exacto de la referencia aun a pesar de la existencia de perturbaciones no medibles. Por todas estas razones, La utilización del paradigma de control por modelo interno garantiza teóricamente la robustez y estabilidad del sistema de control en presencia de perturbaciones externas.

Sin embargo, la práctica nos demuestra que el modelo directo del proceso no siempre representa exactamente el comportamiento dinámico de la planta. Entonces, la señal realimentada representa a la vez la influencia de las perturbaciones, tanto medibles como no medibles, y el efecto del error de modelado. El error de modelado puede hacer crecer la señal de realimentación y originar problemas de estabilidad. Por esta razón se introduce el filtro del sistema ( $G_F$ ). Mediante un diseño adecuado, el filtro se puede elegir de manera que se reduzca la ganancia del sistema realimentado y de la referencia. También sirve para suavizar los cambios rápidos y bruscos en las señales. De este modo el filtro mejora la respuesta del controlador, reduce la ganancia de alta frecuencia y mejora la robustez del sistema. Un estudio completo de la robustez y del diseño de los filtros puede encontrarse en [66].

$$G_F(z) = \frac{1-k_2}{z-k_1} \quad (18)$$

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

## 4. Control Neuroborroso: Aplicación al Proceso de Taladrado de Alto Rendimiento

En base a todo lo expuesto anteriormente, se puede afirmar que el control neuroborroso resulta muy adecuado para el control de procesos complejos con un alto nivel de incertidumbre. Por otra parte, tal y como se expuso en el capítulo 2, el proceso de taladrado de alto rendimiento posee una dinámica compleja, fuertemente no lineal, de difícil modelado, y poblada de incertidumbres. Si además sabemos que el esquema de control por modelo interno es apropiado para este tipo de técnicas de control y para esta serie de procesos, resulta obvio por tanto, que el control neuroborroso por modelo interno puede llegar a controlar el proceso de taladrado de alto rendimiento de un modo eficaz. A través de este capítulo se trata de demostrar esta teoría. Primeramente se realizó un profundo estudio en simulación, para poder después llevar a cabo experimentos industriales reales que corroborarán la teoría y la propia simulación. A continuación se detallan más exhaustivamente cada uno de los pasos seguidos.

### 4.1. Simulación

Para poder llevar a cabo la simulación del control neuroborroso del proceso de taladrado de alto rendimiento, es necesario disponer de una serie de elementos que se han venido explicando a lo largo de este trabajo y que pasamos a resumir a continuación. Por una parte es ineludible el poseer una representación lo más fiel posible del proceso real de taladrado de alto rendimiento. Después de haber revisado en profundidad los trabajos relacionado con esta materia, se decide utilizar el modelo lineal de tercer orden propuesto por Del Toro *et al.* (16) [apartado 2.2.1.]. Por otra parte necesitamos dos sistemas neuroborrosos ANFIS, uno para modelar la dinámica directa del proceso [apartado 2.3.1.] y otro para modelar la dinámica inversa [apartado 2.3.2.]. Para concluir necesitamos implementar físicamente el esquema de control por modelo interno, con su correspondiente filtro. Nuevamente utilizaremos la herramienta informática Matlab, más concretamente su plataforma para simulación Simulink con el objeto de llevar a cabo el estudio.

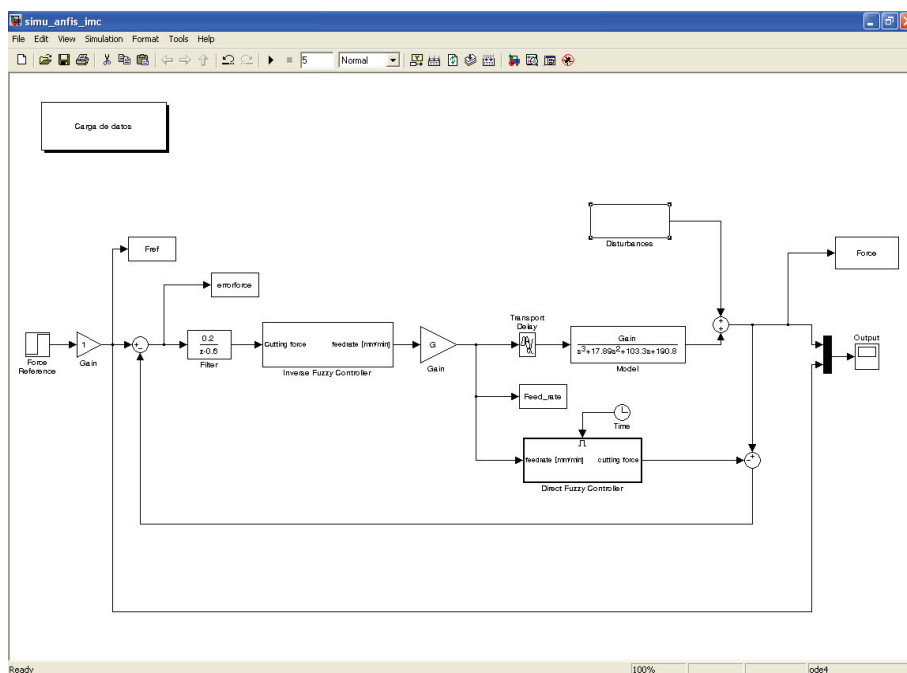


Figura 13. Simulación del control neuroborroso por modelo interno del proceso de taladrado de alto rendimiento.



**Tabla 2. Resumen de los parámetros de los modelos neuroborrosos**

ANFIS	Modelo Directo	Modelo Inverso
Sistema	Simple-entrada/ Simple-salida	Simple-entrada/ Simple-salida
Tipo de función de pertenencia	Gaussiana	Gaussiana
Número de funciones de pertenencia	2	2
Tipo de Inferencia	Takagi-Sugeno	Takagi-Sugeno
Número de reglas	2	2
Iteraciones	100	100
Ratio de aprendizaje	0.01	0.01
Algoritmo de entrenamiento	Retropropagación + Mínimos cuadrados	Retropropagación + Mínimos cuadrados
Conjunto de datos de entrenamiento	133 datos	139 datos
Conjunto de datos de validación	128 datos	134 datos
Tiempo de entrenamiento	134.4 ms	134.4 ms
Tiempo medio de cómputo	0.01 ms	0.01 ms

Una vez creados los modelos neuroborrosos directo e inverso, se incorporan al esquema de control por modelo interno y se decide simular una operación de taladrado del material GGG40. Este material es el mismo que se utilizó en los datos para el entrenamiento de los sistemas neuroborrosos. El GGG40 consiste en una fundición nodular utilizada ampliamente en la industria aeroespacial y cuyas condiciones nominales de operación (según la recomendación del fabricante de la broca) son una velocidad de giro de 870 rpm y una velocidad de avance inicial de 100 mm/min. El empleo del GGG40 nos obliga también a fijar en la ganancia del modelo lineal de tercer orden (16) el valor correspondiente a este tipo de material (Ganancia = 10.26).

Para el ajuste del filtro que incorpora el esquema de control por modelo interno se eligen los valores  $k_1 = 0.6$  y  $k_2 = 0.8$ .

Pese a que los modelos neuroborrosos directo e inverso incluyen el retardo que provoca el uso de las redes de comunicación (Profibus) y el propio tiempo muerto del proceso, en el estudio de simulación se vuelve a tener en cuenta este hecho incluyendo un bloque en la simulación que representa el retardo entre la acción de control y el proceso, tal y como sucede en el proceso de taladrado real. Este retardo estimado de 0,4 segundos es el que aparece en el modelo lineal (16) pero que, a efectos de simulación, se separa del bloque del modelo y se representa en un bloque distinto (modelo sin retardo por una parte y bloque con retardo por otra). La estimación del valor utilizado se detallará más en profundidad en el punto 4.3.

Asimismo, en la fase de simulación se incluyó una perturbación o ruido aditivo a la salida del proceso con el fin de emular la influencia de las perturbaciones sobre el sistema de control. La perturbación  $d(t)$  tiene la siguiente forma:

$$d(t) = A \cdot (\sin(2wt) + \sin(3wt) + \sin(4wt) + \sin(5wt)) \quad (19)$$

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. La amplitud de la perturbación se estima en  $A = 10$ .

Dado que se pretende simular una operación de taladrado de 15 mm (parámetros que se utilizará en el proceso industrial real) se estima una duración aproximada de la operación de 10 segundos, fijándose este tiempo como tiempo de simulación. Por otra parte, se elige como fuerza de referencia o fuerza objetivo el valor  $F_R = 1000$  N.

Cabe recordar que 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. 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.

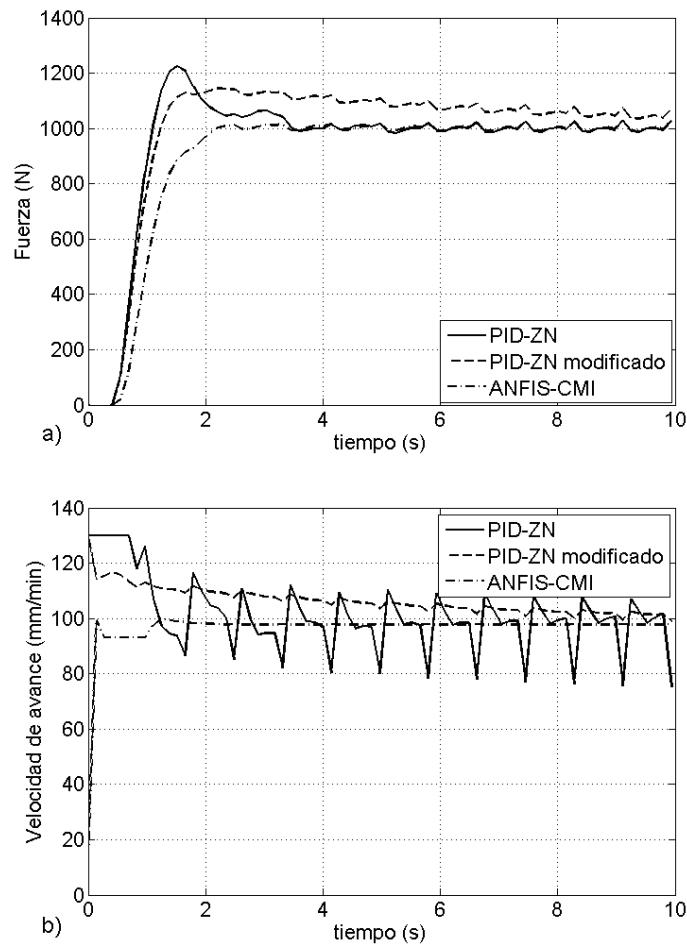
Para completar el estudio comparativo y dotarlo de un mayor rigor, se ha incluido una simulación con un regulador PID (en un esquema de control simple a lazo cerrado) por su amplia utilización en el control de procesos a nivel industrial. Además se pretende aprovechar el acervo en el control del proceso de taladrado de alto rendimiento [13] y en los sistemas de control en red Profibus [68]:

$$\begin{aligned} f[k] &= f_p[k] + f_i[k] + f_d[k] \\ f_p[k] &= K_p \cdot e[k] \\ f_i[k] &= f_i[k-1] + \left( \frac{K_p \cdot h}{T_i} \right) \cdot e[k] \\ f_d[k] &= \frac{T_d}{T_d + N \cdot h} f_d[k-1] + \frac{K_p \cdot T_d \cdot N}{T_d + N \cdot h} \cdot (e[k] - e[k-1]) \\ e[k] &= F_r - F[k] \end{aligned} \quad (20)$$

donde  $N = 10$  es el coeficiente del filtro para la componente derivativa y  $h = 0.069$ s 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). Igualmente, 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)[68].

La Fig. 14 muestra el estudio en simulación del comportamiento del sistema de control por modelo interno en el que está actuando la perturbación (12). 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. En la misma figura se ven representadas también las dinámicas del control PID ajustado por Ziegler Nichols y Ziegler Nichols modificado.



**Figura 14: Simulación del sistema: a) respuesta del sistema ante un escalón y b) acción de control correspondiente**

La Tabla 3 muestra el estudio comparativo del sistema ANFIS-CMI con los controladores PID ajustados tal y como se mencionó anteriormente. Desde la perspectiva de los sistemas de control es usualmente aceptado comprobar la validez de un determinado esquema y/o estrategia de control por medio cifras de merito o índices de comportamiento. Estas cifras aportan a través de valores numéricos información relevante sobre el comportamiento dinámico (por ejemplo, la importancia de que el sobrepaso sea pequeño para no dañar accionamientos ó elementos del sistema), precisión y rapidez del sistema (los criterios cuadráticos del error y la utilización del tiempo). En este trabajo, 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*).

$$ITAE = \int_0^T t |e(t)| dt \quad (21)$$

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (22)$$

$$ITSE = \int_0^T t e^2(t) dt \quad (23)$$

Tabla 3. Estudio de los sistemas de control

Controlador	ITAE	IAE	ITSE	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

Para analizar el sistema de control en otras condiciones, se realizaron simulaciones con diferentes retardos comprendidos entre [0.1, 0.9] segundos 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*).

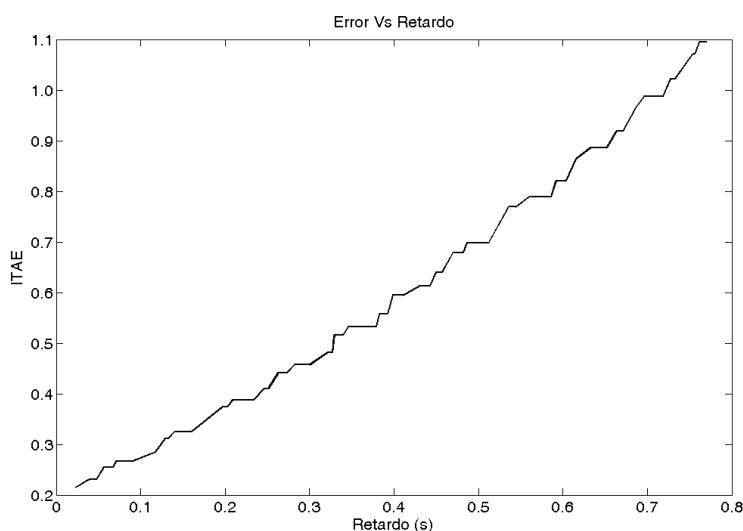


Figura 15: Relación entre el error *ITAE* del sistema de control ANFIS-CMI ante simulaciones con distinto retardo

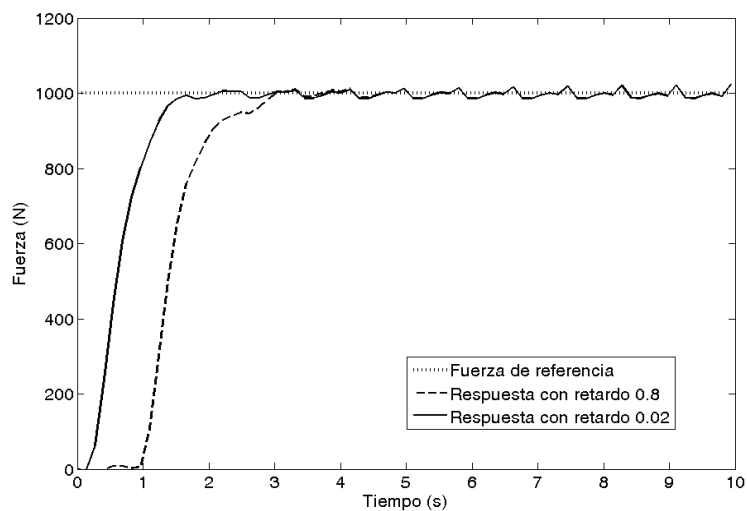


Figura 16: Respuesta del sistema con el menor y con el mayor de los retardos simulados

En la Fig. 16 se muestra la respuesta dinámica del sistema para el caso del mayor y del menor retardo empleados en las simulaciones realizadas. Como se puede observar, pese a que la respuesta con mayor retardo es más lenta (como cabía esperar de antemano), aun así, sigue proporcionando una respuesta exenta de inestabilidades y más que aceptable para los objetivos perseguidos.

En vista de los buenos resultados que ofrecen las simulaciones, se decide implementar el sistema de control por modelo interno basado en ANFIS a un proceso de taladrado de alto rendimiento real (industrial).

#### 4.2. Plataforma experimental

Para la realización de los ensayos reales es necesario contar con una infraestructura similar a la de cualquier industria relacionada con el mecanizado. Por esta razón se ha decidido realizar la implementación del sistema de control neuroborroso por modelo interno en el laboratorio que posee el grupo GAMHE (Grupo de Automatización Inteligente de los procesos de Mecanizado de Alto Rendimiento) en el Instituto de Automática Industrial (Consejo Superior de Investigaciones Científicas).

Los ensayos de taladrado se han realizado en un centro de mecanizado de alta velocidad Kondia HS1000 equipado con un CNC abierto Siemens Sinumerik 840D (Fig. 17). El control se ha realizado a través de un PC1 que se encuentra conectado al CNC a través de una red Profibus. En este PC1 (que cuenta con sistema operativo Windows 2000) se ha desarrollado una aplicación sobre Labview para la lectura y escritura de variables del CNC. De este modo la velocidad de giro del cabezal, la velocidad de avance de la herramienta de corte (acción de control) y otra serie de parámetros del CNC son transmitidos a través de la red Profibus. La fuerza de corte (variable controlada) se mide a través de una plataforma dinamométrica Kistler 9257B que se encuentra directamente conectada al PC1 a través de una tarjeta de adquisición de datos (Daqboard 2000 de IOtech). El esquema real para la experimentación se muestra en la Fig. 18.



Figura 17: Centro de mecanizado con su correspondiente CNC

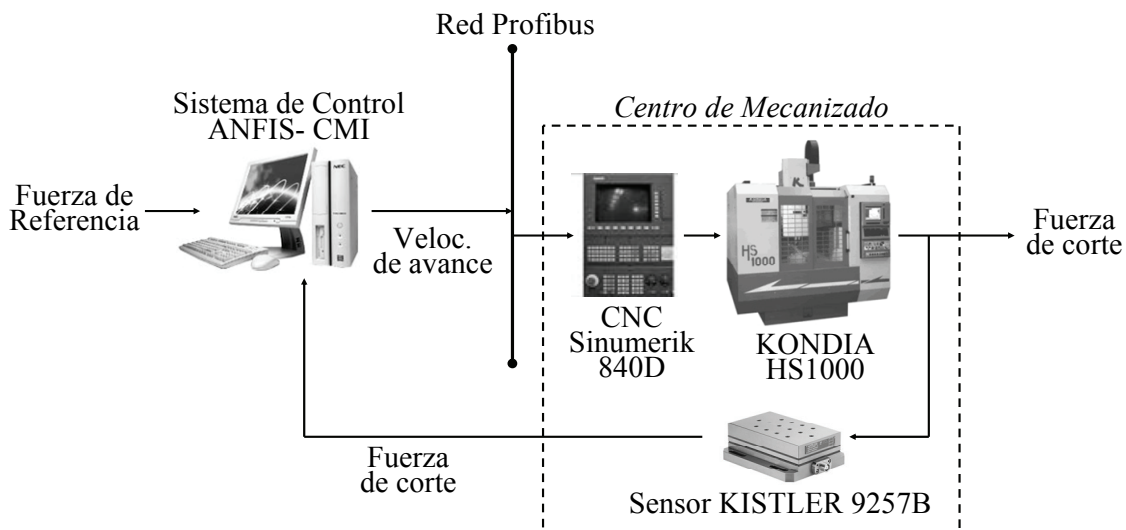


Figura 18: Arquitectura de la plataforma experimental

Los modelos neuroborrosos ANFIS y el esquema de control fueron implementados en la herramienta software Simulink/RTWT que, a su vez, se comunica con la aplicación de Labview que conecta con el CNC. El sistema ANFIS-CMI procesa la fuerza de corte medida y calcula la acción de control en el PC1. Posteriormente, el PC1 modificará la variable correspondiente en el CNC.

#### 4.3. Arquitectura en red

Tal y como se ha venido comentando a lo largo de este trabajo, el control neuroborroso del proceso de taladrado de alto rendimiento se hace a través de la red. Debido a restricciones del fabricante de CNCs, el único modo de realizar lecturas y escrituras sobre las variables del mismo es a través de un protocolo multipunto (*multipoint interface*). La interfaz física de este protocolo es idéntica a la de Profibus (por ello nos referimos a la red como Profibus) con una velocidad de 187.5 Kbits/s. Esta velocidad se puede incrementar hasta 12 MB/s.

Ineludiblemente, para realizar cualquier tipo de control se ha de pasar por este nivel de red. Sin embargo, debido a que es necesario el uso de comunicaciones a través de redes industriales, se decide por restricciones del software y hardware propietario de la máquina herramienta realizar ciertos experimentos utilizando un segundo nivel de red para estudiar la robustez del sistema de control propuesto. A continuación pasamos a detallar las características de este segundo nivel.

##### 4.3.1. Niveles de red

Los buses de campo dominan actualmente el mercado de las comunicaciones en tiempo real para entornos industriales. Dentro de este amplio espectro existen ciertos estándares, pero no tecnologías unificadas. En realidad, concurren un amplio número de estándares utilizados, como Profibus, CAN, WorldFIP y Foundation Fielbus. La principal ventaja de estas tecnologías es su buen comportamiento en entornos industriales. Sin embargo, existen también algunas desventajas, como el coste en hardware asociado, su engorrosa integración con otros productos y, en algunos casos, las limitaciones en el ancho de banda.

Con el fin de vencer estos problemas, las tecnologías de redes de ordenadores, particularmente Ethernet, han sido adaptadas al campo de la automática industrial [69]. Ethernet es una red de bajo coste, simple, disponible (abierta) y con altas tasas de transmisión,

características que la hacen muy atractiva para aplicaciones industriales. Se produce sin embargo, una barrera técnica: Ethernet tiene un comportamiento no determinista que la hace inadecuada para tareas de tiempo real.

Una manera de tratar con este comportamiento no determinista es utilizando redes Ethernet conmutadas. En esta configuración, los tradicionales concentradores de red (*hubs*) son reemplazados por puentes Ethernet (comúnmente conocidos como *switches*). Una de las ventajas de los *switches* es que solo envían *frames* a los *link* de destino. El uso de un switch para aislar cada parte de un sistema conduce a una subred controlada y sin colisiones, eliminando el principal problema de Ethernet en sistemas de control en red. Además, Ethernet conmutada es compatible con Ethernet tradicional. Estudios teóricos y experimentales acerca de este tema son reportados en [70, 71].

La arquitectura global del control en red a través de Ethernet, incluyendo la máquina herramienta donde se desarrolla el proceso de taladrado el control del sistema, se muestra en la Fig. 19. En el apartado anterior ya se hizo mención a las tareas desarrolladas por el PC1. En el control neuroborroso del proceso de taladrado a través de Ethernet, el PC1 incluye dos tareas más. Una tarea es comunicar con un segundo ordenador personal, PC2, vía Ethernet con *middleware* Standard CORBA. De este modo la fuerza filtrada  $F$ , así como otros parámetros y variables (e.g., velocidad de giro, profundidad del agujero) son enviados al PC2. La otra tarea es recibir la señal de control calculada por el PC2 (el sistema de control se desarrolla en este PC para el caso de control a través de Ethernet) mediante la interfaz de datos y sincronizar las tareas a través de Ethernet (a través de la aplicación creada en Labview). Tal y como se ha explicado anteriormente, el PC2 no se puede conectar directamente al CNC debido a las restricciones del fabricante del CNC.

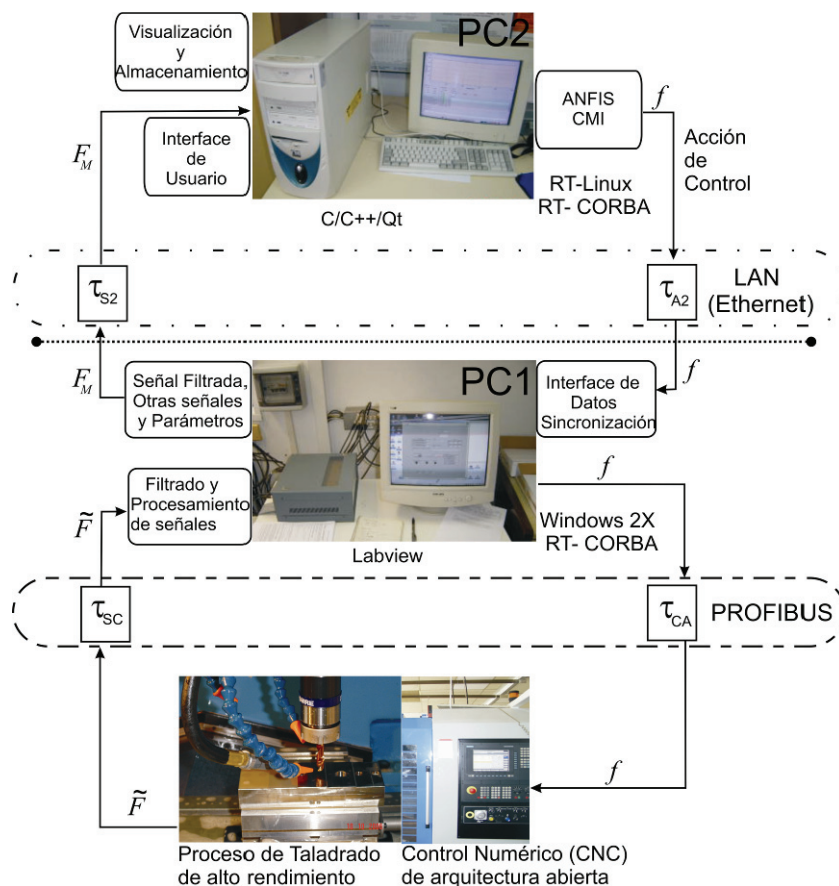


Figura 19: Niveles de red en la plataforma experimental



Ciertamente la existencia de diversos niveles de red más el propio tiempo muerto del proceso, hacen que se produzcan una serie de retardos a la hora de realizar cualquier tipo de control o monitorización. Los retardos inducidos por la red son usualmente no conocidos *a priori* y de difícil medición o estimación en línea. Un tratamiento formal acerca de los retardos inducidos por la red y el procedimiento para estimarlos puede ser encontrado en la literatura [72, 73]. El máximo retardo, incluyendo el retardo inducido por la red y el tiempo muerto del proceso puede estimarse del siguiente modo:

$$[\tau_{SC} + \tau_{CA} + \tau_p]_{MAX} = 0.4 \text{ s} \tag{24}$$

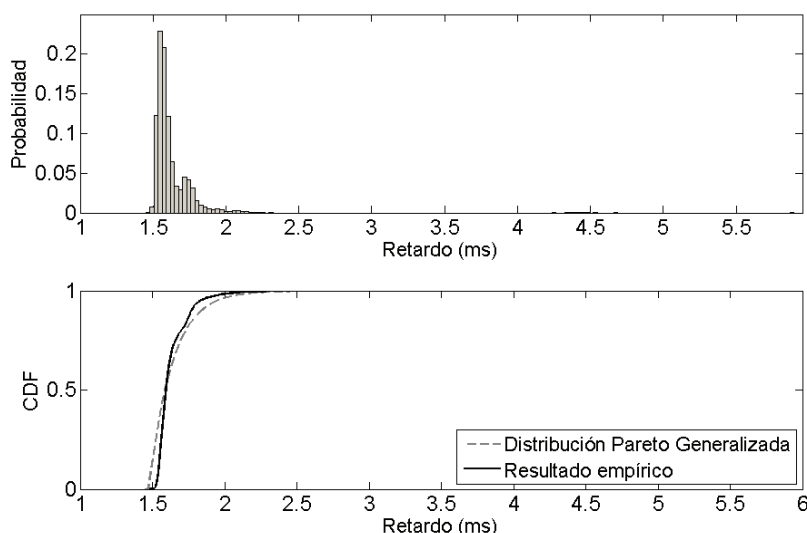
donde  $\tau_{SC}$  es el retardo del sensor dinamométrico al PC1,  $\tau_{CA}$  es el retardo del PC1 al CNC y  $\tau_p$  es el tiempo muerto intrínseco del proceso de taladrado.

Un riguroso estudio acerca de la influencia de los retardos inducidos por la red en procesos de mecanizado donde la máquina herramienta esta conectada a redes locales usando Ethernet (incluyendo resultados experimentales) se muestra en [74]. El comportamiento a ráfagas del tráfico en redes Ethernet convencionales sugiere el uso de procesos de autosimilitud usando el coeficiente de Hurst. Una distribución de Pareto es la que mejor representa la distribución empírica de muestras medidas en tiempo real en este tipo de redes.

Es importante reseñar que el retardo debido a la red Ethernet conmutada no es remarcable para aplicaciones de tiempo real, y por ello se muestra como una alternativa prometedora para el control de sistemas en red. La Fig. 20 muestra el análisis estadístico que corrobora un retardo límite inducido por la red. Este análisis está basado en [74]:

$$\tau_{S2} + \tau_{A2} = 0.005 \text{ s} \tag{25}$$

donde  $\tau_{S2}$  es el retardo del PC1 al PC2 y  $\tau_{A2}$  es el retardo del PC2 al PC1.



**Figura 20. Distribución estadística de los retardos inducidos por la red obtenida sobre un conjunto de 10000 muestras.**

En vista de que el retardo inducido por la red Ethernet es mucho menor que el retardo inducido por la red Profibus ( $0.005 \text{ s} \ll 0.4 \text{ s}$ ), a lo hora de diseñar, modelar e implementar el sistema de control neuroborroso consideramos el máximo retardo para ambos niveles de red del mismo valor que el retardo inducido por Profibus, es decir, 0.4 segundos.



Para el caso del control en red a través de Ethernet, la interfaz de usuario, la visualización y el almacenamiento de datos, y el sistema neuroborroso ANFIS-CMI están implementados en el PC2. Un software de libre distribución (RTAI-Linux y Qt) es usado en este nivel de la plataforma desarrollada. Para la lectura y escritura de datos a través de la red se desarrolló una aplicación en lenguaje C. En caso de fallo o pérdida de información debido a las comunicaciones, el sistema tiene programado un mecanismo de seguridad en el CNC que mantiene la velocidad de avance constante sobre el proceso.

Cuando el control neuroborroso por modelo interno se efectúa desde el PC2 (Ethernet), ya no se utiliza una herramienta software propietaria para implementar los modelos neuroborrosos y el sistema de control. En este caso se ha implementado todo en código C, elaborando además una aplicación para la visualización y monitorización del proceso de taladrado de alto rendimiento.

#### 4.4. Resultados

Tal y como se ha visto en el apartado anterior, la plataforma experimental en la que se han realizado las pruebas industriales del control neuroborroso del proceso de taladrado de alto rendimiento admite dos configuraciones distintas: una realizando el control únicamente a través de la red Profibus y otra en la que el control se realiza a través de Ethernet (sobre un primer nivel de red Profibus).

Para validar el sistema de control propuesto se han realizado experimentos en ambas configuraciones y, además, se ha trabajado con diversos materiales con el objeto de probar la robustez y eficacia del sistema. Las pruebas se han realizado sobre probetas de fundición nodular GGG40 (denominación ASTM A395) y sobre probetas de aleación de acero inoxidable 17-4PH (denominación ASTM A564). Ambos materiales son ampliamente empleados en las industrias naval y aeroespacial. Al ser dos materiales completamente distintos, las condiciones de operación (recomendadas por los fabricantes de brocas) varían. Estas condiciones y otros datos de interés acerca de los experimentos se encuentran resumidos en la Tabla 4.

**Tabla 4. Condiciones de operación para los materiales estudiados**

Material	A395	A564
Dureza	233 HB	43 HRc
Velocidad de giro [rpm]	870	780
Velocidad de avance <sup>1</sup> [mm/min]	100	93
Díámetro de la herramienta [mm]	10	10
Máxima profundidad de corte [mm]	14	14
Tiempo estimado de ciclo <sup>2</sup> [s]	8.4	9.0
Periodo de muestreo [ms]	69	77
Valor de referencia ( <i>setpoint</i> ) [N]	1000	2000

<sup>1</sup> La velocidad de avance es fijada inicialmente en el programa de operación del CNC con el objeto de comenzar a ejecutar el programa, y después es manipulada por el sistema de control ANFIS-CMI.

<sup>2</sup> Asumiendo velocidad de avance y velocidad de giro constantes durante toda la operación de taladrado, y sin la influencia de perturbaciones (material anisotrópico) durante el proceso de taladrado.

En todos los experimentos (tanto en las dos configuraciones de red, como en los experimentos con ambos materiales) se utilizaron brocas de diámetro 10 mm Sandvik R840-1000-30-A0A de metal duro integral con recubrimiento de TiN/TiAlN.

#### 4.4.1. Control a través de Profibus

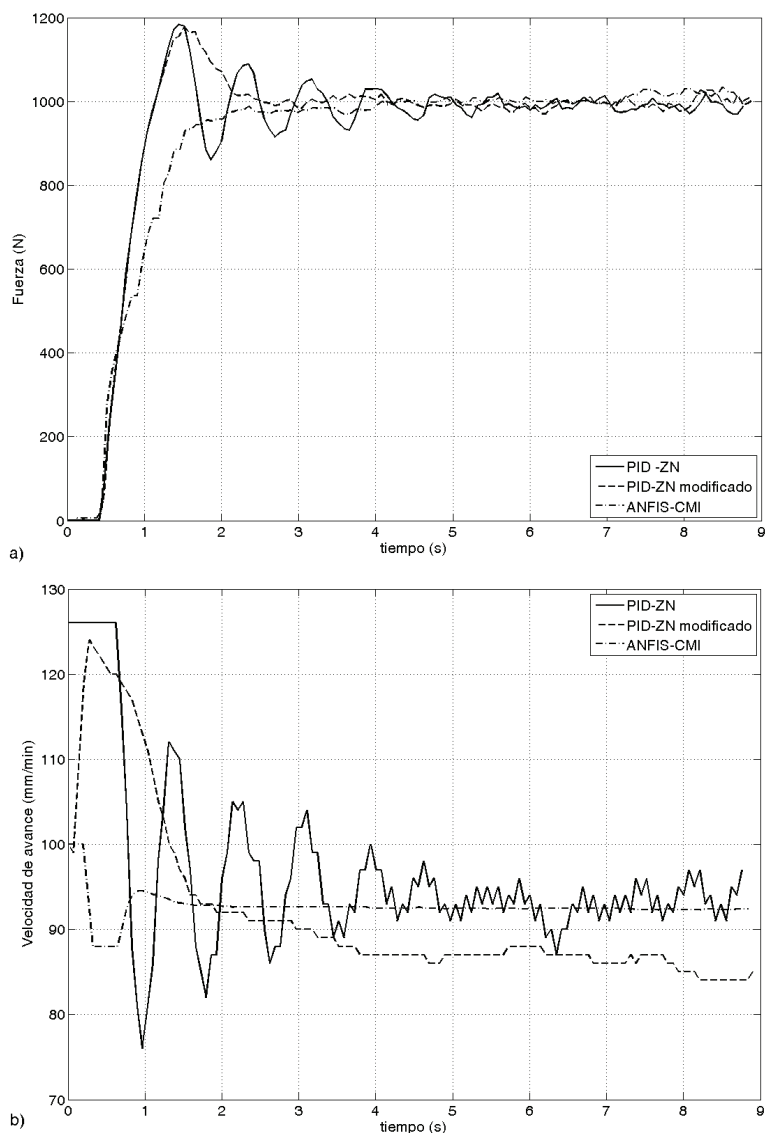
Para comprobar y validar el funcionamiento del sistema de control neuroborroso por modelo interno se realizaron varios ensayos con el material GGG40 y realizando el control desde el PC1. Al igual que en la parte de simulación, se deciden realizar también ensayos experimentales con dos distintos controladores PID en un lazo de control simple (uno ajustado por Ziegler-Nichols y otro ajustado con una modificación sobre este método).

Los resultados de los ensayos experimentales en el taladrado del material GGG40 (dureza de 233HB) se muestran en la Fig. 21. 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. En este caso se observa claramente como el sistema propuesto obtiene mejores resultados que los controladores PID. En la Tabla 5 se muestran las distintas figuras de mérito de todos los sistemas de control.

**Tabla 5. Cifras de mérito de los experimentos reales con material GGG40 (A395)**

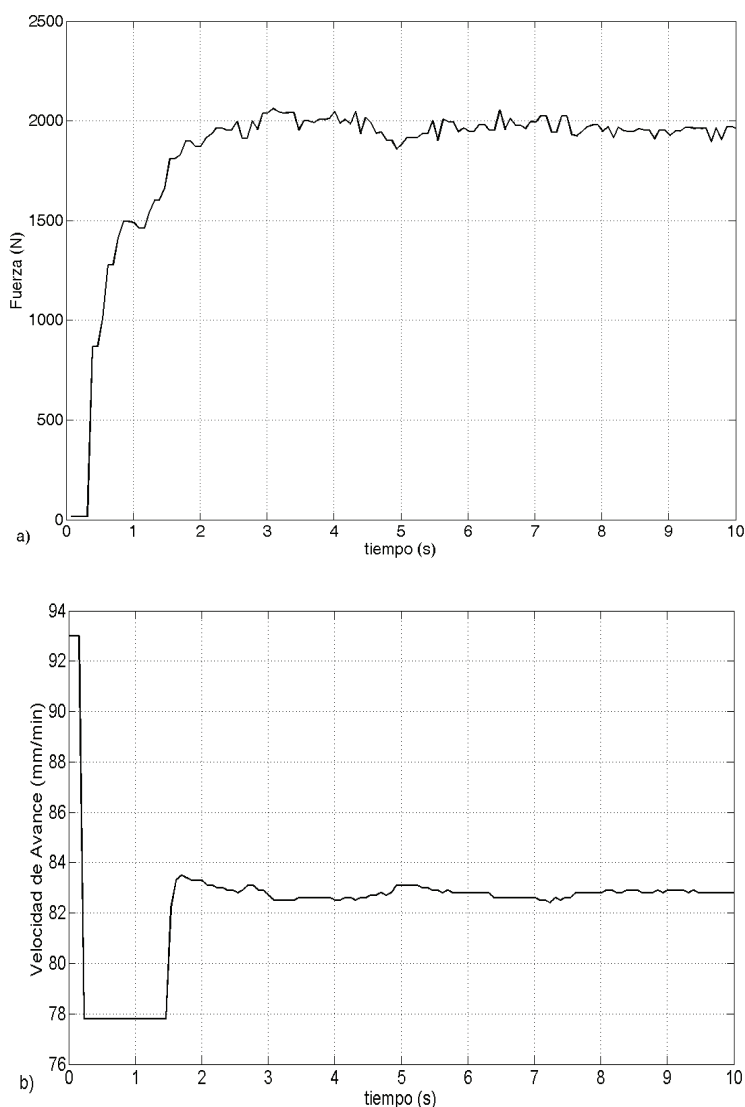
<i>Controlador</i>	<i>ITAE</i>	<i>ITSE</i>	<i>IAE</i>	<i>Ovt. (%)</i>
PID ZN	4.21	2.36	1.16	18.37
PID ZN modificado	1.94	0.97	1.23	17.73
ANFIS-CMI	0.90	0.20	0.93	0.00

Con el objetivo de verificar la validez del sistema de control ANFIS-CMI, este se aplicó en el taladrado de otro material de mayor dureza, el 17-4PH (43 HRC). En este caso, las condiciones de corte difieren respecto al caso anterior. 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 varía respecto del utilizado en el taladrado del GGG40. En la Fig. 22 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. Cabe destacar en esta ocasión que el sistema de control ANFIS-CMI no se ha comparado con ningún control con PID. Este hecho es debido a que, para ajustar el control PID, necesitaríamos el modelo de la planta (para realizar una simulación) o bien hacer una serie de pruebas que llevarían la planta a condiciones de inestabilidad con terribles consecuencias. El modelo utilizado para el taladrado del GGG40 no sirve para representar la dinámica del proceso de taladrado con el material 17-4PH dado que varían las ganancias del sistema.



**Figura 21. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) Acción de control en el taladrado del material GGG40**

A parte del buen control que realiza el sistema ANFIS-CMI del taladrado del material 17-4PH, se observa de este modo otra de las importantísimas ventajas del sistema propuesto, ya que no es necesario poseer un modelo de la planta para poder llegar a controlarla de un modo efectivo.



**Figura 22. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) Acción de control en el taladrado del material 17-4PH**

#### 4.4.2. Control a través de Ethernet

Tras haber obtenido unos buenos resultados con el control neuroborroso por modelo interno a través de Profibus, se procede ahora a realizar ensayos experimentales en los mismos materiales con el control situado en el PC2 (Ethernet). En este caso, se decide ampliar el estudio comparativo para contrastar el método propuesto con otra serie de aproximaciones. Por una parte el sistema ANFIS-CMI se comparará con el control PID ajustado con el método de Ziegler Nichols modificado, tal y como se hizo en simulación y en el apartado anterior ( $K_p = 0.01086$ ,  $T_i = 0.01483$ ,  $T_d = 0.00219$ ). Por otra parte se realizará una segunda comparación con un controlador borroso: un lazo de control simple con un controlador borroso optimizado por el método de Nelder-Mead, igual que el reflejado en [75]. El sistema de control consiste en un controlador borroso con dos entradas (error de fuerza y cambio en el error), una salida (incremento en la velocidad de avance), nueve reglas de control, el operador sub-producto como operador composicional para la inferencia de reglas y el centro del área como método de desemborronado.

El universo de discurso de las variables de entrada consiste en tres funciones de pertenencia de forma triangular en el rango de  $[-150,150]$ . El universo de discurso de la variable de salida consiste en cinco funciones de pertenencia de forma trapezoidal, equi-espaciadas y ajustadas de acuerdo a una modificación máxima de la velocidad de avance bajo condiciones nominales de corte. El ajuste óptimo de los factores de escala en las entradas del controlador borroso  $[K_e, K_{ce}]_{OPT} = [0.0559, 0.1156]$  se ha calculado usando el criterio *ITAE* y se ha determinado usando el algoritmo de búsqueda de Nelder-Mead.

Por último, para completar el estudio comparativo, se muestra también el comportamiento del proceso de taladrado de alto rendimiento sin ningún sistema de control, es decir, solamente utilizando el CNC (sin variar los parámetros a lo largo del tiempo).

El controlador PID, el regulador borroso óptimo y el controlador ANFIS-CMI utilizan todos la misma variable de control (fuerza de corte). Sin embargo, el controlador lineal y el controlador borroso están contenidos en un lazo de control simple, mientras que el control neuroborroso está basado en un lazo de control por modelo interno que contiene los modelos inverso y directo. Los sistemas borroso y neuroborroso difieren en varios aspectos. El controlador borroso es un sistema doble-entrada/simple-salida del tipo Mamdani, con funciones de pertenencia triangulares y trapezoidales y nueve reglas de control. Por contra, el sistema neuroborroso es un sistema simple-entrada/simple-salida del tipo Takagi-Sugeno con funciones de pertenencia *Gaussianas* y solo dos reglas de control.

Los resultados de los ensayos experimentales con el material GGG40 se muestran en la Fig. 23. El comportamiento de la fuerza de corte con el sistema ANFIS-CMI se representa en línea continua. A pesar de las exigentes condiciones iniciales y del retardo, el control neuroborroso por modelo interno alcanza los requerimientos planteados en su diseño con una rápida respuesta a lazo cerrado y sin sobrepaso. Además, la calidad de la respuesta transitoria y la respuesta libre de oscilaciones conducen a una mejor utilización y uso de la herramienta de corte. Se puede concluir que el sistema de control ANFIS-CMI proporciona una respuesta dinámica mejor a la de los otros sistemas. La Tabla 6 muestra las correspondientes cifras de mérito. A primera vista, el comportamiento del controlador borroso y el sistema ANFIS-CMI parecen similares. Sin embargo, la implementación ANFIS-CMI tiene un mejor comportamiento bajo los criterios *ITSE* e *IAE* que el controlador borroso. Además, la implementación ANFIS-CMI resulta más sencilla y tiene un comportamiento computacional más eficiente. Bajo el criterio *ITAE*, el controlador borroso óptimo se muestra mejor en todos los experimentos. Este comportamiento es debido a que el ajuste de optimización del controlador borroso, se ha hecho buscando únicamente la minimización del criterio *ITAE*.

**Tabla 6. Cifras de mérito de los experimentos reales con material GGG40 (A395) - Ethernet**

<i>Controlador</i>	<i>ITAE</i>	<i>ITSE</i>	<i>IAE</i>	<i>Ovt. (%)</i>
ANFIS-CMI	13.73	2.24	11.04	No
Borroso [75]	10.86	2.90	12.72	No
PID	11.41	2.75	12.63	17.84
Solo CNC	68.94	10.51	20.19	16.36

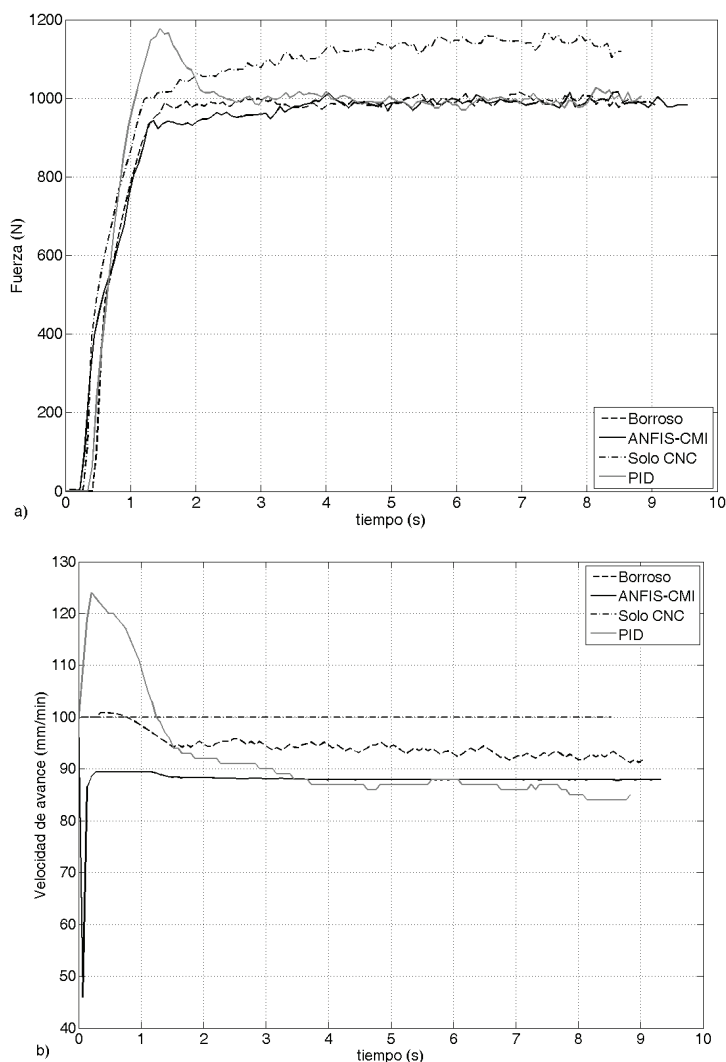


Figura 23. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) Acción de control en el taladrado del material GGG40 (Ethernet)

La Fig. 24 muestra la comparación de los resultados obtenidos en el taladrado del material 17-4PH con el control a través de Ethernet (PC2). Nuevamente no se incluye en esta comparación el control con PID por las mismas razones que en el apartado anterior. Es importante resaltar que la respuesta transitoria con el control borroso y con el sistema ANFIS-CMI muestra un comportamiento similar. En la Tabla 7 se reflejan los índices de comportamiento para el taladrado de este acero inoxidable. El sobrepaso del sistema ANFIS-CMI es ligeramente superior al aportado por el controlador borroso. Sin embargo, una vez más los criterios *ITSE* e *IAE* indican que el sistema propuesto en este trabajo proporciona una mejor respuesta.

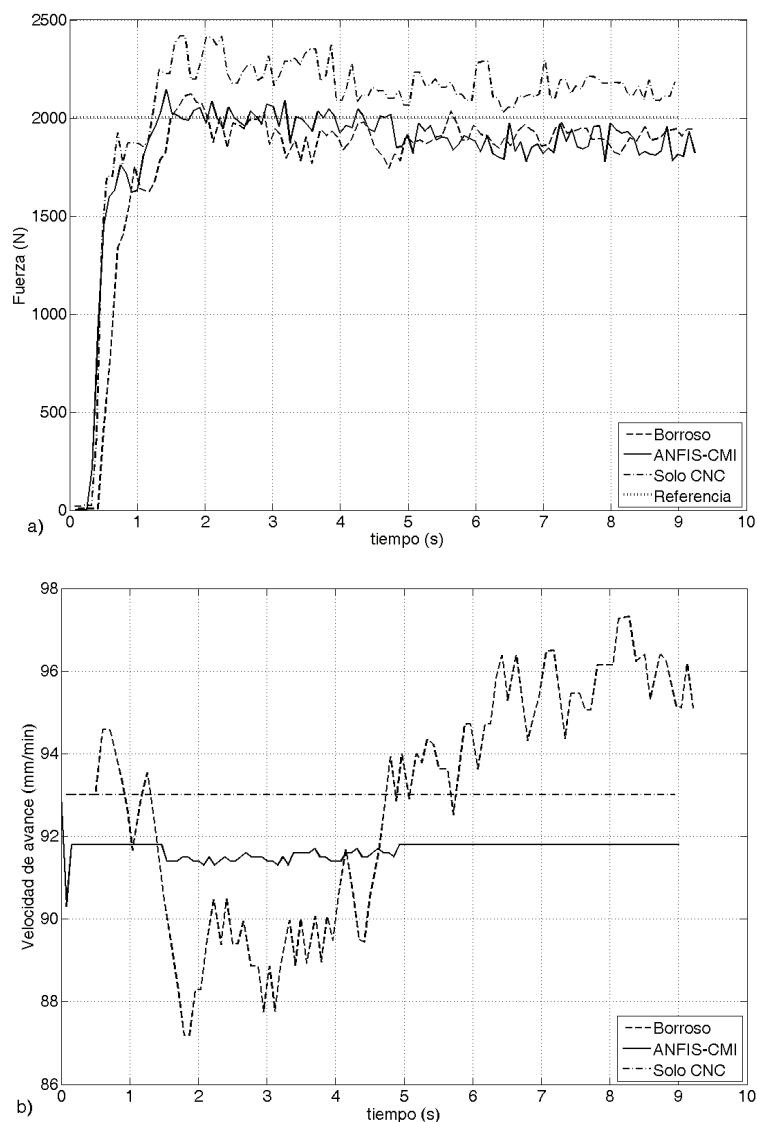


Figura 24. a) Comportamiento de la fuerza de corte y b) Acción de control en el taladrado del material 17-4PH (Ethernet)

Pese a que a lo largo del trabajo, en ciertas figuras los sistemas de control conduzcan a comportamientos aparentemente similares, en todos los casos el sistema ANFIS-CMI ofrece una importante diferencia con respecto al resto, tanto al principio como al final de la operación: respuesta suave al principio y mantenida al final. Esto se traduce en que la entrada de la broca en la pieza es mucho más suave y a que el desalojo de la viruta en la parte final se hace de un modo más correcto (factores importantes para el desgaste de herramienta y calidad superficial).

Tabla 7. Cifras de mérito de los experimentos reales con material 17-4PH (A564) - Ethernet

<i>Controlador</i>	<i>ITAE</i>	<i>ITSE</i>	<i>IAE</i>	<i>Ovt. (%)</i>
ANFIS-CMI	29.29	3.10	10.18	7.22
Borroso [75]	24.78	3.44	12.03	6.03
Solo CNC	45.45	5.67	15.49	20.97

Comportamientos similares al obtenido por el controlador ANFIS-CMI pueden ser alcanzados con el empleo de otras técnicas de control, sin embargo, cualquier mejora implicaría necesariamente leyes de control más complejas. Existen también diversos métodos para ajustar controladores PID (a parte de los utilizados en este trabajo), pero los modelos lineales usados para la optimización no son válidos para la región de operación completa (incertidumbres en las ganancias del proceso) y por tanto, no se pueden garantizar los resultados esperados. Por esta razón, el control PID o las estrategias de planificación de ganancias (*gain scheduling*) no han producido las mejoras esperadas en los procesos de taladrado. Del mismo modo, las estrategias de control adaptativo son generalmente más complejas, consumen más tiempo de computación y pueden provocar sobrecargas ya que los parámetros y las ganancias de los controladores son estimados en línea en tiempo real. El controlador ANFIS-CMI propuesto es sencillo y fácil de implementar si existen previamente datos entrada/salida. Para este caso de estudio, solo cuatro reglas (dos para el modelo directo y dos para el inverso) son suficientes para implementar la ley de control y asegurar el comportamiento deseado.



## 5. Conclusiones

Este trabajo propone una metodología para el diseño y aplicación de un sistema neuroborroso de control al proceso de taladrado utilizando el paradigma de control por modelo interno. Mediante la utilización de dos sistemas neuroborrosos se obtuvieron los modelos directo e inverso del proceso de taladrado para incorporarlos después al mencionado esquema de control. Una vez se concluyó la etapa de diseño, el sistema neuroborroso de control se simuló y posteriormente se aplicó a la regulación de la fuerza de corte en un proceso de taladrado de alto rendimiento a través de redes de comunicación industriales.

Desde el punto de vista científico, se ha corroborado 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 complejo, no lineal, plagado de incertidumbres y variable en el tiempo.

Desde el punto de vista técnico, el sistema ha permitido incrementar 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, así como el fallo catastrófico de la misma. Del mismo modo, esta buena respuesta dinámica contribuye a un buen acabado de la pieza y a proteger los mecanismos de la propia máquina herramienta. En otras palabras se ha optimizado el proceso de taladrado de alto rendimiento mejorando la eficiencia del mismo.

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. Se puede extraer del estudio comparativo realizado que el control neuroborroso por modelo interno superó a un sistema de control PID en lazo cerrado y a un sistema de control borroso en lazo cerrado, mostrando mejores índices de comportamiento y mejores respuestas dinámicas en todos los experimentos realizados (para ambos materiales y para ambos niveles de comunicación).

Anteriormente, para poder mantener la fuerza de corte constante en el proceso, era necesario contar con la experiencia de un operador humano en este tipo de operaciones. La implantación de técnicas de Inteligencia Artificial en este tipo de procesos trata de aprovechar la experiencia de estos operadores e incorporarla a los sistemas de control a la vez que reduce la complejidad del sistema.

Haciendo una generalización del sistema propuesto, también se puede concluir que desde un punto de vista práctico, este trabajo describe otra herramienta de diseño para dirigirnos a problemas de control cuando no existan modelos explícitos del proceso durante la etapa de diseño (ecuaciones diferenciales, funciones de transferencia, ecuaciones en espacio de estados, etc.). El uso combinado del paradigma de control por modelo interno y un sistema de inferencia basado en reglas borrosas eficiente computacionalmente, asegura un diseño rápido y permite obtener un buen comportamiento dinámico (respuesta transitoria y error en estado estacional) sin la necesidad de una representación matemática exacta del proceso.

El desarrollo de nuevos sistemas neuroborrosos, la creación de modelos mediante otro tipo de inferencia y dotar de una mayor inteligencia al sistema de control y, por tanto, al propio proceso, serán objeto de trabajos futuros.

## 5.1. Publicaciones asociadas

Las investigaciones llevadas a cabo en el diseño y la implementación de este sistema de control neuroborroso por modelo interno al proceso de taladrado de alto rendimiento han proporcionado las siguientes publicaciones en congresos y revistas:

Congresos:

- “Control neuroborroso en red. Aplicación al proceso de taladrado de alto rendimiento”, *XXVIII Jornadas de automática* (organizadas por el Comité Español de Automática - CEA), Huelva (España), 2007 [76].

Revistas:

- “Control neuroborroso en red. Aplicación al proceso de taladrado de alto rendimiento”, *Revista Iberoamericana de Automática e Informática (RIAI)*, vol. 6, pp. 31-38, 2009 [77].

## Bibliografía

- [1] L. Ljung, "System Identification: Theory for the User. 1999," Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ), 1999.
- [2] R. Babuska and H. B. Verbruggen, "An overview of fuzzy modeling for control," *Control Engineering Practice*, vol. 4, pp. 1593-1606, 1996.
- [3] S. Y. Liang, R. L. Hecker, and R. G. Landers, "Machining process monitoring and control: The state-of-the-art," *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, vol. 126, pp. 297-310, 2004.
- [4] Y. Sheng and M. Tomizuka, "Intelligent modeling of thrust force in drilling process," *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, vol. 128, pp. 846-855, 2006.
- [5] Y. Altintas and M. Weck, "Chatter stability of metal cutting and grinding," *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 53, pp. 619-642, 2004.
- [6] I. Mukherjee and P. K. Ray, "A review of optimization techniques in metal cutting processes," *Computers and Industrial Engineering*, vol. 50, pp. 15-34, 2006.
- [7] G. Byrne, D. Dornfeld, and B. Denkena, "Advancing cutting technology," *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 52, pp. 483-507, 2003.
- [8] R. G. Landers, A. G. Ulsoy, and Y. H. Ma, "A comparison of model-based machining force control approaches," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 44, pp. 733-748, 2004.
- [9] J. B. Kim, S. J. Lee, and Y. P. Park, "Stable and efficient drilling process by active control of the thrust force," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 8, pp. 585-595, 1994.
- [10] R. J. Furness, T. C. Tsao, J. S. Rankin II, M. J. Muth, and K. W. Manes, "Torque control for a form tool drilling operation," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 7, pp. 22-30, 1999.
- [11] Y. Sheng, M. Tomizuka, and M. Ozaki, "Dynamic modeling and adaptive predictive control (APC) of drilling of composite materials," in *Proceedings of the American Control Conference*, Chicago, IL, USA, 2000, pp. 2568-2572.
- [12] Y. T. Oh, G. D. Kim, and C. N. Chu, "Design of a Drilling Torque Controller for a Machining Center," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 22, pp. 329-335, 2003.
- [13] R. Haber-Haber, R. Haber, M. Schmittziel, and R. M. del Toro, "A classic solution for the control of a high-performance drilling process," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 47, pp. 2290-2297, 2007.
- [14] M. L. Minsky, "Heuristic aspects of the artificial intelligence problem," Massachusetts Inst. of Tech. Lexington Lincoln Lab, 1956.
- [15] P. J. Antsaklis and K. M. Passino, *An introduction to intelligent and autonomous control*: Kluwer Academic Publishers Norwell, MA, USA, 1993.
- [16] L. A. Zadeh, "Soft computing and fuzzy logic," *IEEE Software*, vol. 11, pp. 48-56, 1994.
- [17] L. A. Zadeh, "Soft computing, fuzzy logic and recognition technology," in *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Anchorage, AK, USA, 1998, pp. 1678-1679.
- [18] P. P. Bonissone, Y. U. T. O. Chen, K. Goebel, and P. S. Khedkar, "Hybrid soft computing systems: Industrial and commercial applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 87, pp. 1641-1667, 1999.
- [19] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. New Jersey, USA: Prentice-Hall, Inc., 1997.
- [20] J. M. Keller and D. J. Hunt, "Incorporating fuzzy membership functions into the perceptron algorithm," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, pp. 693-699, 1985.

- [21] S. Mitra and S. K. Pal, "Fuzzy multi-layer perceptron, inferencing and rule generation," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 6, pp. 51-63, 1995.
- [22] J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [23] J. Kim and N. Kasabov, "HyFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference systems and their application to nonlinear dynamical systems," *Neural Networks*, vol. 12, pp. 1301-1319, 1999.
- [24] W. A. Farag, V. H. Quintana, and G. Lambert-Torres, "A genetic-based neuro-fuzzy approach for modeling and control of dynamical systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, pp. 756-767, 1998.
- [25] D. Nauck, F. Klawonn, and R. Kruse, *Foundations of Neuro-Fuzzy Systems*. Chichester, UK: Wiley, 1997.
- [26] L. X. Wang, *A course in fuzzy systems and control*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1996.
- [27] N. K. Kasabov and Q. Song, "DENFIS: Dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, pp. 144-154, 2002.
- [28] Q. Song and N. Kasabov, "TWNFI - a transductive neuro-fuzzy inference system with weighted data normalization for personalized modeling," *Neural Networks*, vol. 19, pp. 1591-1596, 2006.
- [29] N. K. Kasabov, "Learning fuzzy rules and approximate reasoning in fuzzy neural networks and hybrid systems," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 82, pp. 135-149, 1996.
- [30] M. A. Denai, F. Palis, and A. Zeghib, "Modeling and control of non-linear systems using soft computing techniques," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 7, pp. 728-738, 2007.
- [31] P. K. Dash, S. K. Panda, T. H. Lee, J. X. Xu, and A. Routray, "Fuzzy and neural controllers for dynamic systems: An overview," in *Proceedings of the International Conference on Power Electronics and Drive Systems*, Singapore, Singapore, 1997, pp. 810-816.
- [32] S. Saludes and M. J. Fuente, "Fault-tolerant nonlinear IMC control," *RIAI: Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 4, pp. 52-63, 2007.
- [33] J. Vieira, F. M. Dias, and A. Mota, "Artificial neural networks and neuro-fuzzy systems for modelling and controlling real systems: A comparative study," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 265-273, 2004.
- [34] S. Altug, M. Y. Chow, and H. Joel Trussell, "Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 46, pp. 1069-1079, 1999.
- [35] L. C. Chang and F. J. Chang, "Intelligent control for modelling or real-time reservoir operation," *Hydrological Processes*, vol. 15, pp. 1621-1634, 2001.
- [36] K. L. Petri, R. E. Billo, and B. Bidanda, "A Neural Network Process Model for Abrasive Flow Machining Operations," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 17, pp. 52-64, 1998.
- [37] H. C. Zhang and S. H. Huang, "Applications of neural networks in manufacturing: A state-of-the-art survey," *International Journal of Production Research*, vol. 33, pp. 705-728, 1995.
- [38] D. W. Coit, B. T. Jackson, and A. E. Smith, "Static neural network process models: Considerations and case studies," *International Journal of Production Research*, vol. 36, pp. 2953-2967, 1998.
- [39] Z. J. Viharos, L. Monostori, and S. Markos, "Selection of input and output variables of ANN based modeling of cutting processes," *Proceedings of the X. Workshop on Supervising and Diagnostics of Machining Systems of CIRP*, vol. 26, p. 121, 1999.
- [40] G. Sathyanarayanan, I. J. Lin, and M.-K. Chen, "Neural network modelling and multiobjective optimization of creep feed grinding of superalloys," *International Journal of Production Research*, vol. 30, pp. 2421-2438, 1992.

- 
- [41] R. K. Jain, V. K. Jain, and P. K. Kalra, "Modelling of abrasive flow machining process: A neural network approach," *Wear*, vol. 231, pp. 242-248, 1999.
- [42] C. Feng, X. Wang, and Z. Yu, "Neural networks modelling of honing surface roughness parameter defined by ISO 13565," *SIAM Journal of Manufacturing Systems*, vol. 21, pp. 1-35, 2002.
- [43] W. Grzesik and S. Brol, "Hybrid approach to surface roughness evaluation in multistage machining processes," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 134, pp. 265-272, 2003.
- [44] Y. C. Shin and P. Vishnupad, "Neuro-fuzzy control of complex manufacturing processes," *International Journal of Production Research*, vol. 34, pp. 3291-3309, 1996.
- [45] R. J. Kuo and P. H. Cohen, "Manufacturing process control through integration of neural networks and fuzzy model," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 98, pp. 15-31, 1998.
- [46] M. K. Kamatala, E. T. Baumgartner, and K. S. Moon, "Turned surface finish prediction based on fuzzy logic theory," *Proceedings of the 20th International Conference on Computer and Industrial Engineering*, vol. 1, pp. 101-104, 1996.
- [47] Y. T. Chen and S. R. T. Kumara, "Fuzzy logic and neural networks for design of process parameters: A grinding process application," *International Journal of Production Research*, vol. 36, pp. 395-415, 1998.
- [48] K. Hashmi, M. A. El Baradie, and M. Ryan, "Fuzzy logic based intelligent selection of machining parameters," *Computers and Industrial Engineering*, vol. 35, pp. 571-574, 1998.
- [49] W. L. R. Ip, "A fuzzy basis material removal optimization strategy for sculptured surface machining using ball-nosed cutters," *International Journal of Production Research*, vol. 36, pp. 2553-2571, 1998.
- [50] Y. H. Lee, B. H. Yang, and K. S. Moon, "An economic machining process model using fuzzy non-linear programming and neural network," *International Journal of Production Research*, vol. 37, pp. 835-847, 1999.
- [51] H. Al-Wedyan, K. Demirli, and R. Bhat, "A technique for fuzzy logic modeling of machining process," in *Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society - NAFIPS*, Vancouver, BC, 2001, pp. 3021-3026.
- [52] M. Elhachimi, S. Torbaty, and P. Joyot, "Mechanical modelling of high speed drilling. 1: Predicting torque and thrust," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 39, pp. 553-568, 1999.
- [53] M. Elhachimi, S. Torbaty, and P. Joyot, "Mechanical modelling of high speed drilling. 2: Predicted and experimental results," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 39, pp. 569-581, 1999.
- [54] M. Pirtini and I. Lazoglu, "Forces and hole quality in drilling," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 45, pp. 1271-1281, 2005.
- [55] R. Del Toro, M. Schmittziel, R. Haber-Guerra, and R. Haber-Haber, "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)* Las Vegas, NV, USA, 2007.
- [56] R. Carotenuto, "Iterative system inversion technique," *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 15, pp. 85-91, 2001.
- [57] C.-C. Hang and P. C. Parks, "Comparative studies of model reference adaptive control systems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-18, pp. 419-428, 1973.
- [58] H. P. Whitaker, J. Yamron, and A. Kezer, *Design of model reference adaptive control systems for aircraft*: MIT., 1958.
- [59] I. D. Landau, "Model reference adaptive controllers and stochastic self-tuning regulators - A unified approach," *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, vol. 103, pp. 404-416, 1981.



- [60] A. M. Shahri, B. J. Evans, and F. Naghdy, "Neuro-fuzzy adaptive torque control of a SCARA robot," in *Proceedings of the Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems*, Adelaide, Aust, 1996, pp. 241-244.
- [61] X. J. Liu, F. Lara-Rosano, and C. W. Chan, "Model-reference adaptive control based on neurofuzzy networks," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, vol. 34, pp. 302-309, 2004.
- [62] M. A. Henson, "Nonlinear model predictive control: Current status and future directions," *Computers and Chemical Engineering*, vol. 23, pp. 187-202, 1998.
- [63] S. J. Qin and T. A. Badgwell, "A survey of industrial model predictive control technology," *Control Engineering Practice*, vol. 11, pp. 733-764, 2003.
- [64] J. M. Escaña, C. Bordons, M. R. García, C. Vilas, and A. A. Alonso, "Control Predictivo basado en Modelo Neuroborroso de un Autoclave Industrial," in *Jornadas de Automática*, 2007.
- [65] J. A. R. Hernández, D. A. S. Cerda, and E. Shelomov, "Control predictivo basado en un modelo neurodifuso auto-regresivo aplicado al proceso de arranque del generador de vapor de una unidad termoeléctrica," in *Revista Colombiana de Tecnologías Avanzadas*, vol. 2, 2004.
- [66] M. Morari and E. Zafiriou, *Robust Process Control*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [67] C. G. Economou, M. Morari, and B. O. Palsson, "Internal model control. Extension to nonlinear systems," *Industrial & Engineering Chemistry, Process Design and Development*, vol. 25, pp. 403-411, 1986.
- [68] K. C. Lee, S. Lee, and M. H. Lee, "Remote fuzzy logic control of networked control system via profibus-DP," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 50, pp. 784-792, 2003.
- [69] M. Felser, "Real-time ethernet - Industry prospective," *Proceedings of the IEEE*, vol. 93, pp. 1118-1129, 2005.
- [70] K. C. Lee, S. Lee, and M. H. Lee, "Worst case communication delay of real-time industrial switched Ethernet with multiple levels," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, pp. 1669-1676, 2006.
- [71] A. Yiming and T. Eisaka, "Industrial hard real-time communication protocol over switched Ethernet," *WSEAS Transactions on Computers*, vol. 5, pp. 844-851, 2006.
- [72] H. Kleines, J. Sarkadi, F. Suxdorf, and K. Zwill, "Measurement of real-time aspects of Simatic® PLC operation in the context of physics experiments," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 51, pp. 489-494, 2004.
- [73] S. Vitturi, "Stochastic model of the profibus DP cycle time," *Iee Proceedings-Science Measurement and Technology*, vol. 151, pp. 335-342, Sep 2004.
- [74] K. Cantillo, R. E. Haber, J. E. Jiménez, A. Alique, and R. Galán, "CORBA-Based open platform for processes monitoring. An application to a complex electromechanical process," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3036, pp. 523-526, 2004.
- [75] R. E. Haber, D. Martin, R. Haber-Haber, and A. Alique, "Networked fuzzy control system for a high-performance drilling process," *Journal of Manufacturing Science and Engineering-Transactions of the ASME*, vol. 130, Jun 2008.
- [76] A. Gajate and R. E. Haber, "Control neuroborroso en red. Aplicación al proceso de taladrado de alto rendimiento," in *Jornadas de Automática (CEA)*, 2007.
- [77] A. Gajate and R. E. Haber, "Networked neurofuzzy control. An application to a drilling process (Control neuroborroso en red. Aplicación al proceso de taladrado de alto rendimiento)," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática (RIAI)*, vol. 6, pp. 31-38, 2009.