



Universidad de Matanzas «Camilo Cienfuegos»  
Facultad de Ingenierías

# **ANÁLISIS DE SEÑALES DEL MICROTALADRADO PARA UN SISTEMA DE MONITOREO DEL ESTADO DE LA HERRAMIENTA**

*Tesis en Opción al Título de  
Máster en Ingeniería Asistida por Computadora*

**Autor: Ing. Gerardo Beruvides López**

**Tutores: Dr.C. Ramón Quiza Sardiñas**

**Dr.C. Rodolfo Haber Guerra**

Matanzas, 2012



## RESUMEN

La automatización de los procesos de maquinado es una condición importante para la eficiencia de los procesos de manufactura. Estos no sólo reducen la participación del hombre, reduciendo consecuentemente los costos y sino también disminuyen la probabilidad de roturas imprevistas de las herramientas que traen consigo daños en la pieza, o aún peor, en la máquina-herramienta. En el micromaquinado, debido a las pequeñas dimensiones de las herramientas, este aspecto toma una mayor importancia. En este trabajo se estudió experimentalmente un proceso de microtaladrado de una aleación de tungsteno-cobre. Tres brocas diferentes (de diámetros 0,1 mm, 0,5 mm y 1,0 mm) recubiertas con TiAlN fueron utilizadas, elaborando cinco agujeros con cada una de ellas. La variación de las dimensiones de la herramienta fue medida después de completar cada agujero. Además, fueron obtenidas señales de fuerzas y vibraciones durante el proceso de corte. Los rasgos fueron extraídos de las señales utilizando estadígrafos del dominio temporal, la transformada rápida de Fourier, la transformada de óndula y la transformada de Hilbert-Huang. Los rasgos extraídos fueron correlacionados con el número de agujeros realizados por medio de técnicas estadísticas, redes neuronales y sistemas neuro-borrosos. El estudio realizado muestra que la combinación de la transformada de óndula y los sistemas neuro-borrosos ofrecen la predicción más adecuada para establecer el estado de la herramienta.

**Palabras claves:** Microtaladrado; Monitoreo del estado herramental; Extracción de rasgos; Modelación; Técnicas estadísticas; Transformada rápida de Fourier; Transformada de óndula; Transformada de Hilbert-Huang; Redes neuronales; Sistemas neuro-borrosos.

## **ABSTRACT**

Automation of machining processes is an important condition for an efficient manufacture. It not only reduces the human participation, reducing consequently the costs, but also decrease the probability of unexpected tool breakage with the subsequent damage to the work piece or, even, to the machine-tool. In micromachining, due to the small tool dimensions, this aspect gains a capital importance. In this work, a micro-drilling process of a tungsten-cooper alloy was experimentally studied. Three different TiAlN-coated drills (diameters 0,1 mm; 0,5 mm and 1,0 mm) were used, elaborating five holes with each one of them. Variations in tool dimension were measured after the completion of each hole. Moreover, signals of forces and vibrations were obtained through the cutting process. Features were extracted from the signals by using time-domain statistics, fast Fourier transform, wavelet transform and Hibert-Huang transform. These features were correlated with the number of elaborated holes by using statistics techniques, neural networks and neuro-fuzzy systems. The study shows that the combination of wavelet transform and neuro-fuzzy systems offered the most suitable prediction of the tool condition.

Keywords: Micro-drilling; Tool condition monitoring; Features extraction; Modeling; Statistic techniques; fast Fourier transform; wavelet transform; Hilbert-Huang transform; neural networks; neuro-fuzzy systems.

## TABLA DE CONTENIDO

<b>Introducción .....</b>	<b>1</b>
<b>Capítulo 1 Revisión Crítica de la Literatura .....</b>	<b>3</b>
1.1 Importancia del monitoreo de los procesos de maquinado.....	3
1.2 Características generales de los sistemas de monitoreo.....	7
1.2.1 <i>Objetivo de los sistemas de monitoreo .....</i>	<i>7</i>
1.2.2 <i>Parámetros utilizados para definir el estado técnico.....</i>	<i>9</i>
1.2.3 <i>Monitoreo en línea y fuera de línea .....</i>	<i>10</i>
1.2.4 <i>Monitoreo directo e indirecto.....</i>	<i>11</i>
1.2.5 <i>Señales más usadas en los sistemas de monitoreo indirecto ...</i>	<i>12</i>
1.3 Etapas de un sistema de monitoreo .....	17
1.3.1 <i>Esquema general.....</i>	<i>17</i>
1.3.2 <i>Pre-procesamiento analógico .....</i>	<i>21</i>
1.3.3 <i>Pre-procesamiento digital .....</i>	<i>21</i>
1.3.4 <i>Extracción de rasgos .....</i>	<i>22</i>
1.3.5 <i>Modelación.....</i>	<i>30</i>
1.3.6 <i>Toma de decisiones .....</i>	<i>37</i>
1.4 Conclusiones parciales del capítulo.....	37
<b>Capítulo 2 Estudio Experimental .....</b>	<b>39</b>

2.1 Descripción del estudio experimental.....	39
2.1.1 <i>Objetivos del estudio experimental</i> .....	39
2.1.2 <i>Equipamiento experimental</i> .....	40
2.1.3 <i>Diseño experimental</i> .....	42
2.2 Resultados experimentales.....	43
2.3 Análisis preliminar de los resultados experimentales .....	47
2.4 Conclusiones parciales del capítulo.....	51
<b>Capítulo 3 Procesamiento de las señales.....</b>	<b>52</b>
3.1 Extracción de rasgos.....	52
3.1.1 <i>Extracción de rasgos en el dominio temporal</i> .....	52
3.1.2 <i>Extracción de rasgos por transformada rápida de Fourier</i> .....	55
3.1.3 <i>Extracción de rasgos por transformada de óndula</i> .....	57
3.1.4 <i>Extracción de rasgos por transformada de Hilbert-Huang</i> .....	59
3.2 Obtención de modelos.....	61
3.2.1 <i>Modelos de regresión estadística</i> .....	61
3.2.2 <i>Modelos basados en redes neuronales</i> .....	67
3.2.3 <i>Modelos neuro-borrosos</i> .....	69
3.3 Conclusiones parciales del capítulo.....	72
<b>Capítulo 4 Análisis de los Resultados.....</b>	<b>73</b>
4.1 Análisis de los modelos de regresión estadística.....	73

4.2 Análisis de los modelos basados en redes neuronales .....	75
4.3 Análisis de los modelos neuro-borrosos.....	77
4.4 Conclusiones parciales del capítulo.....	80
<b>Conclusiones.....</b>	<b>81</b>
<b>Recomendaciones .....</b>	<b>82</b>
<b>Referencias .....</b>	<b>83</b>

## INTRODUCCIÓN

Los procesos de manufactura hoy en día son optimizados mediante sistemas de monitoreo, tanto directos como indirectos, en línea o fuera de línea, con el objetivo de que las producciones puedan ser seriadas y que estas se interrumpan lo menos posible. Este nivel de automatización se ha alcanzado en parte por el desarrollo de técnicas que mediante sensores o captadores cada vez más sofisticados que traducen el comportamiento del proceso en cada instante y son capaces de actuar antes de que ocurra daño en los productos elaborados o las máquinas herramientas utilizadas. También las dimensiones de los productos se achican cada vez más lo que hace que exista toda una gama de máquinas herramientas destinadas a la microescala. A medida que se empequeñecen las cosas, la mano del hombre se aleja más del proceso y este pasa a ser un operario, que a través de un código le introduce a la máquina lo que desea hacer.

El tema del monitoreo de señales en procesos de corte esta muy difundido en la actualidad y a éste se le dedican un gran número de publicaciones en diversas revistas a nivel mundial (Heinemann & Hinduja 2012, Jemielniak *et al.* 2012, Zhao *et al.* 2012, De Cristofaro *et al.* 2012, Kondo & Shimana 2012, Yen *et al.* 2012), uno de los aspectos más citados, son los sistemas para monitorear el comportamiento del desgaste de las diferentes herramientas de corte, pero a pesar de ser un tema muy citado no existe en la literatura especializada un modelo único que sea capaz de describir el comportamiento del desgaste en los diferentes tipos de procesos de corte y existe una incertidumbre mayor en los modelos creados para procesos de microcorte de metales de ahí que se formule el siguiente **problema científico**: *son insuficientes los métodos existentes para el monitoreo del estado herramental mediante señales obtenidas en procesos de microtaladrado.*

Un punto donde gran parte de los especialistas concuerdan es que dentro de las etapas del monitoreo deben estar presente la extracción de rasgos de las señales captadas y la modelación de estas posteriormente, basándose en este planteamiento se formuló la siguiente **hipótesis**: *es posible predecir el cambio en el estado de la herramienta, como consecuencia del uso, en un proceso de microtaladrado, mediante el monitoreo de las señales de vibración y fuerzas.*

Para validar la hipótesis anterior se propone como **objetivo general** del presente trabajo: *crear un sistema de monitoreo capaz de establecer una relación entre las señales de vibración y fuerza, captadas en un proceso de microtaladrado y el estado de la herramienta durante el mismo.*

Para el cumplimiento del objetivo general se trazaron un grupo de **objetivos específicos**:

- Obtener datos experimentales de señales captadas en un proceso de microtaladrado.
- Analizar diferentes técnicas de extracción de rasgos.
- Analizar diferentes técnicas de modelación de datos.
- Crear un sistema de monitoreo que combine ambas etapas.

## CAPÍTULO 1 REVISIÓN CRÍTICA DE LA LITERATURA

En este capítulo se presenta una revisión crítica de la literatura sobre sistemas de monitoreo del estado técnico de las herramientas de corte en el maquinado, haciendo énfasis en procesos de micromaquinado.

### 1.1 Importancia del monitoreo de los procesos de maquinado

La creciente presión competitiva en la industria manufacturera ha forzado a mantener un control constante sobre las herramientas de corte para evitar alguna parada inesperada que dificulte la continuidad del proceso productivo, de ahí que se generen cada año un gran número de investigaciones y publicaciones, que reflejan el estado actual de la tecnología enfocada a realizar procesos cada vez más automatizados y con menores errores de elaboración (Linke *et al.* 2012, Rehorn *et al.* 2005, Liang *et al.* 2002, Croitoru *et al.* 2001). La Fig. 1.1 muestra alguna de las principales publicaciones realizadas en los últimos 20 años sobre el monitoreo de procesos de maquinado, las cuales fueron consultadas durante la elaboración del presente trabajo.

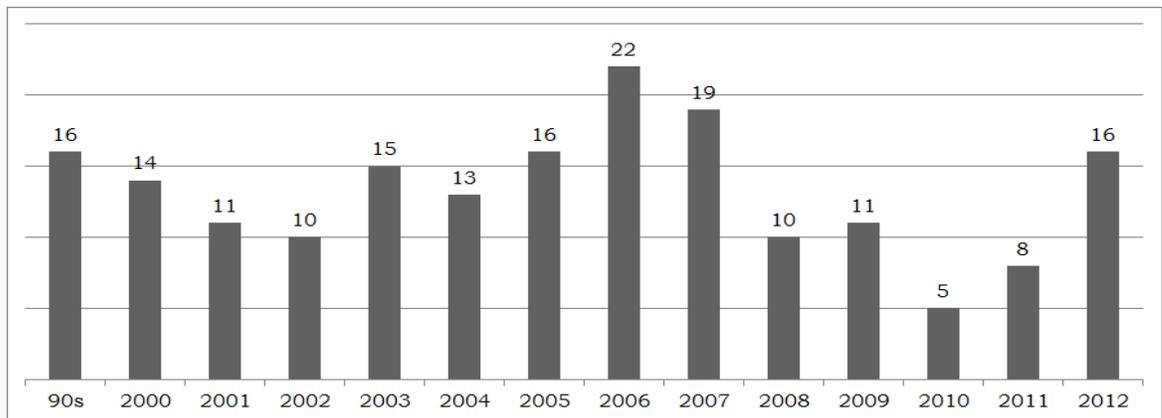
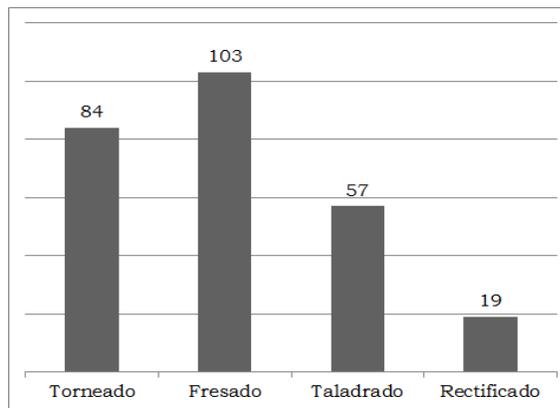


Figura 1.1 Resumen de publicaciones sobre monitoreo

Los más reflejados en la literatura fueron los sistemas de monitoreo para el fresado (Shimana *et al.* 2012, De Cristofaro *et al.* 2012, Prickett *et al.* 2011, Patel *et al.* 2008, Hsueh & Yang 2008, Amer *et al.* 2007, Lee *et al.* 2007); a continuación los sistemas de monitoreo para procesos de torneado (Abhang & Hameedullah 2012, Storch & Zawada 2012, Ozturk & Altan 2012, Sharma *et al.* 2007, Alonso & Salgado 2008, Chen & Li 2007, Kirby & Chen 2007, Yih & Fu 2006); luego los de procesos de taladrado (Heinemann & Hinduja 2012, Heinemann *et al.* 2007, Panda *et al.* 2007, Coelho *et al.* 2006), finalmente, los procesos de rectificado (Zhao *et al.* 2012, Liao *et al.* 2006, Kwak & Ha 2004) como se puede apreciar en la Fig. 1.2.



*Figura 1.2 Publicaciones por procesos de corte*

En los últimos tiempos se han desarrollado máquinas de altas velocidades para procesos de maquinado, aumentando la precisión de las mismas; además se le han incorporado los sistemas de monitoreo computarizados para un muestreo constante del comportamiento del proceso. Múltiples sensores (Haber *et al.* 2005) han sido diseñados para el monitoreo y cada vez se tiene una noción más exacta de fenómenos como la rotura de la herramienta, previendo fallas operacionales y ampliándole las posibilidades de aplicación de este tipo de máquinas.

La necesidad de fabricar piezas cada vez más pequeñas ha traído como consecuencia el desarrollo del micromaquinado, este proceso ha jugado un importante papel en el progreso de la industria de fabricación de piezas, porque aumenta la precisión en el proceso de maquinado, y responde a la necesidad de elaboración de componentes diminutos con una alta calidad.

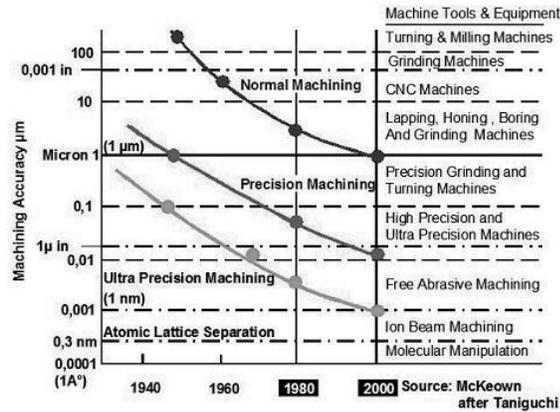
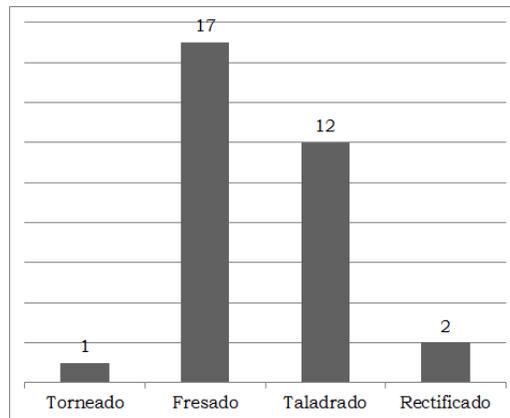


Figura 1.3 Nivel de precisión en la industria de construcción de maquinarias en los últimos 60 años

La evolución de los procesos de fabricación de piezas en cuanto a requisitos de precisión, ha sido paulatina. En la Fig. 1.3 se puede observar el desarrollo de los procesos de maquinado en función de la precisión en la industria de construcción de maquinarias en los últimos 60 años (Dornfeld *et al.* 2006). Esto ha provocado que los investigadores adapten los sistemas ya probados en la macroescala en el monitoreo de procesos e micromaquinado. La Fig. 1.4 muestra las publicaciones analizadas por máquina herramienta para el monitoreo de procesos de micromaquinado, teniendo mayor impacto los procesos de microfresado (Karthikeyan *et al.* 2010, Ko & Heisel 2007, Uhlmann *et al.* 2005, Bissacco *et al.* 2005) donde la gran mayoría son microfresas de vástago (Holthaus *et al.* 2012, Biermann *et al.* 2011, Kumar *et al.* 2010, Huo *et al.* 2010, Malekian *et al.* 2009b) y el microtaladrado con

microbrocas hasta de 10  $\mu\text{m}$  (Aligiri *et al.* 2010, Kim *et al.* 2009, Watanabe *et al.* 2008, Lee *et al.* 2003, Egashira & Mizutani 2000).



*Figura 1.4 Publicaciones para la microescala*

Como muestra la Fig. 1.4, una de las máquinas herramientas que han pasado a la microescala son las taladradoras. En las últimas dos décadas, las demandas de agujeros cada vez más pequeños elaborados a altas velocidades, de hasta 200 000 revoluciones por minuto (rev/min), ha aumentado debido a la tendencia de crear circuitos electrónicos de alta calidad y reducido tamaño, principalmente destinados a partes de las microcomputadoras y demás equipos o dispositivos de la industria de la electrónica, que demandan cada día agujeros más pequeños y con mayor precisión para el ensamblaje de componentes en espacios reducidos. Por lo tanto, la calidad del agujero es de suma importancia para asegurar el perfecto ensamblaje de dichos componentes en una rama donde todas las líneas de producción están automatizadas y no debe haber fallos a la hora de establecer las conexiones entre los múltiples componentes que conforman los circuitos integrados. Otras líneas a las cuales se han incorporado son áreas tan importantes como la medicina o tan caras como la joyería, sectores donde también la calidad del proceso debe ser elevada y con un nivel de precisión muy alto.

## 1.2 Características generales de los sistemas de monitoreo

### 1.2.1 Objetivo de los sistemas de monitoreo

En la literatura consultada los sistemas de monitoreo en procesos maquinado van dirigidos principalmente a fenómenos como: el desgaste de la herramienta (Kondo & Shimana 2012, Chang *et al.* 2011, Aramcharoen *et al.* 2008, Sharma *et al.* 2008, Antic *et al.* 2006, Jakobsen *et al.* 2006, Dutta *et al.* 2006, Scheffer *et al.* 2005, Chen & Chen 2005, Haber *et al.* 2004, Kwon *et al.* 2004, Rao & Srikant 2004, Otto & Kurik 2002, Dilma 2001, Mesina & Langari 2001, Pontuale *et al.* 2001, Li *et al.* 2000b, Huang & Chen 2000, Carrillo & Zadshakoyan 1997, Bauer *et al.* 1996, Obikawa *et al.* 1996, Zhang & Khanchustambham 1992), la vida útil (Aslantas *et al.* 2012, Lin *et al.* 2006, Tsai *et al.* 2005, Ojha & Dixit 2005, Lee & Dornfeld 2005, Sun *et al.* 2004, Abu & Yu 2003, Shaw 1984), la rotura de la herramienta (Alaniz *et al.* 2006, Brophy *et al.* 2002, Chen 2000, Li *et al.* 2000a), el acabado superficial de las piezas elaboradas (Abhang & Hameedullah 2012, Huang & Chen 2004, Viharos 1998, Szalay *et al.* 1996), el fenómeno de las vibraciones autoexcitadas (*chatter*) (Quintana & Ciurana 2011, Szydłowski & Powalka 2011, Park 2004, Landers *et al.* 2002, Su *et al.* 2000) y otros métodos para áreas muy específicas (Hashiguchi *et al.* 2012, Quinn 2012, Ke *et al.* 2012, Luo *et al.* 2005, Filho *et al.* 2005, Chou 2003, Ding *et al.* 2002).

Desde el punto de vista objetivo del monitoreo del desgaste de la herramienta de corte, éste puede ponerse en práctica tanto para la evaluación continua del desgaste de la herramienta, como para su clasificación en diversos tipos bien definidos. La evaluación continua corresponde más a la naturaleza física del proceso de desgaste de la herramienta, por tanto es más versátil y no sólo puede usarse para poner

en práctica una política eficiente de cambio de herramienta, sino también para ajustar la posición de la herramienta durante el proceso de corte con el fin de compensar la reducción de la longitud de la herramienta a causa del desgaste. La evaluación continua del desgaste de la herramienta es un tema citado en varios estudios (Quiza & Davim 2009).

Por el contrario, la clasificación del desgaste es frecuentemente más sencilla de poner en práctica y arroja un criterio definitivo como “afilado” o “desgastado”. El número de clases utilizados es un aspecto notable (Sick 2002). Tal es el caso que, pocos autores prefieren solamente dos clasificaciones, de hecho, la mayoría utilizan tres (Quiza & Davim 2009).

La detección de la falla de la herramienta es, en muchos aspectos, similar al monitoreo del desgaste de la herramienta y se consideran frecuentemente relacionados (Sick 2002), sin embargo estos tópicos tienen diferencias sustanciales en algunos aspectos. Primeramente, la ruptura de la herramienta se implementa por tareas de clasificación, mientras que en el monitoreo del desgaste de la herramienta se utiliza generalmente el estimado. Por otra parte, en el momento en que ocurren las faltas, las señales de salida contienen regularmente puntos de salto que son con frecuencia puntos de singularidad. Por lo tanto, la detección de la singularidad ha desempeñado un papel fundamental en el monitoreo de la falla (Chen & Li 2007).

En los últimos años se han publicado enfoques que emplean técnicas inteligentes para monitorear el desgaste y fallo de la herramienta en el torneado, fresado y taladrado; recientemente estas investigaciones se han trasladado a la microescala. Todas las publicaciones realizadas muestran resultados positivos y plantean diversas formas de llevar a cabo el monitoreo del desgaste herramental, por lo cual existe un

sinnúmero de modelos propuestos que se basan tanto en técnicas convencionales como la estadística hasta en herramientas inteligentes.

### 1.2.2 Parámetros utilizados para definir el estado técnico

Teniendo en cuenta que el desgaste de herramienta es un concepto vago, se necesita utilizar parámetros bien definidos para reflejar el estado de la misma. El parámetro más empleado comúnmente es el ancho de la superficie desgastada, debido a su influencia más directa sobre la precisión dimensional del producto. En la medición del desgaste de flanco se utiliza el valor promedio y el valor máximo indistintamente (Panda *et al.* 2007, Natarajan *et al.* 2007, Silva *et al.* 2006, Singh *et al.* 2006, Dutta *et al.* 2006, Rao *et al.* 2006). Muchas investigaciones no establecen explícitamente si usan el valor máximo o el promedio, aunque las anotaciones VB parezcan indicar en la mayoría de los casos, que el desgaste promedio de flanco (en la zona “B”, como se establece en las normas ISO 3685: 1993 o ASME B94.55M: 1985 – Fig. 1.5) es el empleado. En muchos trabajos no existe la indicación de cual parámetro se usó para describir el desgaste.

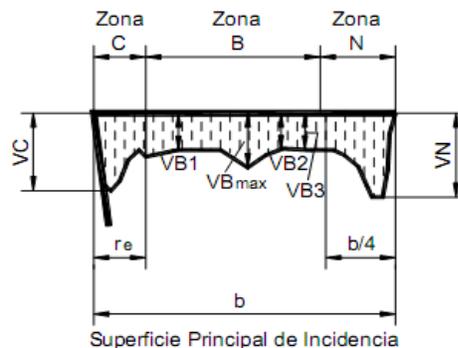


Figura 1.5 Medición del desgaste de flanco según ISO 3685

Un enfoque interesante lo presentan (Jemielniak & Bombinski 2006), quienes sugieren considerar la porción utilizada de la vida de la herramienta para evaluar sus condiciones. Es un concepto intuitivo que

se torna más apropiado para un entorno de taller. Sin embargo, este asume que el desgaste de la herramienta aumenta linealmente con el tiempo; lo cual no es generalmente cierto.

### **1.2.3 Monitoreo en línea y fuera de línea**

El monitoreo de los procesos de corte puede ser realizado de dos formas: continua o en línea (*on-line*) es cuando los datos obtenidos del proceso para la medición de desgaste se procesan en tiempo real, basándose fundamentalmente en la lectura de parámetros tales como las componentes de las fuerzas, las vibraciones, las emisiones acústicas, entre otras, siendo capaz de predecir el comportamiento del estado de la herramienta de corte; la otra variante es fuera de línea (*off-line*), se nombra así cuando los datos son parámetros estacionarios almacenados en intervalos o las mediciones se realizan cada un cierto periodo de tiempo, o sea, no se toma en cuenta lo que ocurre en cada instante, luego estos datos son procesados por el sistema de monitoreo creado, los parámetros controlados son: temperatura, avance, vida útil de la herramienta, fuerza de corte (Quiza & Davim 2009). Sin duda la mayor parte de los investigadores proponen sistemas de monitoreo en línea (Fu *et al.* 2007, Gandarias *et al.* 2006, Kwak & Ha 2004, Lee & Chen 2003), ya que el objetivo principal del monitoreo es detener el proceso en el instante anterior a que ocurra una falla. Al-Habaibeh y colaboradores (2002) realizan una comparación entre los sistemas de monitoreo en línea y fuera de línea para un proceso de taladrado, destacando que los métodos de monitoreo fuera de línea tales como los sistemas de medición láser y los sistemas de calibración bola-barra tienen grandes aplicaciones a la hora de inicio del proceso de corte, pero luego la retroalimentación entre la máquina y la herramienta no es tan buena ya que estos realizan mediciones sistemáticas y es posible que en uno de esos intervalos ocurra un cambio grande en la herramienta o hasta la rotura de la

misma, por otra parte los sistemas en línea toman lecturas constantemente del proceso mediante un sistema de sensores y al detectar alguna anomalía son capaces de detener el trabajo antes de que ocurran daños irreversibles. Sick (2002) también aborda en su revisión del desarrollo de los procesos de monitoreo en los últimos tiempos, la aplicación que tienen los sistemas en líneas, aunque todavía existen autores que defienden las técnicas fuera de línea (Tansel *et al.* 2000b).

#### **1.2.4 Monitoreo directo e indirecto**

La creciente presión competitiva en la industria manufacturera ha forzado a mantener un control constante sobre las herramientas de corte para evitar alguna parada inesperada que dificulte la continuidad del proceso productivo. Para determinar el desgaste de la herramienta plantea que existen dos métodos: el directo y el indirecto. El método directo incluye la medición de desgaste de la herramienta directamente con el uso transductores espectroscópicos, eléctricos, ópticos o mecánicos. También se utilizan dispositivos a base de inductancias, capacitancias o sistemas neumáticos para medir el nivel de desgaste. Este método tiende a ser más exacto, pero es más compleja su aplicación práctica (Brophy *et al.* 2002).

El método indirecto, por el contrario, analizan algunos fenómenos que están relacionados con el desgaste o la rotura de la herramienta. En el método indirecto se realiza un monitoreo constante del proceso de corte y es menos complicado y caro que el método directo. Por estas razones, en la mayoría de las investigaciones que se llevan a cabo en el monitoreo del estado de la herramienta se utiliza el método indirecto (Brophy *et al.* 2002). Los métodos indirectos se basan en la medición de parámetros que pueden ser fácilmente medidos y que estén relacionados con el desgaste de herramientas. Los parámetros más utilizados en la medición indirecta del desgaste de herramienta son: las fuerzas de corte, las

emisiones acústicas, las vibraciones, la temperatura de corte, las señales de corriente y la rugosidad de la superficie (Quiza & Davim 2009). Aunque los métodos directos miden el desgaste de la herramienta directamente, y por ende, son más precisos, su puesta en práctica es costosa y no puede aplicarse en línea, debido a esta razón los métodos indirectos son más utilizados (Quiza & Davim 2009).

Sick (2002) coincide en que los métodos directos son muy costosos y susceptibles a fallas debidas a la variación de las condiciones del entorno de trabajo de la máquina herramienta y por otra parte los métodos indirectos utilizan señales que son fáciles de medir una vez que esté creada la infraestructura para captarlas (sensores) y la computadora capaz de procesar las mediciones realizadas.

### 1.2.5 Señales más usadas en los sistemas de monitoreo indirecto

Un asunto esencial en los sistemas de monitoreo indirecto es la selección de las señales usadas como entradas para los modelos de predicción del desgaste de la herramienta. La Fig. 1.6 muestra las señales más utilizadas para el monitoreo de procesos de corte.

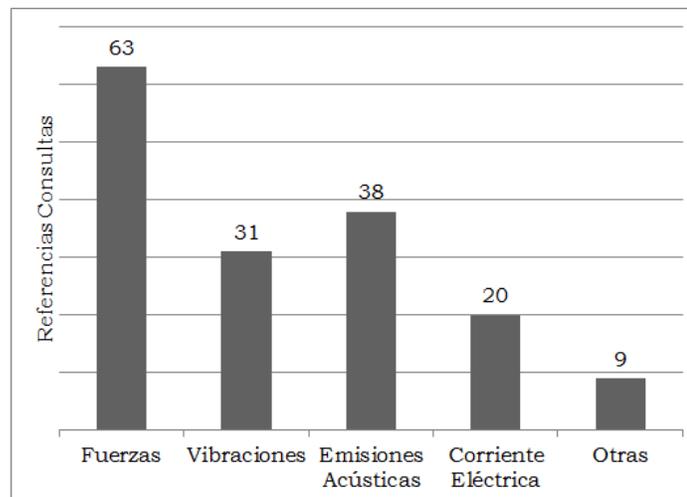


Figura 1.6 Señales más usadas para el monitoreo

Además de las señales expuestas existen artículos referidos a otras tales como la temperatura como parámetro para monitorear el desgaste de la herramienta. Esto se basa en el hecho de que el desgaste cambia la geometría de la herramienta (Huang *et al.* 2006) y su capacidad de corte (Liang *et al.* 2004b). Para medir la temperatura en la punta de la herramienta se puede utilizar tanto un termopar natural, formado entre la herramienta y la pieza, como sensores fijados a la herramienta (Potdar & Zehnder 2004). La calidad de la superficie es usada también para categorizar la condición de la herramienta de corte. La herramienta opera directamente sobre la pieza y la superficie trabajada contiene información valiosa sobre el proceso de maquinado. Un enfoque interesante es presentado por Kassim y colaboradores (2006), quienes utilizan una imagen de la superficie trabajada infiriendo el desgaste por su textura. En muchos casos, se miden múltiples señales simultáneamente, en lugar de una sola. Este enfoque es conocido comúnmente como fusión sensorial y suele producir mejores resultados (Liang *et al.* 2004a), aunque este criterio no es aceptado unánimemente (Sick 2002). Otras miden los desplazamientos de la herramienta de corte para de forma indirecta estimar el comportamiento de la fuerza de corte en un proceso de taladrado (Matsubara *et al.* 2000).

En el caso particular de los procesos de micromaquinado se destaca el uso de las fuerzas (Biermann *et al.* 2011, Kim *et al.* 2009, Li *et al.* 2007) y vibraciones (Kumar *et al.* 2010, Chern & Lee 2006) como se muestra en la Fig. 1.7. Además son muy comunes los sistemas de monitoreo que las combinan a ambas (Malekian *et al.* 2009a).

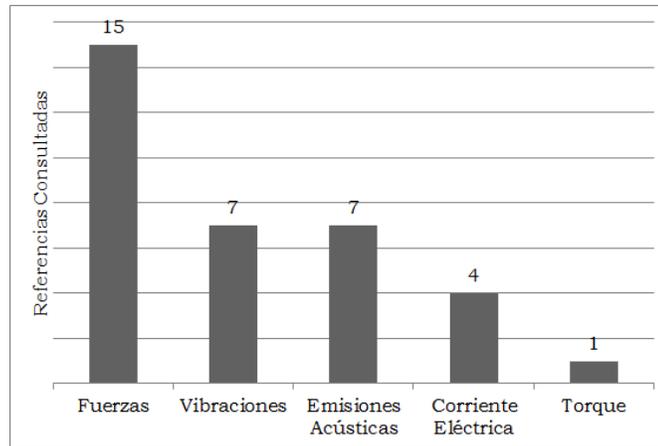


Figura 1.7 Señales más usadas en la microescala

### 1.2.5.1 Fuerzas de corte

Las fuerzas de corte se utilizan usualmente para predecir el desgaste de la herramienta, porque son muy fáciles de medir (Sharma *et al.* 2007). Por tanto, ellas tienen una relación fenomenológica con el desgaste de la herramienta: las fuerzas de corte son afectadas por la geometría de la herramienta, y por ende, a medida que esta se desgasta, su geometría cambia, impactando sobre las fuerzas de corte. Sin embargo, no existe un acuerdo en cuál de las componentes de la fuerza de corte tenga una relación más estrecha con el desgaste de la herramienta.

En el torneado, la mayoría de los autores utilizan la componente de avance (axial), mientras que otros prefieren la radial o la tangencial (Tseng & Teng 2004, Park 2004, Scheffer *et al.* 2003, Hwang *et al.* 2003). A veces, se utilizan varias componentes simultáneamente, ya sea al combinar sus señales o al calcular su razón. A menudo, en el fresado se utiliza la componente transversal (Dong *et al.* 2006) y otros autores utilizan las tres componentes de las fuerzas (Saglam & Unuvar 2001, Rahman *et al.* 2001, Su *et al.* 2000). En el taladrado, la más citada es la fuerza principal (Panda *et al.* 2007, Heinemann *et al.* 2007, Singh *et al.* 2006). En la microescala en el caso del microfresado y el microtaladrado

por lo general se analizan las tres componentes de las fuerzas (Biermann *et al.* 2011, Park & Malekian 2009, Li *et al.* 2007).

El principal inconveniente de utilizar las fuerzas de corte es que la puesta en práctica de los sistemas de medida dinamométrica en el taller está restringida por su elevado costo, el impacto negativo que ejerce sobre la rigidez del sistema de maquinado, los requisitos de una estructura de cableado y espacio extra necesario para su instalación.

#### **1.2.5.2 Torque del husillo**

El torque es reconocido en muchos casos como una señal de gran utilidad, principalmente se reporta su uso en artículos de taladrado (Panda *et al.* 2007, Coelho *et al.* 2006, Singh *et al.* 2006) y microtaladrado (Heinemann *et al.* 2007, Brett *et al.* 1995). El mismo es medido de forma directa o calculado según el comportamiento de la fuerza principal de corte. En la mayoría de los casos los sistemas de monitoreo utilizan plataformas dinamométricas para medir las fuerzas que actúan en el proceso (Shaw 1984) y a partir del comportamiento de estas se calcula y controla el torque.

#### **1.2.5.3 Vibraciones**

Otra señal importante, frecuentemente utilizada para monitorear el desgaste de la herramienta, es la vibración de la misma, la cual se produce por la acción del rozamiento en la interfaz entre la pieza y el flanco de la herramienta, la formación de filo recrecido, y la ondulación de la superficie de trabajo (Sharma *et al.* 2007). La frecuencia fundamental de las vibraciones de la herramienta es la frecuencia resonante del sistema excitado por la fricción en el filo de corte. La aceleración es la señal más frecuentemente medida para caracterizar la vibración de la herramienta (Lee *et al.* 2007). El mayor defecto en el uso de las señales de vibración es su susceptibilidad a la contaminación y su

dependencia de las características vibracionales de la combinación máquina-herramienta-pieza. El uso de la vibración se reporta principalmente en el torneado, donde estas señales son significativas y fáciles de medir (Alonso & Salgado 2008, Kirby & Chen 2007, Chen & Li 2007).

En el caso de los procesos de micromaquinado la captura de las vibraciones como parámetros para el monitoreo se reflejan en artículos destinados al microfresado con microfresas de vástago (Kumar *et al.* 2010), y al microtaladrado (Chen 2007, Chern & Lee 2006).

#### **1.2.5.4 Emisión acústica**

La emisión acústica es otra de las señales relacionadas con el desgaste de la herramienta, no sólo en el torneado, sino también en el fresado y el rectificado. Existen diversas fuentes de emisión acústica durante el proceso de corte de metal, tales como las deformaciones plásticas en la pieza o en la viruta (Wu & Liu 2010), la fricción en el contacto entre la superficie de incidencia de la herramienta y la pieza, y entre la superficie de ataque de la herramienta y la viruta, las colisiones entre la viruta y la herramienta, la ruptura de la viruta y la fractura de la herramienta (Li 2002). La principal ventaja en el uso de la emisión acústica en el monitoreo del desgaste de la herramienta es que el rango de la frecuencia de la señal de emisión acústica es mucho mayor que el de las vibraciones de la máquina y los ruidos ambientales (Chen & Li 2007). Quizás, su mayor desventaja es que hay muy pocos micrófonos lo suficientemente resistentes como para operar en un ambiente de taller práctico y que su posicionamiento no es una tarea sencilla.

En el caso del micromaquinado son pocos los artículos referidos a la utilización de las emisiones acústicas como señales para determinar el desgaste de las microherramientas (Malekian *et al.* 2009a); esto es

producto a que los niveles de ruidos en dichos procesos son muy bajos por lo cual las mediciones se podrían contaminar fácilmente con los ruidos ambientales.

#### **1.2.5.5 Corriente y potencia eléctricas**

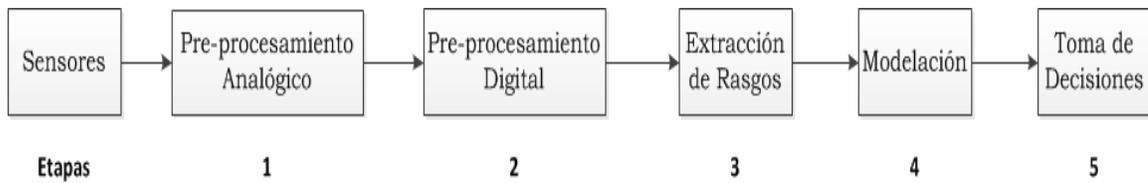
Las señales de potencia (Heinemann & Hinduja 2012) o corriente han sido exitosamente utilizadas en el monitoreo del desgaste de la herramienta (Lee *et al.* 2007, Oh *et al.* 2003), ya sea del motor del husillo o un motor del avance. Estos parámetros están estrechamente relacionados con el torque de corte y por lo tanto, con las fuerzas de corte. Quizás, la mayor ventaja de emplear las señales de energía o corriente, es la sencilla implementación de su hardware, que no interfiere con el proceso y no requiere de dispositivos de alto costo; sin embargo, no es tan sensible al desgaste de la herramienta y a las fuerzas de corte como la emisión acústica. Se conoce el uso de las señales de energía o corriente en el torneado, fresado y taladrado (Quiza & Davim 2009).

En el mundo del micromaquinado no son muy utilizadas las señales de corriente eléctrica aunque Fu y colaboradores (2007) proponen un sistema para el monitoreo de en línea para la predicción de la rotura basándose en el chequeo de la impedancia de entrada del motor de avance de una microtaladradora.

### **1.3 Etapas de un sistema de monitoreo**

#### **1.3.1 Esquema general**

Existe un esquema genérico para el monitoreo del estado de la herramienta compuesta por varios pasos o niveles como se muestra en la Fig. 1.8, estableciendo (Sick 2002) los siguientes cinco niveles:



*Figura 1.8 Etapas del monitoreo de señales*

1. Procesamiento analógico: está relacionado con la preparación de información sin procesar antes de la digitalización.
2. Procesamiento digital: modifica la información luego de ser digitalizada, a través de la filtración, normalización, linealización y otras técnicas.
3. Extracción de rasgos: condensa la información restante en pocos valores que pueden ser usados como entrada de los modelos de desgaste.
4. Modelación de desgaste: estima o clasifica el desgaste de los valores obtenidos en el nivel anterior.
5. Toma de decisiones: toma la salida del nivel del modelo de desgaste como un resultado preliminar y combina muchos de estos resultados para llegar a una conclusión final.

En el caso de Zhu y colaboradores (2009a), sólo precisan tres etapas en un sistema de monitoreo de las herramientas de corte:

1. Procesamiento de la señal.
2. Extracción de rasgos.
3. Estimación del estado de la herramienta.

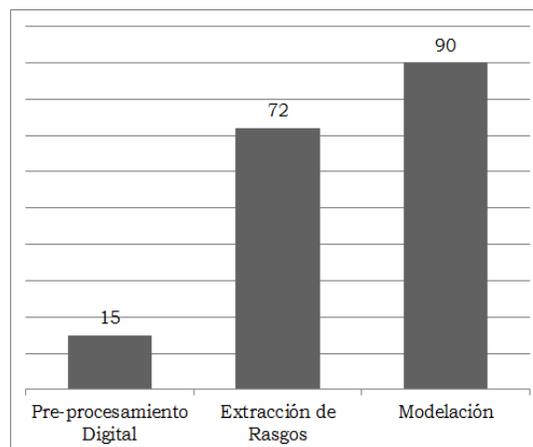
Además Dilma y colaboradores (1997) hacen referencia del cambio del modelo predictivo al modelo de discriminación inteligente en el cual tiene

una gran fuerza la aplicación de algoritmos basados en redes neuronales e identificaron en su artículo cuatro fases para el monitoreo:

1. Transformación usando transformada rápida de Fourier o transformada de óndula.
2. Transformación mediante operaciones de derivación o integración.
3. Transformación mediante un análisis estadístico tal como la media, la desviación estándar, curtosis, etc.
4. Modelación mediante redes neuronales artificiales.

Es válido destacar que estos esquema son solamente un enfoque general y en la mayoría de las investigaciones publicadas no informan sobre el uso de todas las etapas en los modelos propuestos. De hecho, se puede apreciar que los estudios están concentrados principalmente en la extracción de rasgos y la modelación de los datos.

Para conocer el estado del arte en esta temática del total de referencias consultadas referidas al monitoreo de procesos de maquinado y micromaquinado se elaboró la Fig. 1.9, esta muestra cuales son los niveles más utilizados para el monitoreo.



*Figura 1.9 etapas más citadas en la literatura*

Cabe destacar que en algunos de los casos se utilizan sólo una de las etapas del monitoreo de señales, pero lo más común es que estén presentes al menos dos de ellas. La Fig. 1.10 muestra de forma detallada las combinaciones más frecuentes para el monitoreo de las señales.

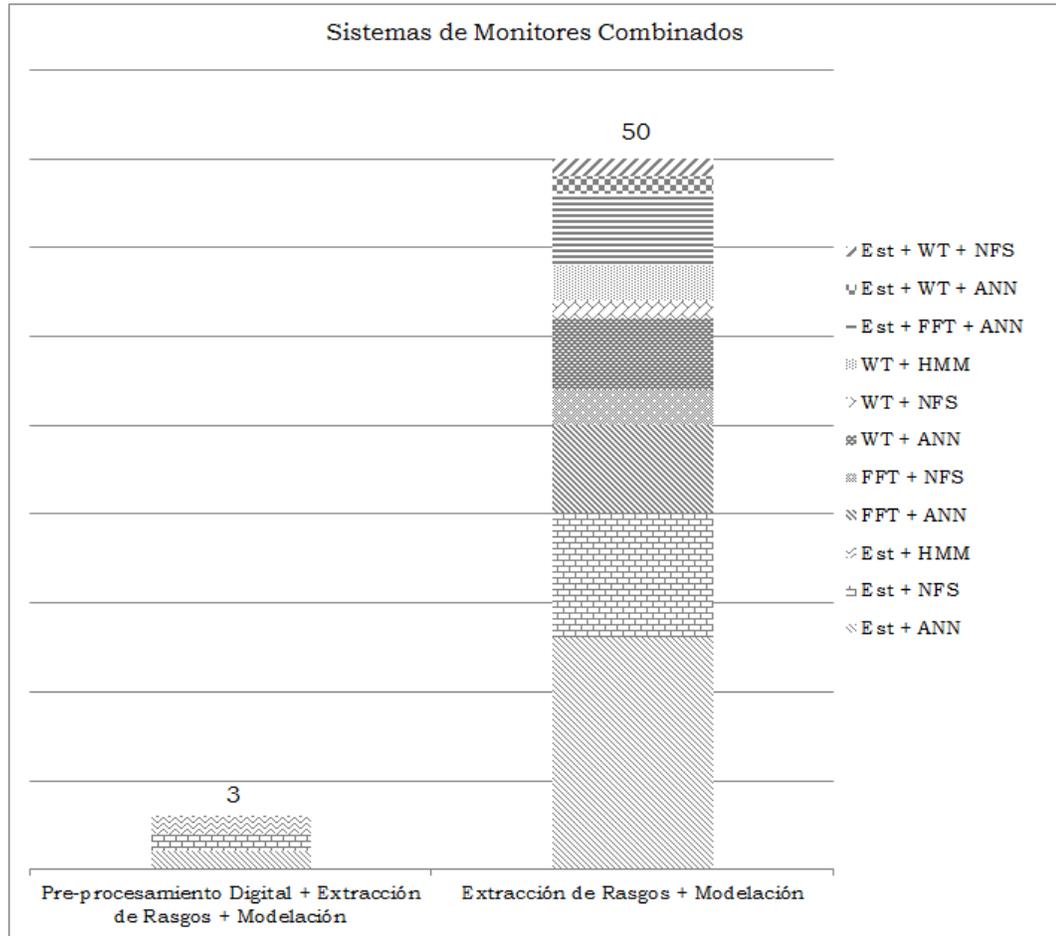


Figura 1.10 Sistemas de monitoreo combinados reportados en la literatura

En el caso de las tres publicaciones que utilizan pre-procesamiento digital (Kirby & Chen 2007, Wang *et al.* 2002, Silva *et al.* 1998), se usan métodos estadísticos (*Est*) (Jemielniak *et al.* 2012, Feng *et al.* 2009, Jemielniak & Arrazola 2008, Kirby *et al.* 2006, Dong *et al.* 2004, Risbood *et al.* 2003, Stein & Huh 2002, Chen & Chang 2001, Keraita *et al.* 2001) en la etapa de extracción de rasgos, esto responde a que cuando se utilizan técnicas como la transformada de óndula (*wavelet transform*,

WT) (XiaoQi *et al.* 2001, Dornfeld 1999), la transformada rápida de Fourier (*fast Fourier transform*, FFT) (Yen *et al.* 2012, Palani & Natarajan 2011, Kang *et al.* 2008) o la transformada de Hilbert-Huang (*Hilbert-Huang transform*, HHT) estas traen incorporadas etapas de filtrado dentro de su algoritmo de trabajo, por lo cual no se utiliza la etapa de pre-procesamiento digital. En el caso de la combinación entre las etapas de extracción de rasgos y la modelación, lo más reportado es la unión de los métodos estadísticos y las redes neuronales artificiales (*artificial neural network*, ANN) (Natarajan *et al.* 2007, Dong *et al.* 2006, Silva *et al.* 2006) o los sistemas neuro-borrosos (*neuro-fuzzy system*, NFS) (Panda *et al.* 2007, Sharma *et al.* 2007, Yumak & Ertunc 2006), también se reporta la combinación de dos técnicas de extracción de rasgos antes de pasar a la etapa de modelación donde el caso más citado es FFT, métodos estadísticos y ANN (Kwak & Ha 2004, Dimla 1999, Silva *et al.* 1998).

### **1.3.2 Pre-procesamiento analógico**

En el caso del procesamiento analógico no se reporta en la bibliografía ningún artículo sobre esta etapa. Sick (2002) plantea que éstos se utilizan por ejemplo, para alinear las señales de los sensores o para que el sensor elimine algún parámetro no deseado dentro de las mediciones de otro sensor, además plantea que en los artículos los autores no definen bien la colocación de los sensores y que cada vez éstos son más precisos en la medición de los parámetros deseados. De ahí que en la actualidad todas las señales captadas son pre-procesadas digitalmente.

### **1.3.3 Pre-procesamiento digital**

Son muy pocos los trabajos que reportan el uso del procesamiento digital, principalmente filtros pasa-bajo para señales eléctricas, para vibraciones y señales de fuerza. Los filtros pasa-banda se utilizan mayormente para emisiones acústicas.

Algunos autores emplean el agrupamiento para eliminar los rasgos de señales redundantes o para identificar grupos naturales de información. Kumar y colaboradores (2010) propone un filtro pasa banda para el análisis de las vibraciones en un proceso de microfresado. También se reporta el uso de filtros pasa banda para emisiones acústicas (Park & Malekian 2009, Pontuale *et al.* 2003). Lee y colaboradores (2007) proponen un enfoque híbrido para la regulación de las fuerzas. Heinemann y colaboradores (2007) reportan el uso de un filtro pasa bajo para el análisis de señales de fuerza y emisiones acústicas. Cus y colaboradores (2006), proponen la utilización de un filtro pasa bajo para eliminar las componentes menores de 250 MHz.

### 1.3.4 Extracción de rasgos

#### 1.3.4.1 Características generales

Una situación diferente se muestra en el nivel de extracción de rasgos, la cual se tiene en cuenta necesariamente en todos los enfoques consultados, aunque algunos de ellos no son muy claros sobre la implementación. Los rasgos pueden ser extraídos teniendo en cuenta los dominios tiempo, frecuencia y frecuencia-tiempo (Quiza & Davim 2009).

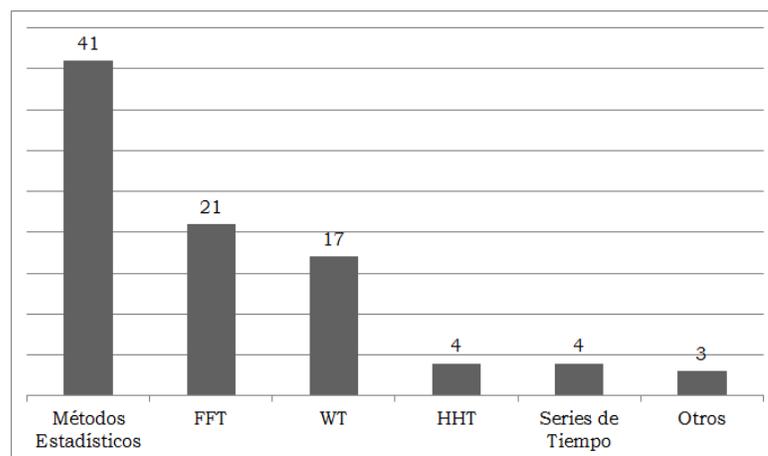


Figura 1.11 Técnicas más citadas para la extracción de rasgos

Una característica importante a la hora de seleccionar un método para la extracción de rasgos es saber qué tipos de datos son capaces de manipular, en el caso de FFT puede realizar análisis de datos basados en suposiciones lineales y estacionarias, para analizar datos no estacionarios y lineales sería mediante WT y por último para analizar datos no estacionarios y no lineales a través de HHT. Debido a esto, a pesar de no ser muy citada en la literatura, empíricamente todas las pruebas indican que la HHT es la mejor herramienta para análisis de tiempo-frecuencia en datos no lineales y no estacionarios (Addai 2003, Verner 1998). Para una mayor comprensión se tomó la siguiente tabla de Huang y Shen (2005) que muestra una comparación entre tres métodos matemáticos.

*Tabla 1.1. Comparación entre métodos*

	<i>FFT</i>	<i>Wavelet</i>	<i>HHT</i>
<i>Base</i>	A priori	A priori	Adaptativo
<i>Frecuencia</i>	En Espiral Global Impreciso	En Espiral Regional Impreciso	Diferenciación Local Preciso
<i>Presentación</i>	Frecuencia	Tiempo Frecuencia	Tiempo Frecuencia
<i>No Lineal</i>	No	No	Si
<i>No Estacionario</i>	No	Si	Si
<i>Basamento Teórico</i>	Completamente Teórico	Completamente Teórico	Empírico

Además, no se puede descartar el uso de los métodos estadísticos; éstos son los más divulgados en la literatura especializada, no siendo así para el caso de las series de tiempo, que aunque tienen la ventaja de no requerir cálculos tediosos para la edición, compilación y depuración de los programas de adquisición de información, lográndolo hacerlo de forma rápida y fácil. Sin embargo, estos rasgos son menos informativos sobre el proceso y son afectados por los ruidos y disturbios del sistema, por esto no son muy reportados, aunque algunos autores muestran algoritmos basados en ellos (Alonso & Salgado 2008, Alonso & Salgado

2005, Li 2001a, Li 2001b). Otros modelos propuestos son los modelos auto-regresivos y la transformada discreta del coseno, en todos los casos para análisis de tiempo-frecuencia (Suprock & Roth 2007).

#### **1.3.4.2 Estadígrafos en el dominio temporal**

Los estadígrafos en el dominio temporal son los métodos de extracción de rasgos más difundidos en la literatura consultada como se pudo apreciar en la Fig. 1.11, éstos se basan en la aplicación de funciones estadísticas tales como la media (*mean*), máxima (*max*), desviación estándar (*std*), raíz media cuadrática (*root mean square*, RMS), asimetría (*skew*) y curtosis (*kurt*).

En la Fig. 1.12 se muestra los estadígrafos más utilizados por señales como se puede observar el más utilizado es la media para cualquier tipo de señal ya sea de fuerza (Hsueh & Yang 2008, Yumak & Ertunc 2006), vibraciones (Sharma *et al.* 2007, Huang & Chen 2004), emisiones acústicas (Fu & Hope 2006, Al-Habaibeh *et al.* 2002) o corriente eléctrica (Reñones *et al.* 2009); luego, los parámetros más utilizados son la desviación estándar (Jemielniak & Bombinski 2006, Dong *et al.* 2006) y la raíz media cuadrática (Gao & Xu 2005, Dong *et al.* 2004), finalizando la máxima (Dutta *et al.* 2006), la asimetría (Silva *et al.* 2000) y la curtosis (Silva *et al.* 1998). Cabe resaltar que en la mayoría de los artículos revisados, no se utiliza un sólo estadígrafo para la extracción de rasgos, sino la combinación de varios de ellos. Además los métodos estadísticos también se combinan con otras técnicas de extracción de rasgos tales como FFT (Dimla 1999) y WT (Li *et al.* 1997) para formar modelos híbridos en esta etapa del monitoreo.

En el caso del procesamiento de datos por estadígrafos temporales en los procesos de micromaquinado las señales más usadas son las fuerzas (Kim *et al.* 2009, Jemielniak *et al.* 2008, Tansel *et al.* 2000a). En todos

los casos se utilizan más de un estadígrafo, resaltando que tanto Kim y colaboradores (2009) como Jemielniak y coautores (2008) no utilizan ninguna técnica de modelación posterior a la etapa de extracción de rasgos, no siendo así en el caso de Tansel y coautores (2000a) quienes utilizan una red neuronal en la etapa siguiente.

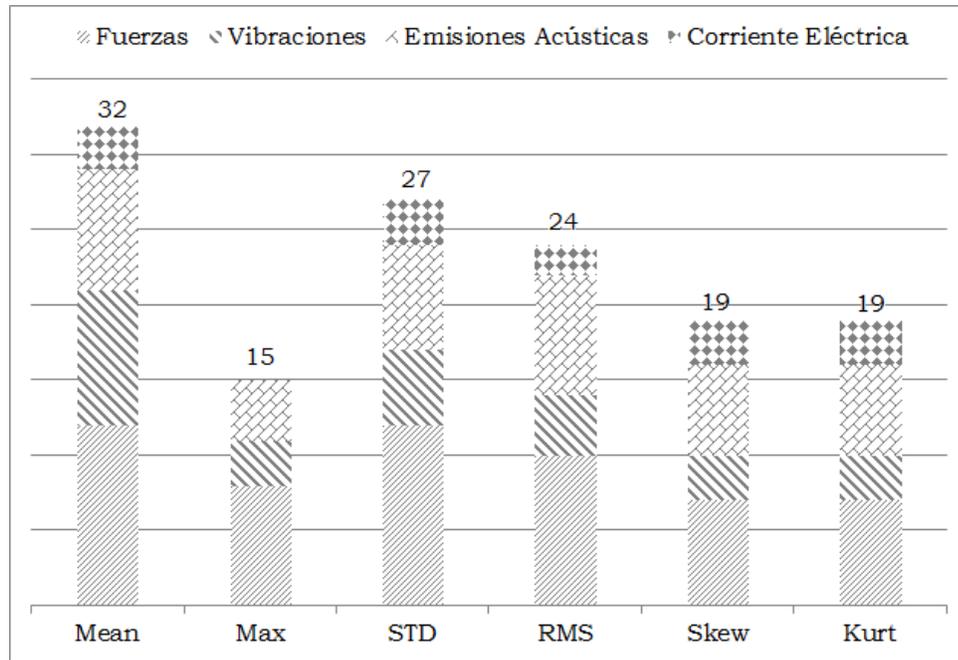


Figura 1.12 Estadígrafos más citados

#### 1.3.4.3 Transformadas de Fourier

Los rasgos del dominio de la frecuencia son determinados a través de métodos que estiman la distribución de energía sobre el espectro de frecuencias. En este sentido, la transformada rápida de Fourier ha sido empleada para generar una función de densidad espectral de energía. No obstante, las naturalezas promedio de los cálculos de la FFT tienden a oscurecer el contenido de la frecuencia de los fenómenos transitorios, por eso no son apropiados para analizar señales no estacionarias (Patra *et al.* 2007). La FFT es un eficiente algoritmo que permite calcular la transformada discreta de Fourier (*discrete Fourier transform*, DFT) y su

inversa. La FFT es de gran importancia en una amplia variedad de aplicaciones (Osgood 2009, Zonst 2004, Brigham 1988, Brigham 1974), desde el tratamiento digital de señales y filtrado digital en general a la resolución de ecuaciones diferenciales parciales o los algoritmos de multiplicación rápida de grandes enteros. El algoritmo pone algunas limitaciones en la señal y en el espectro resultante. Por ejemplo: la señal de la que se tomaron muestras y que se va a transformar debe consistir de un número de muestras igual a una potencia de dos. La mayoría de los analizadores FFT permiten la transformación de 512, 1024, 2048 o 4096 muestras. El rango de frecuencias cubierto por el análisis FFT depende de la cantidad de muestras recogidas y de la proporción de muestreo.

Mediante un algoritmo FFT se puede obtener el mismo resultado que con la DFT con la diferencia de que esta es mucho más rápida. En general, dichos algoritmos dependen de la factorización de  $n$ , pero al contrario de lo que frecuentemente se cree, existen FFT para cualquier  $n$ , incluso con  $n$  primo. La idea que permite esta optimización es la descomposición de la transformada a tratar en otras más simples y éstas a su vez hasta llegar a transformadas de 2 elementos donde  $k$  puede tomar los valores 0 y 1. Una vez resueltas las transformadas más simples hay que agruparlas en otras de nivel superior que deben resolverse de nuevo y así sucesivamente hasta llegar al nivel más alto. Al final de este proceso, los resultados obtenidos deben reordenarse. Dado que la transformada discreta de Fourier inversa es análoga a la transformada discreta de Fourier, con distinto signo en el exponente y un factor  $1/n$ , cualquier algoritmo FFT puede ser fácilmente adaptado para el cálculo de la transformada inversa.

Los parámetros más utilizados para la extracción de rasgos en sistemas de monitoreo mediante FFT son las fuerzas (Scheffer *et al.* 2003, Saglam

& Unuvar 2001, Su *et al.* 2000) y luego las vibraciones (Liang *et al.* 2004b, Silva *et al.* 2000). En el caso del micromaquinado se utiliza con una combinación de señales captadas por sensores para fuerzas, vibraciones y emisiones acústicas en un sistema que combina dichas señales (Malekian *et al.* 2009a).

#### 1.3.4.4 Transformada de óndula

En matemática las series de óndula son una representación de una integral cuadrada con valores reales o complejos. La transformada de óndula trabaja en el análisis numérico y en el funcional, esta puede ser cualquiera que cumpla que las pequeñas ondas generadas sean discretamente probadas. La WT muestra como ventaja sobre la transformada de Fourier la resolución temporal, o sea, la capacidad de captar la frecuencia y localización de la información (localización en el tiempo). La WT tiene un gran número de aplicaciones en la ciencia, ingeniería, matemática y computación, pero es más difundida para la codificación de señales. La WT de una señal es calculada mediante una serie de filtros (banco de filtros) como se muestra en la Fig. 1.13, esta se descompone simultáneamente pasando por un filtro de baja y uno de alta, obteniendo por el filtro de baja los coeficientes aproximados y por el de alta los detallados. Es importante que los dos filtros estén relacionados uno con otro y esto se conoce como el filtro de espejo de integración numérica. Como resultado de cada filtro se obtiene la mitad de la banda de frecuencia de la frecuencia de entrada, por lo tanto la resolución de la misma es duplicada.

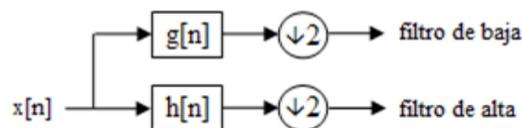


Figura 1.13 Diagrama en bloque del filtrado de una señal usando WT

La transformada de óndula es usada para dividir una función de tiempo continuo en pequeñas ondas. A diferencia de la FFT, la WT posee la habilidad de construir un diagrama de tiempo-frecuencia de una señal dando una localización precisa del comportamiento de la señal.

Ésta es la tercera más citada en la bibliografía analizada para el monitoreo de señales y se utiliza más en procesamiento de señales de emisiones acústicas (Zhu *et al.* 2009a, Chen & Li 2007, Liao *et al.* 2006) por la estructura de filtros incorporados a esta técnica, también se utiliza para las señales de fuerzas (Alaniz *et al.* 2006, Yoon & Chin 2005) y en menor medida para las vibraciones (Wang *et al.* 2002) y corriente eléctrica (Patra *et al.* 2007). En el caso de la microescala se reporta su utilización para el procesamiento de señales de fuerzas en procesos de microfresado (Tansel *et al.* 2000b).

#### **1.3.4.5 Transformada de Hilbert-Huang**

Otra técnica utilizada para la extracción de rasgos es la transformada de Hilbert-Huang. Ésta se divide en dos partes: un modo de descomposición empírica y el análisis espectral de Hilbert. Este método es potencialmente viable para el análisis de datos no estacionarios y no lineales, especialmente para representaciones de tiempo-frecuencia. La HHT ha sido probada siempre de forma empírica y esta ha mostrado resultados superiores a los registrados por los métodos tradicionales de tiempo, frecuencia y energía, además la HHT revela el verdadero comportamiento físico de los datos examinados. El desarrollo de la HHT fue motivado por la necesidad de describir distorsiones de ondas no lineales en detalles, las cuales naturalmente ocurren en procesos no estacionarios.

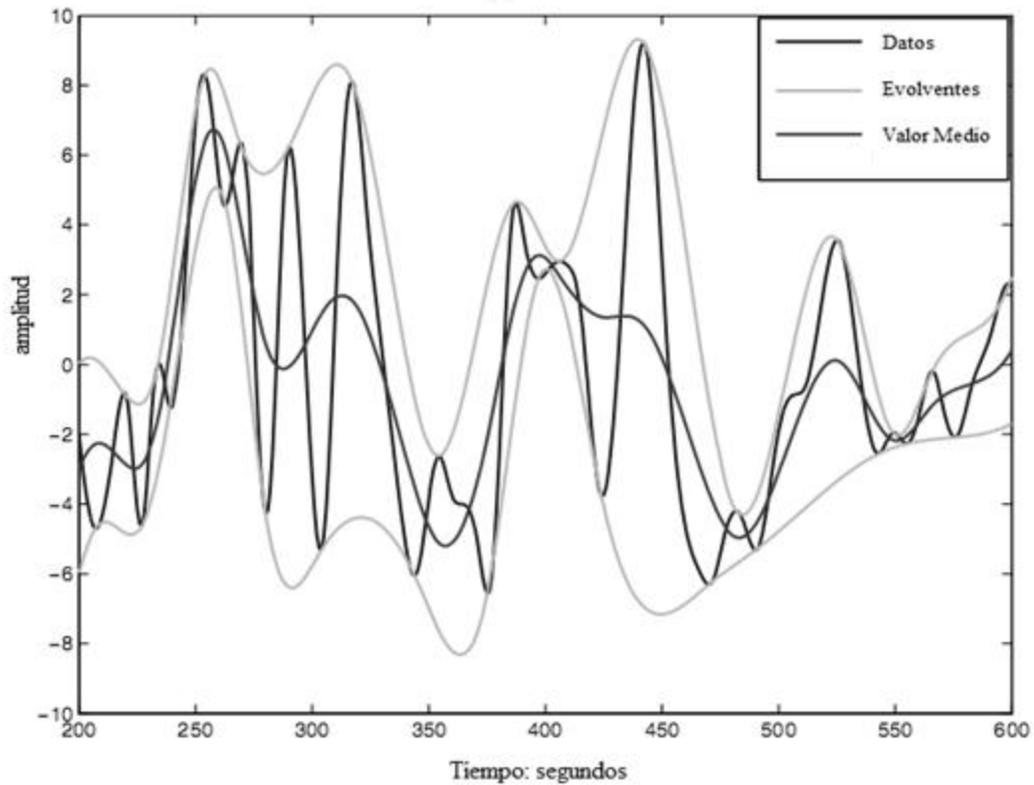
Según Huang y Shen (2005) las pasadas aplicaciones de la transformada de Hilbert están limitadas sólo para señales de banda estrecha, considerando que la verdadera ventaja de esta transformada se hizo

evidente cuando introdujo el modo de descomposición empírico (*empirical mode decomposition*, EMD), el método es necesario para lidiar con datos de procesos no lineales y no estacionarios, este nuevo método es intuitivo, directo y adaptativo, se basa en la simple suposición de que cualquier dato posee intrínsecamente un modo de oscilación. Cada modo intrínseco lineal o no lineal está representado por una oscilación la cual podrá tener la misma cantidad de extremos y ceros cruzados, además la oscilación podrá ser sistemática respecto a la media local. A su vez cada modo oscilatorio es representado por una función de modo intrínseca (*intrinsic mode function*, IMF) con las siguientes definiciones:

- El número de extremos y de ceros interceptados debe ser igual o diferente por uno.
- En cualquier punto el valor medio de la envolvente definida por un máximo local y la envolvente definida por un mínimo local es igual a cero.

El IMF puede tener una amplitud o frecuencia variable en función del tiempo mediante este proceso si se le aplica a una serie de datos, se identifican todos los máximos y mínimos locales y se conectan utilizando una *spline* cúbica como nuestra Huang y Shen (2005) en la Fig. 1.14.

Este método permite analizar por separado la amplitud de la señal y la frecuencia a la que se trasmite la misma dándole la posibilidad de muestrear el comportamiento de las señales en dos espectros diferentes y monitorear si ocurren cambios significativos en uno de los dos o en ambos (Tang *et al.* 2007). Sin duda la HHT es una técnica a considerar en monitoreo de señales de procesos de maquinado, más en la microescala donde las variaciones no son tan marcadas y se necesita un nivel de precisión elevado tal como lo muestran Battista y colaboradores (2007) en su modelo para la predicción de eventos sísmicos.



*Figura 1.14 Procesamiento de datos mediante la transformada de Hilbert-Huang (Huang 2005)*

### **1.3.5 Modelación**

#### **1.3.5.1 Características generales**

La modelación es el centro de un sistema de monitoreo. En él se estiman los valores del desgaste de la herramienta a partir de los rasgos extraídos de las características de las señales medidas y, probablemente, pre-procesadas. La cuestión más importante en la constitución del modelo es cuál herramienta seleccionar para identificar la relación entre las variables dependientes y las independientes.

Sin lugar a dudas, la más universalmente utilizada de todas estas técnicas inteligentes es la de redes neuronales artificiales tal y como se muestra en la Fig. 1.15.

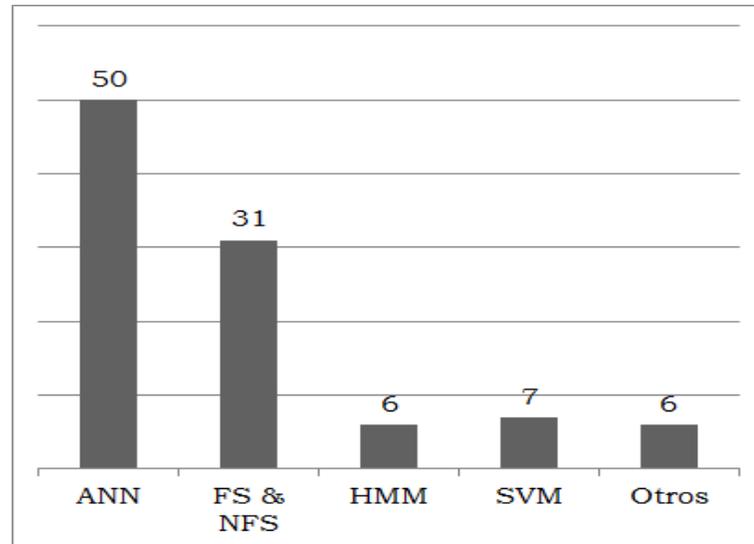


Figura 1.15 Técnicas más citadas para la modelación

Las ANN se aplican en todos los procesos de máquinas ya sea tornado (Scheffer *et al.* 2003, Li 2002), fresado (Zuperl *et al.* 2011, Dong *et al.* 2006), taladrado (Dini 2003) y rectificado (Kwak & Ha 2004), por su gran capacidad de predecir el comportamiento de uno o varios parámetros conociendo algún rasgo de ellos, ellas son capaces de hacer esto por su capacidad de entrenamiento en tiempo real de ahí que sean muy empleada por los científicos e ingenieros. Otra técnica que ha tenido gran auge son los sistemas neuro-borrosos (Sharma *et al.* 2009, Kirby & Chen 2007) ya que tienen algunas características similares a las ANN en cuanto a su entrenamiento, pero estos además tienen la habilidad de trabajar en áreas que no están claramente definidas, o sea, áreas borrosas. El resto de los modelos recogidos en la Fig. 1.15 se citan en la literatura especializada pero no tienen el nivel de impacto de las anteriores.

### **1.3.5.2 Herramientas estadísticas**

Tradicionalmente, las técnicas estadísticas (métodos de regresión factorial o multifactorial y correlación factorial o multifactorial) han sido las más populares en el modelaje y continúan empleándose actualmente (Reñones *et al.* 2009, Kothamasu *et al.* 2005). Sin embargo, como ha sido puntualizado repetidamente, la complejidad del proceso de corte limita los usos de estas técnicas sencillas y ha dado lugar a la introducción de herramientas inteligentes modernas.

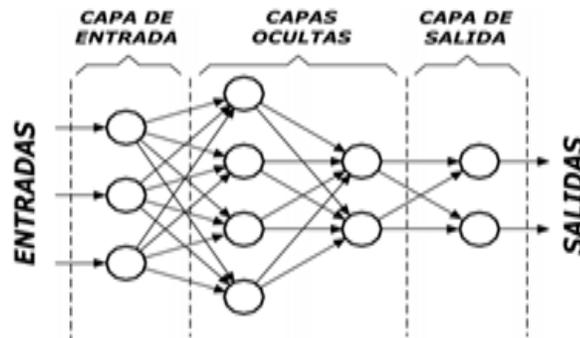
### **1.3.5.3 Redes neuronales**

Las redes neuronales artificiales (*artificial neural network*, ANN) no son más que otra forma de emular ciertas características propias de los humanos como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada.

Cualquier red neuronal artificial es compuesta por un número de unidades de cómputo simples, “neuronas supuestas” (inspiradas por las neuronas biológicas). Se interconectan estas neuronas (o los nodos), así que la salida de una (o algo) de ellas son la entrada del otro uno. Una neurona artificial es compuesta por una o más sinapsis, llevando las entradas en la neurona, y salida, y una función de transferencia, con relaciona entradas y salida. Las sinapsis cargan la entrada para reflejar la fuerza relativa de la conexión. La función de transferencia es compuesta generalmente por un activador lineal y un inhibidor no lineal.

Una red neuronal se puede representar como gráfico directo, era neuronas se arregla en capas. Dependiendo de cómo se interconecta la capa, las redes neuronales se clasifican como alimentación-delanteras o

periódicas. La Fig. 1.16 muestra una red de alimentación-delanteras, éstas se componen por varias capas cuyas salidas estén conectadas solamente con las neuronas en las capas posteriores, es decir, sólo existen las conexiones delanteras. Las muestras bien conocidas de estas redes neuronales son el perceptrón de múltiples capas (MLP), las redes radiales de la función de base (RBF) y los mapas de auto-organización (SOM), entre otras (Hu & Hwang 2002, Hagan *et al.* 2002).



*Figura 1.16 Esquema de las capas de una ANN*

Las ANN ofrecen numerosas ventajas y de ahí que este tipo de tecnología se aplique en múltiples áreas. Entre las ventajas se incluyen:

- Aprendizaje Adaptativo: capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial.
- Auto-organización: una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- Tolerancia a fallos: la destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo, algunas capacidades de la red se pueden retener, incluso después de haber sufrido un gran daño.

- Operación en tiempo real: los cómputos neuronales pueden ser realizados en paralelo, para ello se diseñan y fabrican máquinas especiales en función de obtener esta capacidad.
- Fácil inserción dentro de la tecnología existente: se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes.

Las redes neuronales se ponen en práctica principalmente para estimar el desgaste de la herramienta. Los paradigmas más utilizados son los perceptrones multicapas (Wang *et al.* 2008, Lee & Dornfeld 2007, Alaniz *et al.* 2006, Marzi 2005, Gan & Danai 2000, Szabelski *et al.* 1999), las redes con función de base radial, los mapas auto-organizativos (Jamsa *et al.* 2003) y la teoría de la resonancia adaptiva (*adaptive resonance theory*, ART) (Silva *et al.* 2006). La ventaja de las redes neuronales es su habilidad para llevar a cabo estimados continuos. Sus desventajas son su complejidad relativa y también la gran experiencia y estudios de ensayo y error que se necesitan para implementar exitosamente un sistema de estrategia de monitoreo de base neuronal.

En el micromaquinado han utilizado también las ANN para el monitoreo de procesos de microtaladrado (Fu *et al.* 2007) y de microfresado combinándolo con estadística (Tansel *et al.* 2000a) y combinándolo con la transformada de óndula (Tansel *et al.* 2000b).

#### **1.3.5.4 Sistemas borrosos y neuro-borrosos.**

Los sistemas borrosos han tenido un gran auge dentro de las técnicas de modelación de datos, por lo cual se reportan en la literatura varios libros (Siler & Buckley 2005, Ross 2004, Ramík 2001) destinados a su implementación, pero éstos, a su vez, presentaban dificultades a la hora de establecer las funciones de membresía ya que el resultado alcanzado

podiera estar entre dos valores lógicos posibles, debido a esto surgen las técnicas neuro-borrosas las cuales mantiene los principios de los primeros, pero agregan el autoentrenamiento que proporcionan las redes neuronales por lo cual éstas ya son capaces de tomar sus propias decisiones. Los sistemas neuro-borrosos (neuro-fuzzy system, NFS) se encuentran altamente extendidos en el monitoreo del desgaste de las herramientas de corte.

Los sistemas de inferencia adaptativa neuro-borrosos (*adaptive neuro-fuzzy inference systems*, ANFIS) son usados con este propósito por Sharma y colaboradores (2007), Yumak y Ertunc (2006), Dweiri y coautores (2003), Li y coautores (2000c) y Jang (1993).

ANFIS parte de un conjunto de datos de entrada y mediante un sistema borroso conducido por funciones de membresía que son atribuidas a cada conjunto de datos, los parámetros son ajustados para determinar su influencia en la salida. Estos utilizan una estructura similar a las ANN como se puede apreciar en la Fig 1.17. Los parámetros asociados con cada una de las funciones de membresía cambian a medida que el proceso de entrenamiento va transcurriendo. Este sistema está compuesto por capas donde la primera ( $X_1$  y  $X_2$ ) son las variables de entrada, luego pasa por una serie de etapas donde se definen las funciones de membresía, los pesos y las reglas de cada una de ellas durante el entrenamiento hasta lograr una salida ( $y$ )

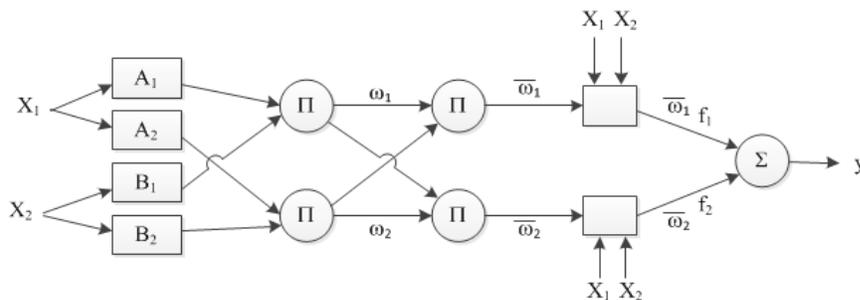


Figura 1.17 Arquitectura de ANFIS

En su artículo Obikawa y colaboradores (1996) explican el proceso de entrenamiento de ANFIS, así como se definen los pesos que van teniendo los parámetros de entrada en los valores de salida fijados. Otro enfoque neuro-difuso es el empleo de las redes neuro-difusas, tales como la de base B-spline (Fu & Hope 2006). Cabe destacar que también se utilizan técnicas borrosas (fuzzy system, FS) (Haber & Alique 2004, Haber *et al.* 2003, Chen *et al.* 2002, Klir & Yuan 1995, Mcneill & Thro 1994), pero en los últimos años se ha pasado a la aplicación de los NFS.

#### **1.3.5.5 Otras herramientas de modelación**

Otra herramienta que se utiliza en el modelaje del desgaste de la herramienta es el modelo oculto de Marcov (*hidden Marcov model*, HMM) (Zhu *et al.* 2009b, Atlas *et al.* 2000). Éste es puesto en práctica generalmente para la clasificación del desgaste de la herramienta (Kassim *et al.* 2006), pero también se reportan algunos trabajos que usan el HMM para estimar valores de desgaste (Wang *et al.* 2002). Las ventajas de los HMM consisten en que son sumamente sencillos de inicializar e implementar. No obstante, los HMM contienen típicamente un gran número de parámetros y por tanto necesitan grandes cantidades de información, para ser entrenados.

Finalmente, existen técnicas que, aunque no tan empleadas, han sido reportadas ocasionalmente. En este grupo se encuentran las máquinas de soporte vectorial (*support vector machine*, SVM) (Hsueh & Yang 2008, Deris *et al.* 2011, Widodo & Yang 2007, Shi & Gindy 2007, Kwon *et al.* 2006), el soporte vectorial bayesiano, las redes neuronales bayesianas (Dong *et al.* 2006), el proceso de jerarquía analítica, las redes abductivas (Quiza & Davim 2009), los métodos de algoritmos genéticos (Cus & Balic 2003, Ko & Kim 1998) y los métodos de enjambre de partículas (Fernández & García 2009).

### **1.3.6 Toma de decisiones**

La toma de decisiones es uno de los niveles más escasamente incluidos en las investigaciones publicadas sobre el monitoreo del desgaste de la herramienta. Sólo pocos de los trabajos consultados indican su utilización. Silva (2006) implementa un sistema de inferencia difusa para combinar los resultados de un mapa auto-organizativo (*self-organizing map*, SOM) y una red de resonancia adaptativa, Jemielniak & Bombinski (2006) emplean una estrategia jerárquica para combinar los resultados de una red perceptrón multicapas (*multi-layer perceptron*, MLP) y una aproximación polinómica de tercer grado. En otros trabajos los autores mencionan la toma de decisiones mediante un dispositivo, que mediante un estímulo, es capaz de detener el proceso, tal es el caso de Ma y Landers (2000) que proponen un sistema de control supervisado (*supervisory control system*, SCS) mediante compuertas lógicas utilizando el código binario.

### **1.4 Conclusiones parciales del capítulo**

Como resultado de la revisión bibliográfica expuesta anteriormente, se ha podido arribar a las siguientes conclusiones parciales:

1. El monitoreo del estado técnico de la herramienta es de gran importancia para la automatización de los procesos de maquinado. Dentro del micromaquinado, esta importancia se acentúa al ser difícil la detección de fallas, incluso, por el operario.
2. Los sistemas de monitoreo indirecto en línea, para herramientas de corte, son los más reportados en la literatura especializada, ya que son relativamente fáciles de implementar y no interrumpen el proceso de fabricación.

3. Dentro de las señales reportadas en el monitoreo indirecto en línea de procesos de micromaquinado, las más utilizadas son las fuerzas de corte y las vibraciones, por ser las más tolerantes a la contaminación por los ruidos ambientales.
4. La mayor parte de las investigaciones revisadas sobre monitoreo indirecto en línea del estado de herramientas de corte, se concentran en la extracción de rasgos y en la modelación, ya que son las dos etapas que juegan un papel decisivo en el éxito del sistema.
5. Para la extracción de rasgos, las técnicas más empleadas son los estadígrafos en el dominio temporal, la transformada rápida de Fourier y la transformada de óndula.
6. Para la modelación, se utilizan ampliamente las herramientas basadas en inteligencia artificial, presentando cada una ventajas y desventajas.

## **CAPÍTULO 2 ESTUDIO EXPERIMENTAL**

En el capítulo siguiente se describe el estudio experimental de microtaladrado realizado.

### **2.1 Descripción del estudio experimental**

#### **2.1.1 Objetivos del estudio experimental**

Para la construcción de un modelo de monitoreo del estado de la herramienta en un proceso de microtaladrado se realizaron un total de 15 experimentos con 3 diámetros diferentes de brocas efectuando agujeros con cada una de ellas de forma consecutiva sobre una aleación de wolframio-cobre.

El primer paso fue determinar la variación dimensional y la temperatura en la herramienta durante el proceso almacenando las variables: variación de longitud ( $\Delta L$ ), variación del radio ( $\Delta r$ ) y temperatura antes de iniciar cada agujero ( $T$ ), para esto se utilizó el sensor láser que incorpora la máquina herramienta marca KERN Evo. El objetivo de almacenar estos parámetros fue tomarlos como referencia del desgaste herramental durante el proceso de corte. Otros valores almacenados durante el proceso fueron las fuerzas de corte (tres ejes coordenados) y las vibraciones axial y tangencial, las cuales se utilizarían para establecer un modelo de predicción del desgaste indirecto mediante la implementación de un sistema de monitoreo en línea que incluiría varias de las etapas descritas en el capítulo anterior. Este modelo se validará con el comportamiento extraído del desgaste mediante las mediciones del sensor láser.

### 2.1.2 Equipamiento experimental

El proceso de microtaladrado se llevó a cabo con tres microbrocas de diámetro 0,1 mm, 0,5 mm y 1,0 mm, respectivamente, fabricadas por Garant recubierta con nitruro de titanio aluminio (TiAlN). La Tabla 2.1 recoge las características principales de las mismas ofrecidas por el fabricante.

Tabla 2.1 Parámetros principales de las herramientas utilizadas

Parámetros Principales	Microbrocas		
Diámetro	1mm	0,5mm	0,1mm
Fabricante	Garant	Garant	Garant
Recubrimiento	TiAlN	TiAlN	TiAlN
Descripción	Microbrocas MDI miniatura de alto rendimiento con espiral extralarga de mango de 3 mm de diámetro h6 para plato de sujeción por contracción. Alta precisión de concentricidad.		
Longitud de corte máxima	10,5mm	7mm	7mm
Longitud total	38mm	38mm	38mm

La máquina herramienta utilizada de fabricante KERN Evo trae incorporado consigo un sensor láser (*Laser Control Nano NT*) perteneciente a la compañía BLUM, Inc. La Tabla 2.2 muestra los parámetros principales de dicho sensor.

Tabla 2.2 Parámetros principales del sensor láser

Clasificación del láser	clase 2 según IEC60825-1, 21 CFR 1040,10
Tipo de láser	luz roja visible entre 630 - 700 nm < 1mW
Protección	IP68
Repetitividad	0,1µm
Diámetro mínimo de la herramienta	15µm opción BL105: 5µm
Velocidad de prueba (eje)	200 000 rev/min
Temperatura de operación	5°C - 45°C

Dicho sensor permitió que antes de comenzar cada agujero, se midiera la temperatura del husillo,  $T$ . Al terminar la elaboración de cada agujero, se

midió la variación de las dimensiones de la herramienta (longitud,  $\Delta L$  y radio,  $\Delta r$ ) las cuales se fueron almacenando progresivamente.

En el caso de la medición de las fuerzas y vibraciones se utilizaron dos sensores: para las fuerzas, una plataforma dinamométrica la cual captó el comportamiento de las fuerzas en los tres ejes y para las vibraciones, un acelerómetro captando las componentes radial y tangencial de las mismas. La posición de la herramienta ( $x, y, z$ ), se obtiene vía *ethernet* del CNC empleando una frecuencia de muestreo que depende de la frecuencia de giro de la herramienta para cada experimento. La tabla 2.3 muestra las frecuencias de muestreo para cada uno de los casos tanto para los desplazamientos como para las fuerzas y vibraciones adquiridas en tiempo real.

*Tabla 2.3 Señales almacenadas*

<i>Variable</i>	<i>Magnitud/unidad</i>	<i>Freq. Muestreo (<math>s^{-1}</math>)</i>
Posición eje X	$Pos_x$ [mm]	795
Posición eje Y	$Pos_y$ [mm]	795
Posición eje Z	$Pos_z$ [mm]	795
Vibración eje Z	$Ac_z$ [mV]	50 000
Vibración eje Y	$Ac_y$ [mV]	50 000
Fuerza eje X	$F_x$ [N]	50 000
Fuerza eje Y	$F_y$ [N]	50 000
Fuerza eje Z	$F_z$ [N]	50 000

El material de la pieza que se tomó para realizar todos los experimentos como se muestra en la Fig. 2.1, fue una aleación de tungsteno y cobre ( $W_{78}Cu_{22}$ ), con una densidad de  $14,4 \text{ g/cm}^3$ , una resistencia a la tracción de  $600 \text{ MPa}$ , un coeficiente de dilatación térmica (a  $20 \text{ }^\circ\text{C}$ ) de  $10,5 \text{ } \mu\text{m}/(\text{m}\cdot\text{K})$ , un calor específico de  $0,210 \text{ kJ}/(\text{kg}\cdot\text{K})$  y una conductividad térmica de  $198 \text{ W}/(\text{m}\cdot\text{K})$ .

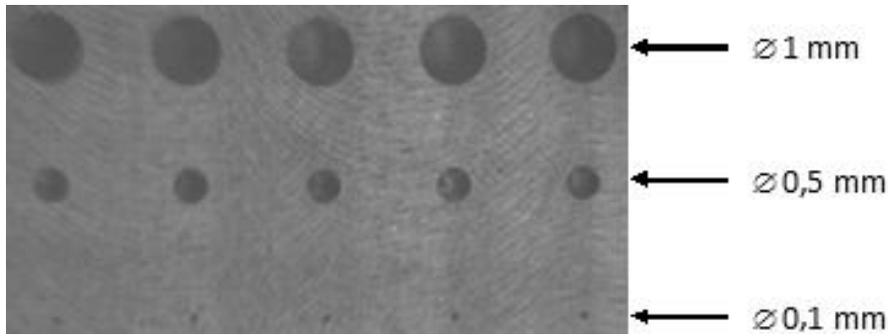


Figura 2.1 Agujeros realizados en una aleación de  $W_{78}Cu_{22}$

### 2.1.3 Diseño experimental

Para cada diámetro analizado se realizaron un total de 5 agujeros de forma consecutiva como se puede observar en la Fig. 2.1. En cada agujero se utilizaron dos avances diferentes, uno hasta una profundidad  $h_1 = d$  (donde  $d$  es el diámetro de la broca), se utilizó un valor de avance  $f_1$ . Luego, desde la profundidad  $h_1$  hasta  $h_2 = 3d$ , se utilizó otro avance,  $f_2 = 0.8f_1$ . La Tabla 2.4 muestra las condiciones nominales de las operaciones de microtaladrado para las tres herramientas.

Tabla 2.4 Condiciones nominales para la operación de microtaladrado

$D$ (mm)	$n$ (rev/min)	$f$ (mm/min)		$h_1$ (mm)	$h_2$ (mm)
		$f_1$	$f_2$		
1,0	20 000	440	352	1	3
0,5	40 000	440	352	0,5	1,5
0,1	48 000	530	424	0,1	0,3

Además, la Fig. 2.2 muestra una representación gráfica del perfil del taladro utilizado en los experimentos. En el proceso no se utilizó ningún tipo de lubricante-refrigerante.

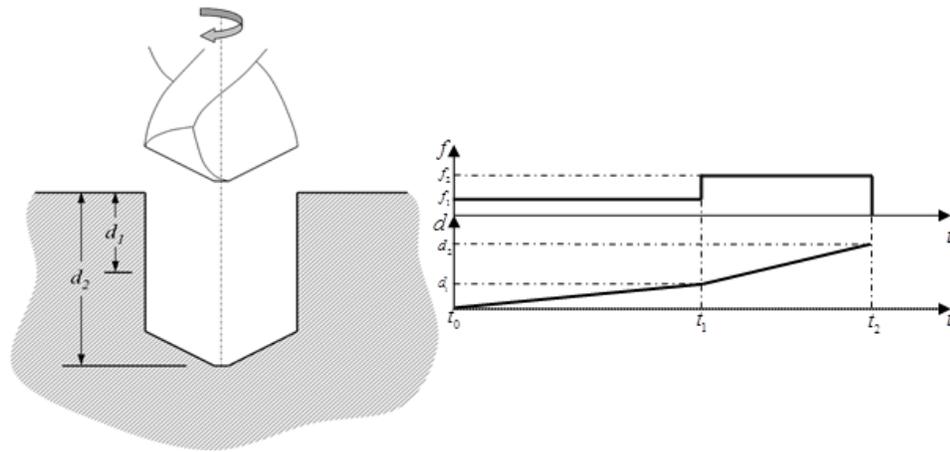


Figura 2.2 Perfil para la operación de microtaladrado

Mediante los sensores incorporados se almacenaron tres paquetes de datos por cada experimento: *Fuerzas.txt* el cual contiene las componentes de las fuerzas,  $(F_x, F_y, F_z)$  y el tiempo por intervalos de medición,  $(t)$ ; *Vibraciones.txt* el cual contiene la información captada por los acelerómetros,  $(V_y, V_z)$  y al igual que el anterior el tiempo y por último el fichero *Var\_CNC.txt* que contiene los desplazamientos de la herramienta en los tres ejes coordenados  $(x, y, z)$ . También se almacenaron la variación de longitud y de radio en la herramienta, que están referidas a las dimensiones de la misma antes de realizar ningún agujero, es decir, no es acumulativo y la temperatura antes de empezar cada agujero.

## 2.2 Resultados experimentales

Como se mencionó anteriormente, se realizaron las mediciones de la variación de longitud, de radio y la temperatura, cuyos valores se reflejan en la tabla 2.5. Las lecturas tomadas se separaron por número de agujero en cada uno de los diámetros analizados. Todos estos valores fueron medidos por el dispositivo láser acoplado a la máquina herramienta descrito anteriormente.

*Tabla 2.5 Mediciones realizadas por diámetro*

<i>diámetro (mm)</i>	<i>Número de agujeros (N)</i>	$\Delta L$ <i>(mm)</i>	$\Delta r$ <i>(mm)</i>	$T$ <i>(°C)</i>
0,1	1	0,0011	0,0007	30,6
0,1	2	0,0002	0,0007	30,2
0,1	3	0,0004	0,0006	31,0
0,1	4	0,0005	0,0009	31,3
0,1	5	0,0020	0,0008	31,3
0,5	1	0,0046	-0,0054	27,4
0,5	2	0,0046	-0,0056	28,8
0,5	3	0,0058	-0,0057	28,5
0,5	4	0,0042	-0,0053	28,5
0,5	5	0,0034	-0,0057	29,0
1,0	1	-0,0097	0,0286	24,5
1,0	2	-0,0094	0,0003	24,7
1,0	3	-0,0101	0,0005	24,8
1,0	4	-0,0093	0,0007	24,8
1,0	5	-0,0087	0,0003	24,9

Otros aspectos medidos durante el proceso, fueron las cinco señales principales: las componentes de la fuerza,  $F_x$ ,  $F_y$  y  $F_z$ ; y las componentes de la aceleración,  $Ac_y$  y  $Ac_z$ . A continuación se muestra en las Fig. 2.3 – 2.5 el comportamiento de cada una de ellas para los tres diámetros analizados, en todos los casos se muestran los agujeros 1 (de inicio) y 5 (final). Para el caso del diámetro 0,1mm se observa que las gráficas de  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $Ac_y$ ,  $Ac_z$ , presentan poca variación en función del número de agujeros realizados. No ocurre de igual manera con los gráficos de  $F_z$  que si presentan un comportamiento distinto a lo largo del proceso.

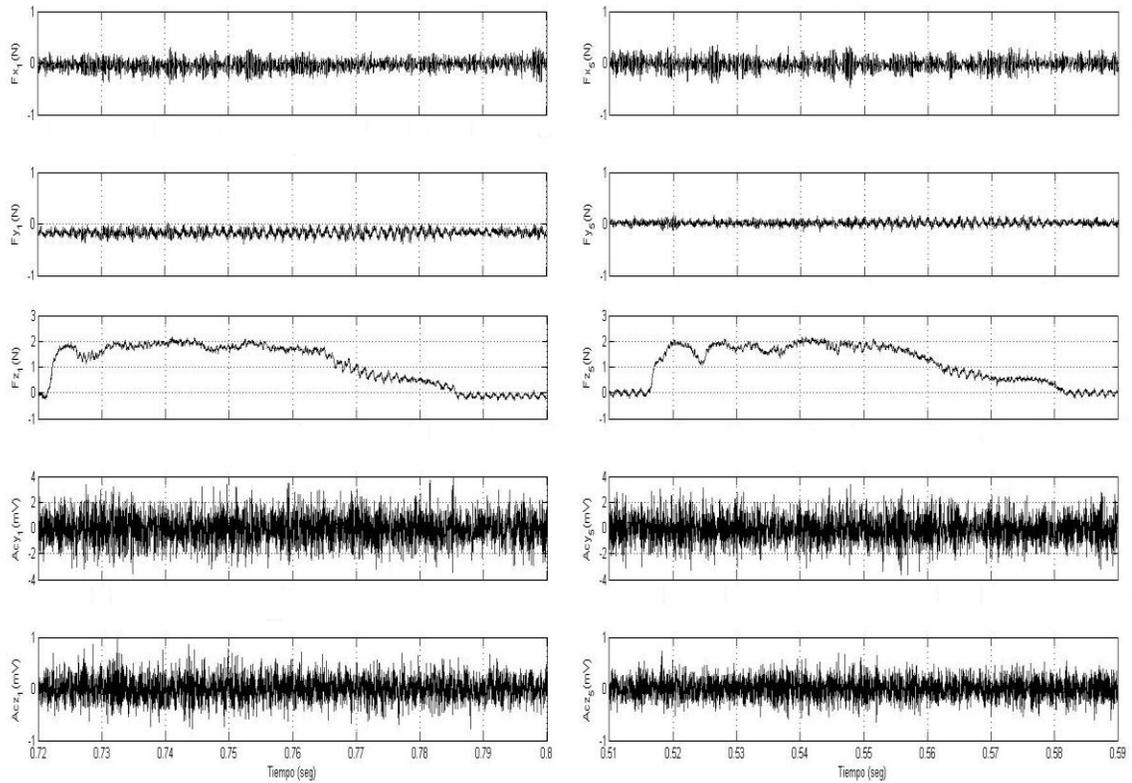


Figura 2.3 Valores medidos para los agujeros 1 y 5, diámetro 0,1mm

En el caso del diámetro 0,5 mm las gráficas de  $F_x$  y  $F_y$  se muestran sin cambios mientras se está desarrollando el proceso de taladrado del material, cuando termina el corte del material se evidencia un aumento en ambas señales, y se aprecia de una forma más marcada en la componente de la  $F_y$ . La fuerza de corte en el eje  $y$  cuando se termina el tiempo de corte del material, aumenta de forma repentina mostrando picos de máxima fuerza seguramente dados por la presencia de rebaba. De forma similar, luego de culminada la conformación de los cinco agujeros, los gráficos que muestran las vibraciones en los eje ( $x$ ,  $y$ ) revelan picos de forma repentina que toman valores significativamente altos debido seguramente a la formación de rebaba que interfiere con la retirada de la herramienta. La fuerza de corte en el eje  $z$  siempre aumenta cuando entra en contacto con el material como producto a la resistencia que le hace el mismo. Después mantiene un comportamiento

bastante estable durante el taladrado aunque cambie el avance del husillo, pero coinciden las cinco muestras en que, cuando es máxima la profundidad de corte, igualmente se verifican los máximos picos de valores de fuerza.

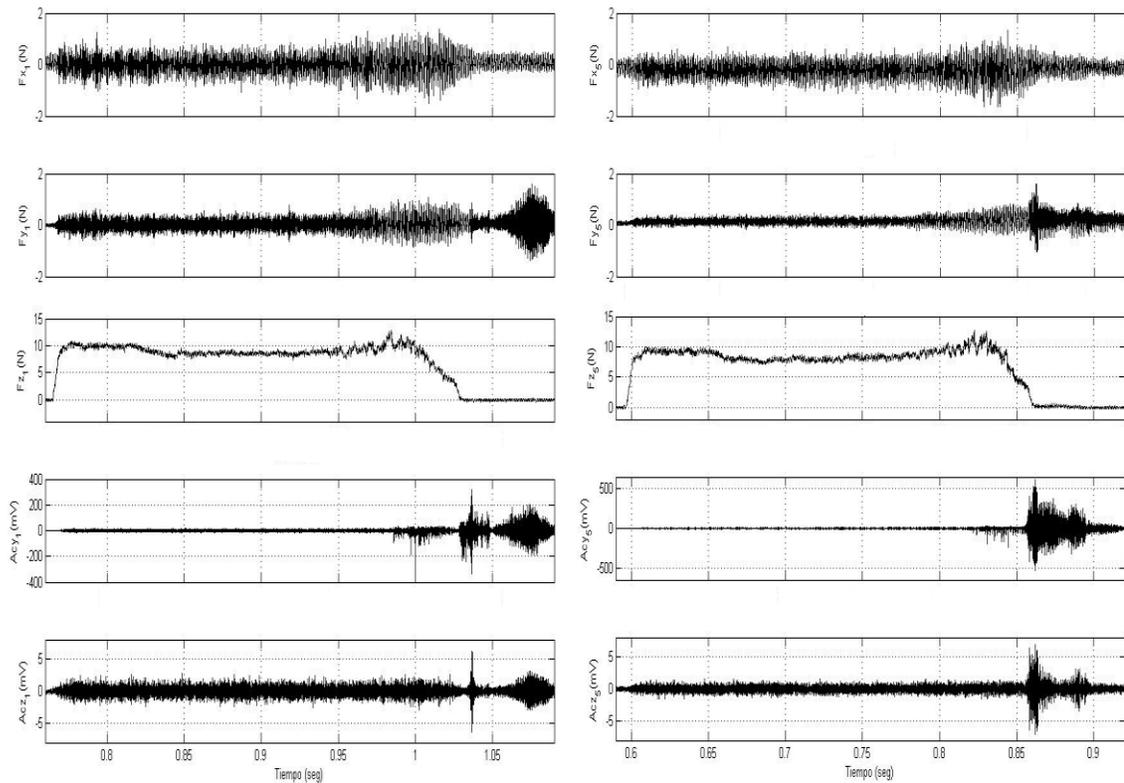


Figura 2.4. Valores medidos para los agujeros 1 y 5, diámetro 0,5mm

Por último para el diámetro 1,0 mm las gráficas obtenidas muestran poca variación en su comportamiento. En todos los agujeros se encuentran rasgos similares debido a la rigidez de la broca utilizada. Esto corrobora el comportamiento no lineal del proceso de microtaladrado, en el que siempre se muestra un esquema completamente distinto con los diámetros menores utilizados en los experimentos de las brocas (0.1 mm, 0.5 mm). Debido a esto se puede plantear que a menor diámetro de la broca existe menor rigidez y por la

disminución de la rigidez, el comportamiento de las señales para los diámetros menores (0,1 mm y 0,5 mm) es más irregular.

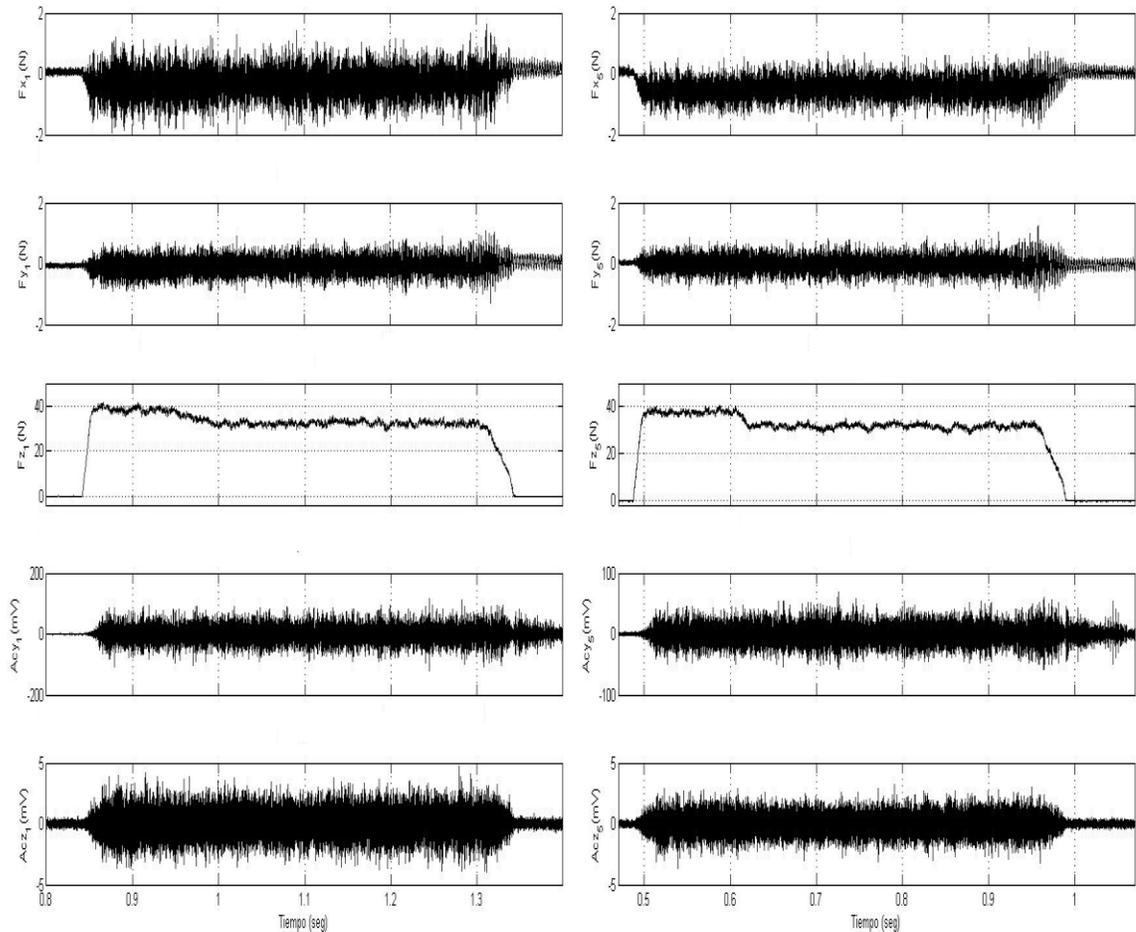


Figura 2.5. Valores medidos para los agujeros 1 y 5, diámetro 1,0mm

### 2.3 Análisis preliminar de los resultados experimentales

Para confirmar los resultados mostrados por las figuras anteriores se realizó un estudio preliminar de los valores máximos alcanzados en cada uno de los diámetros de las tres señales que experimentaron mayor variación, o sea, la fuerza de corte  $F_z$  y las vibraciones  $V_y$  y  $V_z$  de cada uno de los agujeros realizados, los valores alcanzados se reflejan en la tabla 2.6. En este análisis fueron descartadas las componentes de las

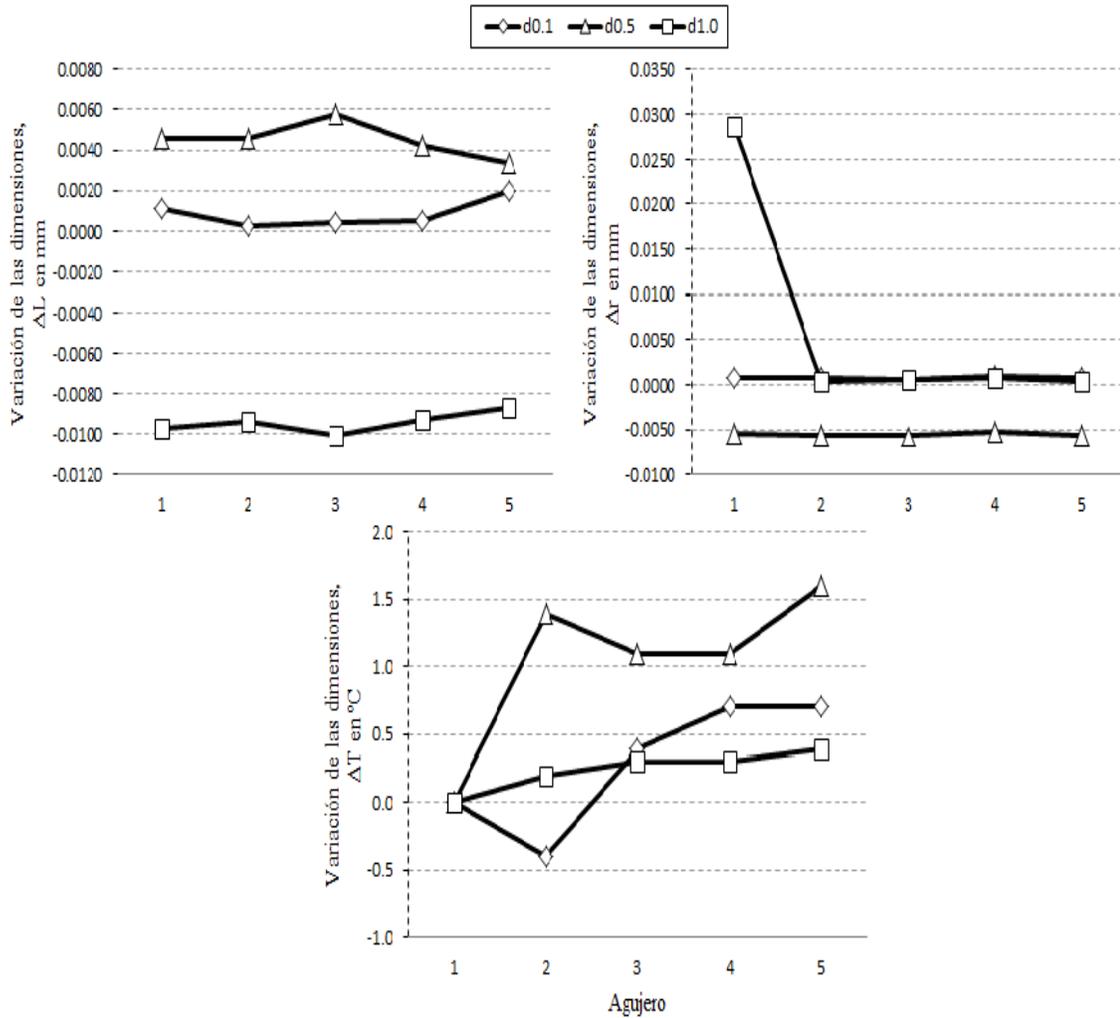
fuerzas en  $F_x$  y  $F_y$ , las cuales si se tomarán en cuenta para los estudios posteriores.

*Tabla 2.6 Comportamiento de señales por agujero*

$d$ (mm)	$N$	$F_z \text{ max}$ (N)	$V_y \text{ max}$ (mV)	$V_z \text{ max}$ (mV)
1,0	1	41,7	4,22	108
1,0	2	41,1	3,81	130
1,0	3	40,8	3,61	130
1,0	4	40,8	2,77	84,8
1,0	5	40,8	3,66	52,1
0,5	1	10,8	2,52	18,3
0,5	2	10,6	2,33	14,4
0,5	3	10,2	2,02	14,2
0,5	4	9,85	1,50	13,5
0,5	5	10,0	1,54	16,3
0,1	1	2,01	1,15	3,35
0,1	2	1,93	0,78	2,96
0,1	3	2,14	0,54	4,14
0,1	4	1,89	0,71	3,54
0,1	5	2,08	0,73	3,29

Como se puede apreciar para el diámetro 1,0mm el comportamiento de la fuerza de corte es casi lineal pero inverso a lo que debería estar sucediendo, ya que a medida que trabaja más la herramienta disminuye la fuerza de corte cuando debería aumentar, en el caso de los otros dos diámetros no presenta un comportamiento estable ya que lo mismo se alcanzan valores máximos en los primeros agujeros que en los últimos. En las vibraciones tanto la  $y$  como la  $z$  experimentan subidas y bajadas en los valores máximos medidos a lo largo de los agujeros realizados. Este resultado sugiere que el análisis de los datos no puede hacerse de forma simple mediante técnicas estadísticas convencionales.

Otro estudio preliminar que se realizó fue el análisis de la variación de longitud y radio y se calculó el diferencial de temperatura para cada uno de los agujeros realizados por diámetro. En la Fig. 2.6 se representan estos valores.



*Figura 2.6 Variación de las dimensiones de la herramienta y de la temperatura durante el corte*

Como se puede observar en las figuras anteriores, la máxima variación de la temperatura es de 1,6 °C para el  $d = 0,5$  mm, lo cual indica que la influencia de la misma en el cambio de dimensiones de la herramienta estaría, para el coeficiente de dilatación usual de los metales y las dimensiones de la microbroca, en el orden de los nanómetros, lo cual es despreciable ante la magnitud de los valores medidos.

Un hecho notable es que la longitud y el radio de la microbroca, en lugar de disminuir, aumenta. Esto pudiera deberse a la formación de filo

recrecido, por los fenómenos adhesivos que ocurren a bajas velocidades de corte como se puede apreciar en la tabla 2.7. Nótese que, a pesar del alto valor de la frecuencia del husillo, dado el pequeño diámetro de la herramienta, la velocidad de corte ( $V_c$ ) es de 62,8 m/min para  $d = 1,0$  mm y  $d = 0,5$  mm y de 15,1 m/min para  $d = 0,1$  mm.

*Tabla 2.7 Velocidades y avances alcanzadas por diámetro*

No. de agujeros	$d$ (mm)	$n$ (rev/min)	$f_i$ (mm/min)	$f_f$ (mm/min)	$V_c$ (m/min)
1	0,1	48000	530	424	15,1
2	0,1	48000	530	424	15,1
3	0,1	48000	530	424	15,1
4	0,1	48000	530	424	15,1
5	0,1	48000	530	424	15,1
1	0,5	40000	440	352	62,8
2	0,5	40000	440	352	62,8
3	0,5	40000	440	352	62,8
4	0,5	40000	440	352	62,8
5	0,5	40000	440	352	62,8
1	1,0	20000	440	352	62,8
2	1,0	20000	440	352	62,8
3	1,0	20000	440	352	62,8
4	1,0	20000	440	352	62,8
5	1,0	20000	440	352	62,8

Sin embargo, no se puede descartar la idea de que la sensibilidad del instrumento de medición utilizado no sea suficiente para determinar, con precisión, los niveles de desgaste en la microbroca. Además el comportamiento irregular de las variaciones de la longitud y radio no permite su uso como referencia para conocer los niveles de desgastes alcanzados durante el proceso, por lo cual de aquí en adelante se usará el número de agujeros realizados por diámetro como criterio para determinar el uso de la herramienta.

## 2.4 Conclusiones parciales del capítulo

Como resultado del estudio experimental, se pudo llegar a las siguientes conclusiones parciales:

1. Se realizaron tres procesos de microtaladrado de aleación wolframio-cromo, con brocas de 0,1; 0,5 y 1,0 mm, respectivamente, elaborando, en cada caso, cinco agujeros consecutivos. En la elaboración de cada agujero se usaron dos avances distintos.
2. Se obtuvieron valores de variación dimensional y de temperatura de la herramienta luego de la realización de cada uno de los agujeros, para cada diámetro de broca analizado.
3. Los valores de variación dimensional de la herramienta no guardan relación con la cantidad de agujeros realizados. La explicación de la causa de este fenómeno requiere estudios experimentales ulteriores.
4. En lugar de la variación dimensional, se propone utilizar la cantidad de agujeros elaborados como criterio de medida del estado técnico de la herramienta.
5. Se obtuvieron las señales de las tres componentes de la fuerza de corte y de las componentes transversal y axial de las vibraciones para cada uno de los experimentos realizados.

## **CAPÍTULO 3 PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES**

En este capítulo se explica el procesamiento realizado a las señales de fuerza y vibraciones para extraer sus rasgos característicos y se analiza la correlación de cada uno de estos rasgos con la cantidad de agujeros elaborados.

### **3.1 Extracción de rasgos.**

#### **3.1.1 Extracción de rasgos en el dominio temporal**

Para cada una de las señales de fuerzas y vibraciones, se calcularon el valor máximo (*max*), el valor medio (*mean*), la desviación estándar (*std*), la raíz media cuadrática (*rms*), el coeficiente de asimetría (*skew*) y la curtosis (*kurt*). Inicialmente estas se dividieron en dos grupos, o sea, por avance ya que en todos los experimentos se realizó una variación en el avance como se explicó anteriormente. Una vez separadas por avance se subdividieron en 8 grupos de datos, 2 para el primer avance y 6 para el segundo y se les aplicó un filtro de respuesta de impulso finito (*finite impulse response*, FIR) (Shenoi 2005) con diferentes tamaños de ventana (*ws*). Los tamaños de ventanas utilizados fueron 10, 25, 50, 62 y 100 respectivamente. Las Fig 3.1 muestra el comportamiento de la media, la desviación estándar y la raíz media cuadrática de la fuerza de corte ( $F_z$ ) de la microbroca de diámetro 0,1 mm para un filtrado con tamaño de ventana de 25, como se puede observar todos los parámetros estadísticos tiene un comportamiento casi lineal, en el caso específico de la media y la raíz media cuadrática a medida que aumenta el número de agujeros ( $M$ ), aumentan los valores de dichas componentes (exceptuando del experimento 2 para el 3 que se mantiene casi constante), pasando todo lo contrario para la desviación estándar la cual disminuye a medida que se usa más la herramienta.

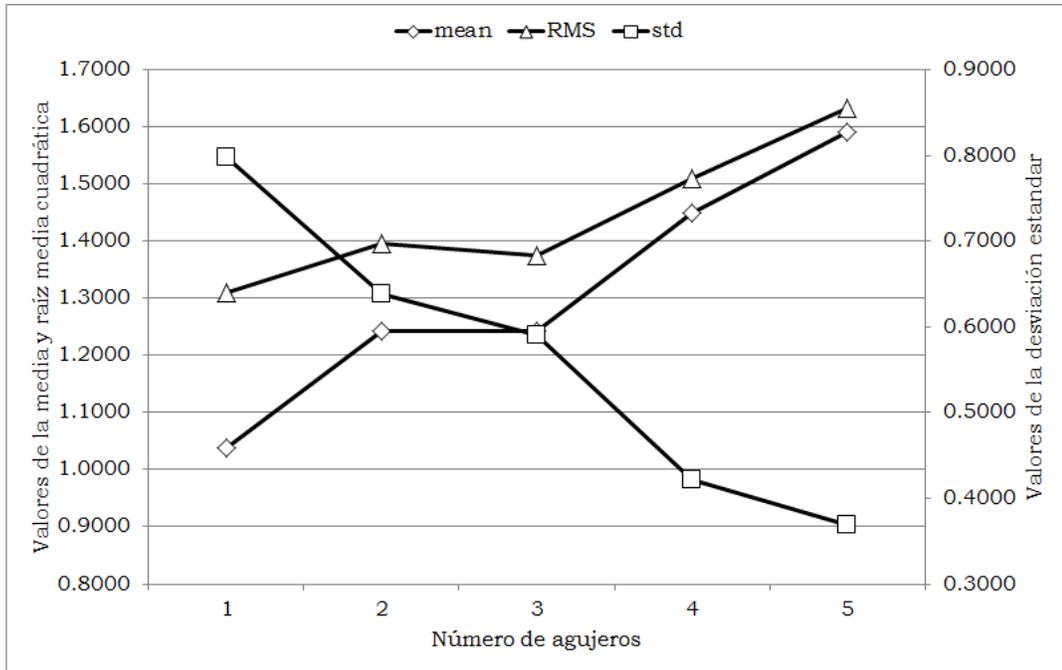


Figura 3.1 Comportamiento de los estadígrafos para  $d = 0,1$  mm

La Fig. 3.2 muestra el mismo análisis anteriormente explicado pero a los valores de las señales del diámetro 0,5 mm.

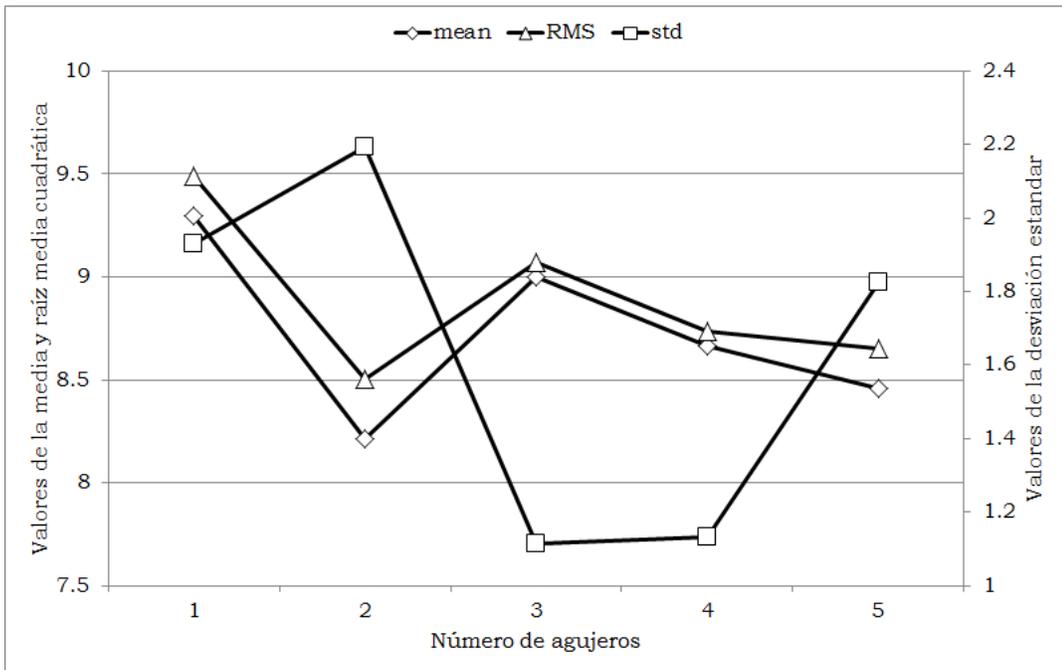


Figura 3.2 Comportamiento de los estadígrafos para  $d = 0,5$  mm

En este caso ninguna de las componentes tiene una relación lineal con los rasgos extraídos mediante los estadígrafos, más bien se encuentran los valores dispersos sin ninguna tendencia clara. Finalmente se analizaron también las señales correspondientes al diámetro 1,0 mm como se muestra en la Fig. 3.3 bajos las mismas condiciones antes planteados.

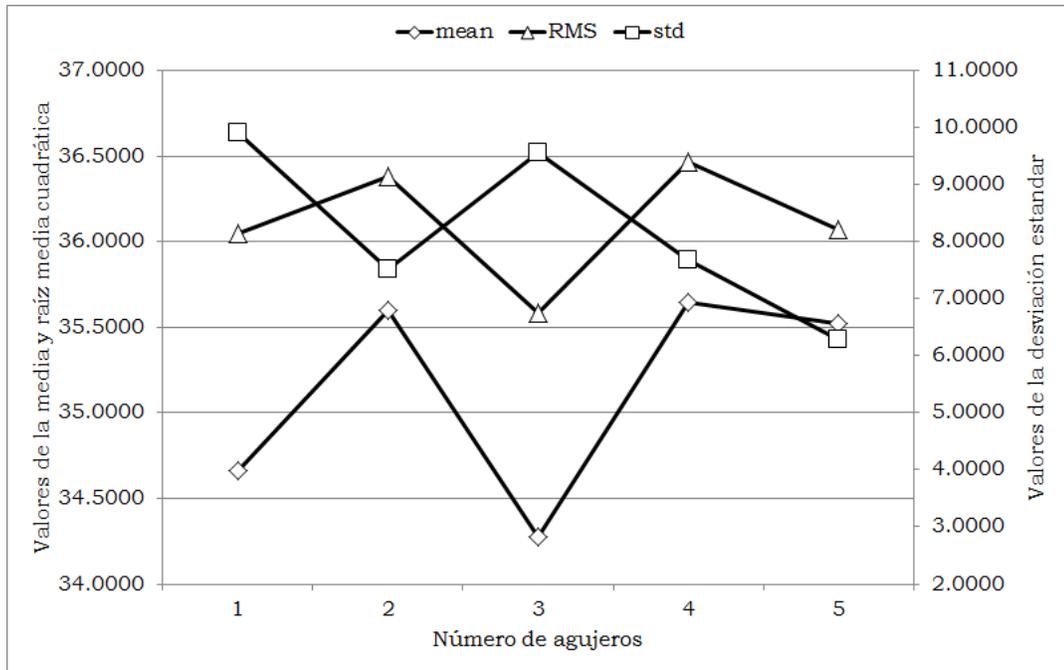


Figura 3.3 Comportamiento de los estadígrafos para  $d = 1,0$  mm

Como se pudo observar en este caso, al igual que para  $d = 0,5$  mm ninguna de las tres componentes guarda una relación con los parámetros estadísticos hallados, teniendo un comportamiento aleatorio, por lo cual se necesita de una etapa posterior de modelación, para definir si existe alguna relación entre los rasgos extraídos por los estadígrafos y el nivel de uso de la herramienta.

### 3.1.2 Extracción de rasgos por transformada rápida de Fourier

En el caso de la extracción de rasgos mediante FFT se mantuvo la misma estructura de datos explicada anteriormente, se dividieron las muestras por avance y luego por segmentos de 2 para el primer avance y de 6 para el segundo, este tipo de estructura de datos se mantuvo así para cada una de las técnicas de extracción de rasgos utilizadas en el trabajo. Una vez definidos los datos de entrada se les aplicó la transformada rápida de Fourier a cada uno de los segmentos de datos y se le extrajeron los cinco valores más energéticos (*ene*) y a que frecuencia (*frec*) ocurrían los mismos. La Fig. 3.4 muestra el comportamiento de la  $V_y$  para el diámetro 0,1 mm.

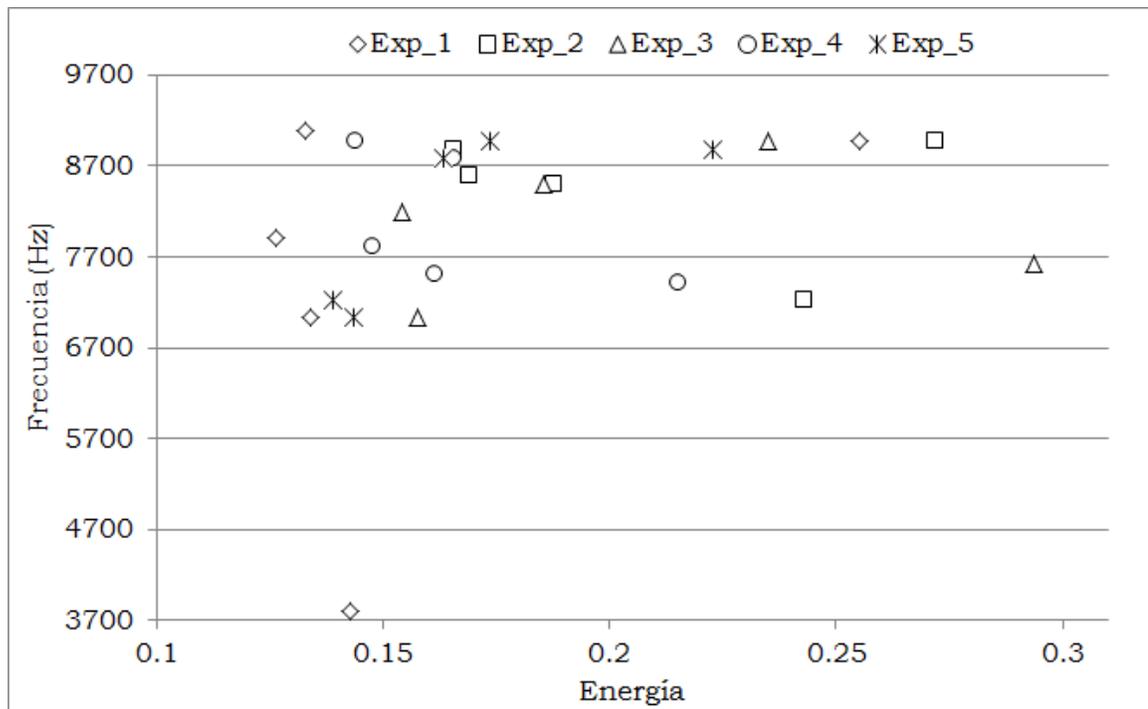


Figura 3.4 Frecuencia vs energía para  $d = 0,1$  mm

Un análisis similar se realizó para los diámetros 0,5 mm y 1,0 mm como se puede observar en las Figs. 3.5 – 3.6 respectivamente.

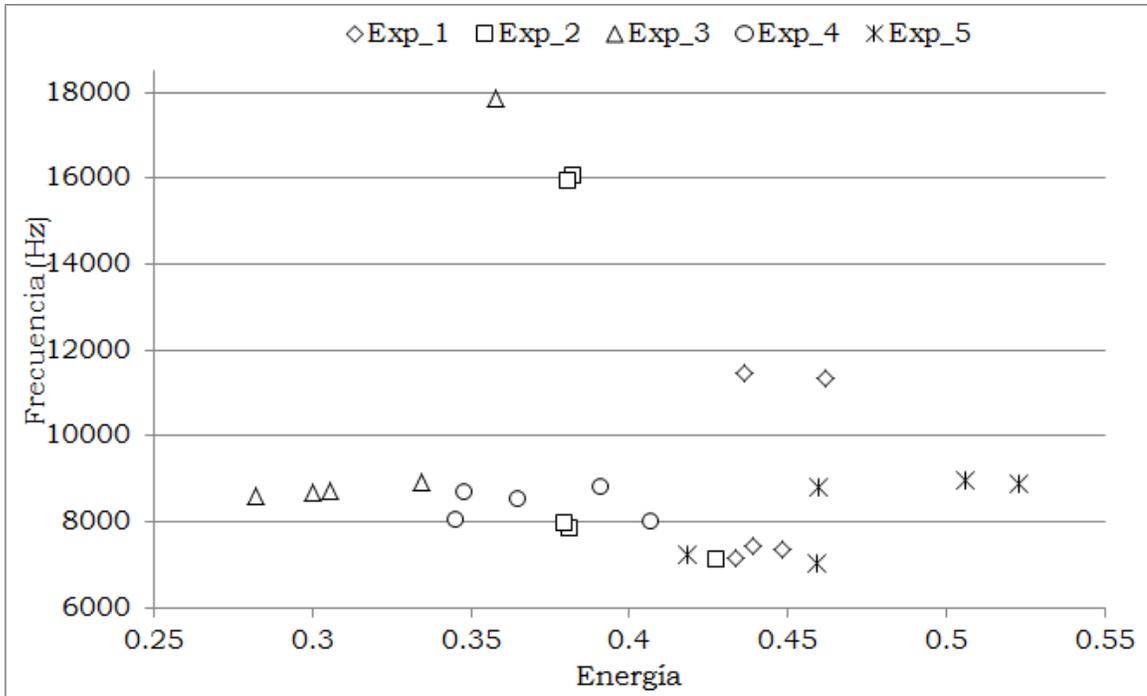


Figura 3.5 Frecuencia vs energía para  $d = 0,5 \text{ mm}$

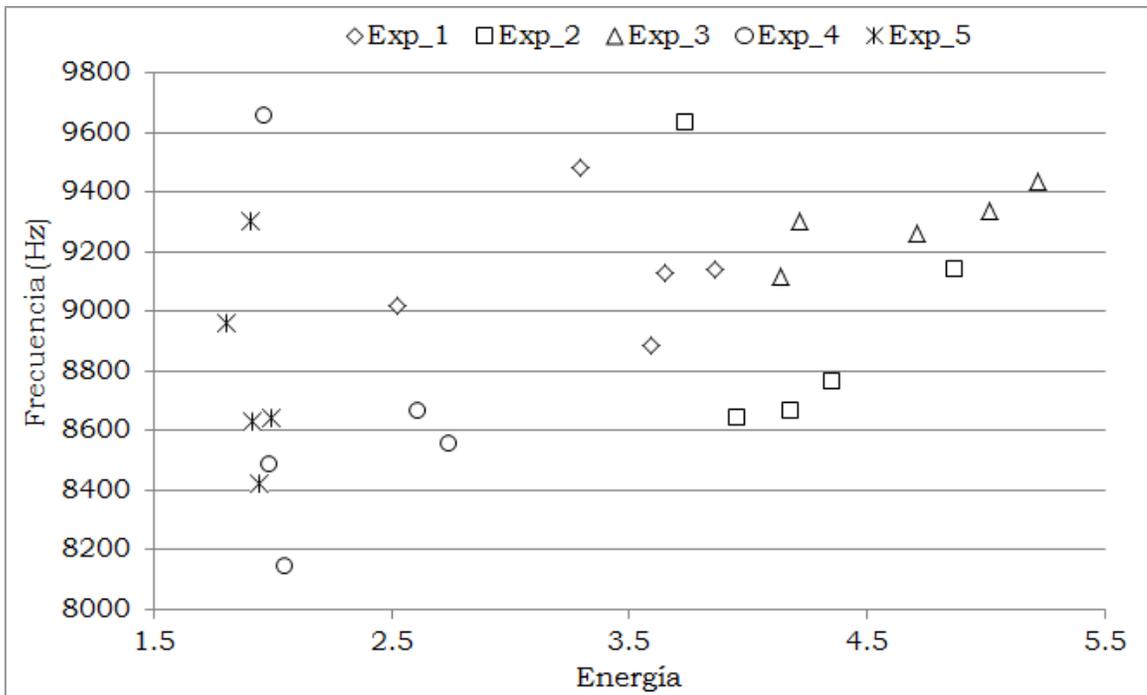


Figura 3.6 Frecuencia vs energía para  $d = 1,0 \text{ mm}$

Para los tres diámetros analizados no existe una tendencia clara del comportamiento de la señal ocurriendo el mismo fenómeno para las otras señales medidas, esto valida la necesidad de que se aplique una etapa posterior de modelación para comprobar si existe alguna relación con los niveles de uso de la herramienta.

### 3.1.3 Extracción de rasgos por transformada de óndula

Los rasgos extraídos por WT no tiene un comportamiento marcado en ninguno de los tres diámetros analizados tal y como se muestra en las Figs. 3.7 - 3.9. En todas las figuras se realizó un análisis del comportamiento de los cuatro niveles de energía (*ene*) extraídos a la componente de la  $F_z$  de cada experimento. El resto de las componentes tiene un comportamiento similar.

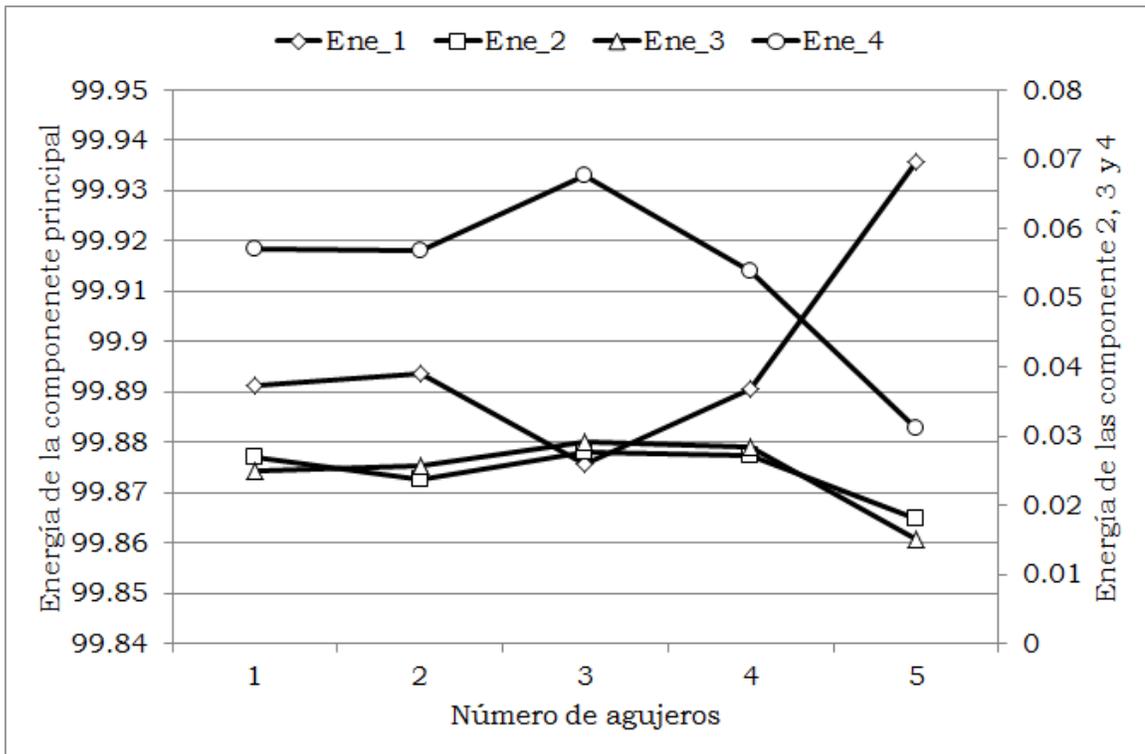


Figura 3.7 Energía vs número de agujeros para  $d = 0,1 \text{ mm}$

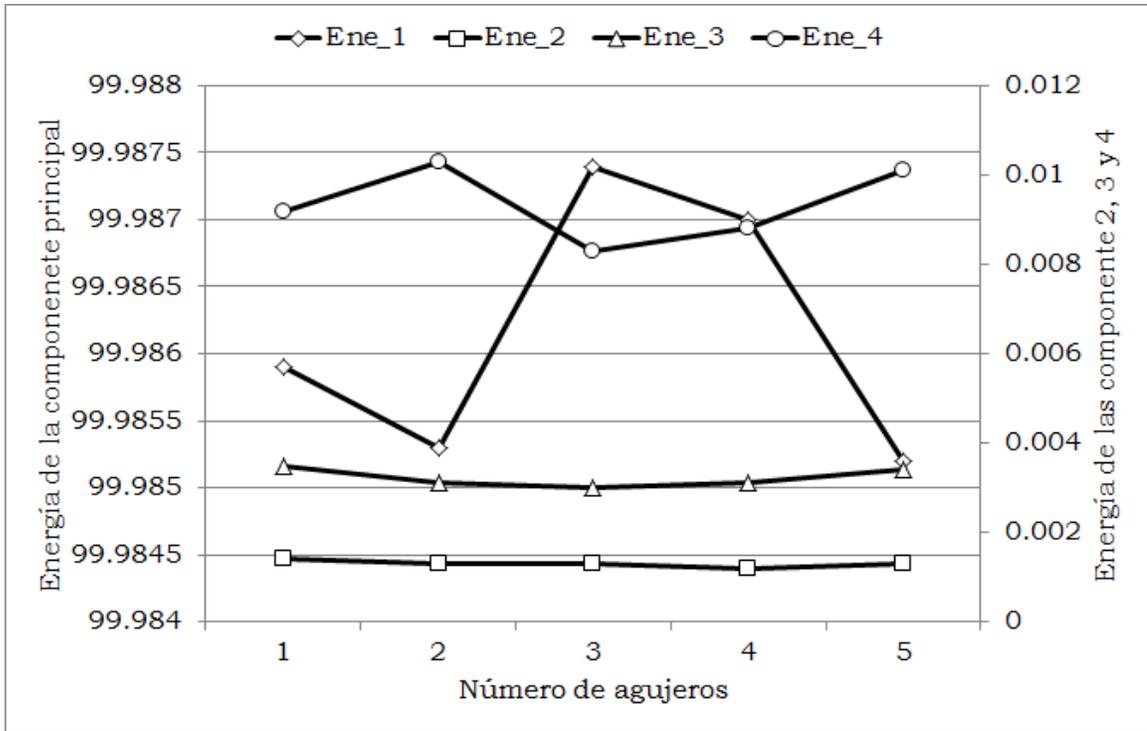


Figura 3.8 Energía vs número de agujeros para  $d = 0,5 \text{ mm}$

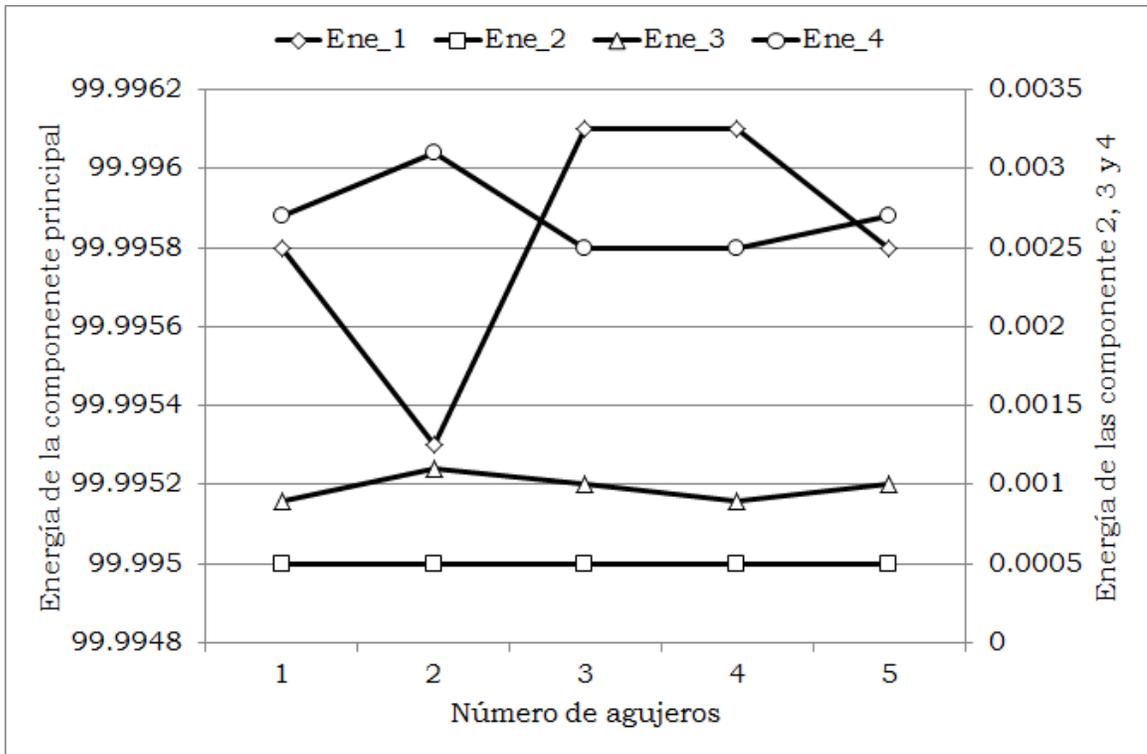


Figura 3.9 Energía vs número de agujeros para  $d = 1,0 \text{ mm}$

### 3.1.4 Extracción de rasgos por transformada de Hilbert-Huang

El análisis de las señales mediante la HHT se realizó partiendo de los mismos segmentos de datos definidos anteriormente. En el caso particular de HHT se extrajeron como rasgos principales los valores de las 5 IMF más energéticas (*ene*) y el número de picos (*np*) que posee la IMF analizada. La Fig. 3.10 muestra el comportamiento de la  $V_z$  para el diámetro 0,1 mm.

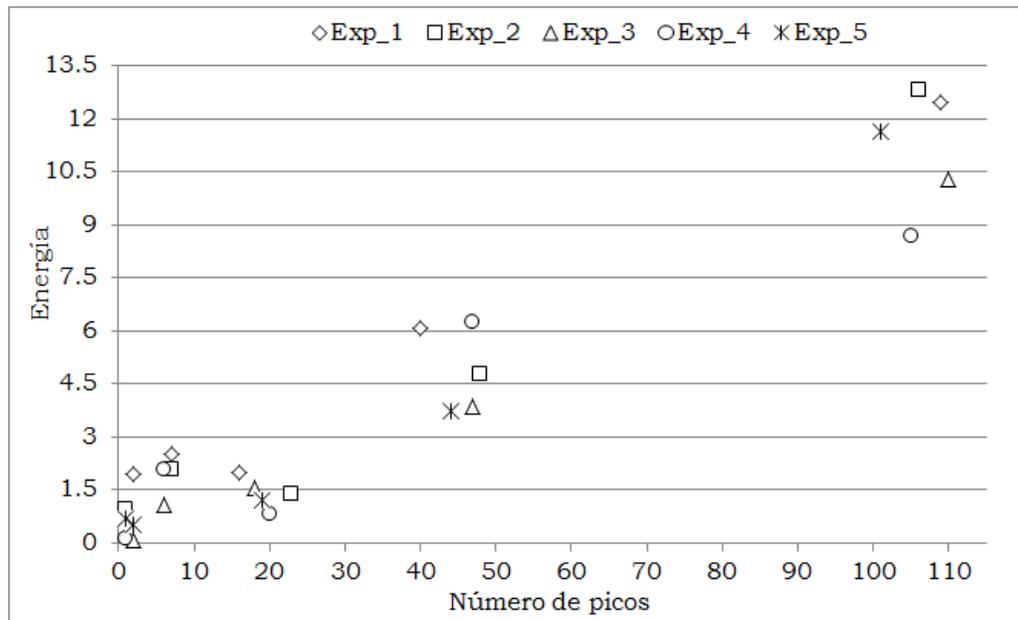


Figura 3.10 Frecuencia vs energía para  $d = 0,1$  mm

Un análisis similar se realizó para los diámetros 0,5 mm y 1,0 mm como se puede observar en las Figs. 3.11 – 3.12, respectivamente. A diferencia de las técnicas anteriores, esta muestra cierta relación entre los máximos valores energéticos alcanzados y el número de picos que tiene la señal, se pudo apreciar que para los tres diámetros existe un área donde los valores energéticos de los cinco experimentos son los más altos y esto ocurre cuando el número de picos también es más alto, hasta caer en una zona donde bajan tanto los niveles de energía como el número de picos en todos los casos. A pesar que mediante esta técnica se logró

establecer un patrón del comportamiento de las señales, se estima conveniente aplicar una etapa de modelación posterior para definir mejor el comportamiento de las señales en relación con el uso de las microbrocas.

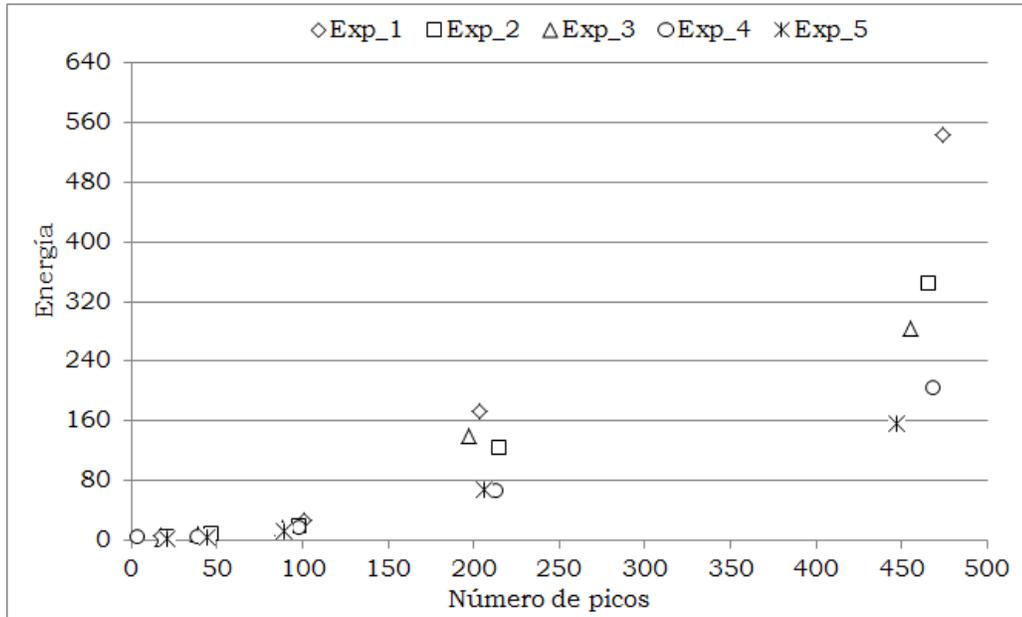


Figura 3.11 Frecuencia vs energía para  $d = 0,5 \text{ mm}$

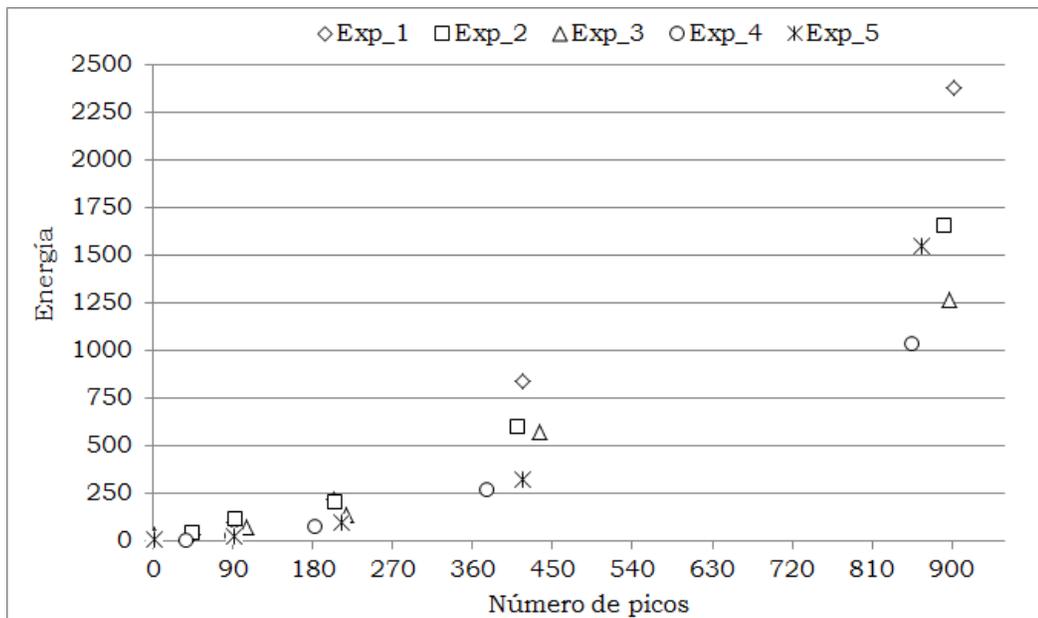


Figura 3.12 Frecuencia vs energía para  $d = 1,0 \text{ mm}$

### 3.2 Obtención de modelos

#### 3.2.1 Modelos de regresión estadística

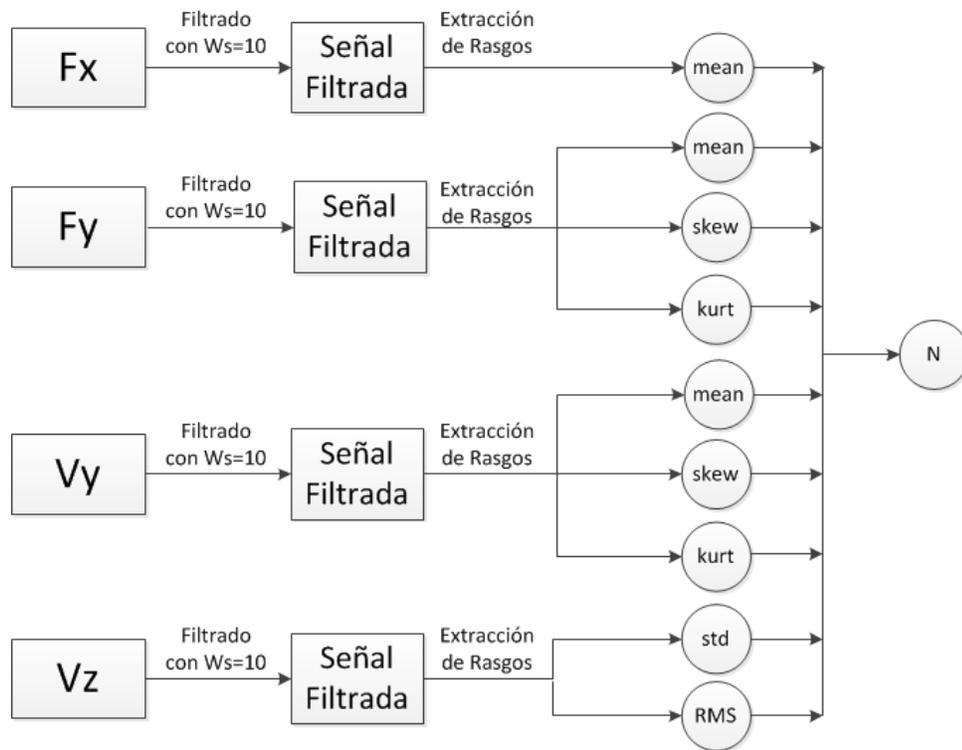
Los modelos de regresión estadística se les aplicaron a todos los valores obtenidos de las técnicas de extracción de rasgos utilizadas, con el objetivo de comprobar cuál de estas brinda una mayor información de los fenómenos que ocurren durante el proceso de micromaquinado.

Con estos valores, se realizó un análisis de regresión lineal múltiple para identificar la posible dependencia del número de agujeros realizados con cualquiera de estos parámetros.

*Tabla 3.1 Análisis de regresión estadística en el dominio temporal*

Señales	Ws	R <sup>2</sup>	p(F)	p(mean)	p(std)	p(max)	p(RMS)	p(skew)	p(kurt)
F <sub>x</sub>	10	0,3121	<b>0,0000</b>	<b>0,0001</b>	<b>0,0011</b>	0,0845	0,1308	0,5629	0,1301
F <sub>x</sub>	25	0,3064	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>	<b>0,0097</b>	0,1709	0,4269	0,6458	0,1290
F <sub>x</sub>	50	0,2975	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>	0,8842	0,4265	0,2655	0,4228	0,1153
F <sub>x</sub>	62	0,3044	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>	0,9730	0,3384	0,0537	0,2899	0,1986
F <sub>x</sub>	100	0,2923	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>	0,5636	0,2662	0,1700	0,4435	0,4590
F <sub>y</sub>	10	0,4123	<b>0,0000</b>	<b>0,0036</b>	<b>0,0000</b>	0,4601	0,2681	0,2065	<b>0,0197</b>
F <sub>y</sub>	25	0,3972	<b>0,0000</b>	0,0659	<b>0,0000</b>	0,6059	0,3790	0,0817	0,2586
F <sub>y</sub>	50	0,3909	<b>0,0000</b>	0,4135	<b>0,0000</b>	0,9826	0,7526	<b>0,0272</b>	0,8964
F <sub>y</sub>	62	0,3882	<b>0,0000</b>	0,3394	<b>0,0000</b>	0,7540	0,9270	<b>0,0193</b>	0,7988
F <sub>y</sub>	100	0,4416	<b>0,0000</b>	<b>0,0101</b>	<b>0,0000</b>	<b>0,0051</b>	<b>0,0163</b>	<b>0,0001</b>	0,7936
F <sub>z</sub>	10	0,0309	0,8252	0,6631	0,2273	0,4074	0,6885	0,2129	0,3257
F <sub>z</sub>	25	0,0286	0,8531	0,7252	0,2331	0,4235	0,6471	0,2163	0,4170
F <sub>z</sub>	50	0,0280	0,8606	0,7452	0,2369	0,4379	0,6179	0,2166	0,4476
F <sub>z</sub>	62	0,0286	0,8536	0,7544	0,2413	0,4540	0,5838	0,2186	0,4230
F <sub>z</sub>	100	0,0267	0,8758	0,7475	0,2571	0,4685	0,6035	0,2324	0,4667
V <sub>y</sub>	10	0,3148	<b>0,0000</b>	<b>0,0002</b>	<b>0,0004</b>	0,0891	0,6928	<b>0,0320</b>	0,8831
V <sub>y</sub>	25	0,3060	<b>0,0000</b>	0,1819	<b>0,0000</b>	<b>0,0183</b>	0,3172	<b>0,0014</b>	0,9318
V <sub>y</sub>	50	0,2241	<b>0,0001</b>	0,7961	<b>0,0011</b>	0,2581	<b>0,0118</b>	<b>0,0091</b>	0,8254
V <sub>y</sub>	62	0,1907	<b>0,0010</b>	0,6644	<b>0,0042</b>	0,6630	<b>0,0113</b>	<b>0,0293</b>	0,7436
V <sub>y</sub>	100	0,1358	<b>0,0194</b>	0,7316	<b>0,0439</b>	0,3960	<b>0,0221</b>	0,2274	0,5351
V <sub>z</sub>	10	0,3875	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>	0,4363	<b>0,0304</b>	0,6994	<b>0,0215</b>	0,5650
V <sub>z</sub>	25	0,3331	<b>0,0000</b>	<b>0,0350</b>	0,7346	0,0904	0,4088	<b>0,0372</b>	0,8122
V <sub>z</sub>	50	0,1795	<b>0,0020</b>	0,9916	0,9193	0,0986	0,2538	0,0885	0,6415
V <sub>z</sub>	62	0,1611	<b>0,0054</b>	0,7754	0,9232	0,0885	0,1498	0,0987	0,6445
V <sub>z</sub>	100	0,1308	<b>0,0247</b>	0,5194	0,7947	0,0576	0,1339	0,0766	0,8246

En la Tabla 3.1 se mostró el coeficiente de determinación del modelo,  $R^2$ , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo  $F$ -Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo,  $p(F)$ , y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos  $t$ -Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo,  $p(mean)$ ,  $p(std)$ ,  $p(max)$ ,  $p(RMS)$ ,  $p(skew)$  y  $p(kurt)$ . Analizando dicha tabla, se pudo identificar aquellos parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros realizados. Dichos valores aparecen resaltados en negrita. Como se pudo apreciar, el tamaño de ventana en el que más parámetros dan correlación es  $w_s = 10$ , por lo cual es modelo establecido para la predicción del desgaste se basó en los rasgos extraídos con porcentos por debajo de 0,05% para dicho tamaño. Dentro de estos parámetros resultan estadísticamente significativo los reflejados en la Fig. 3.13.



*Figura 3.13 Modelo propuesto para la predicción de datos utilizando estadígrafos en el dominio temporal*

A los rasgos extraídos mediante FFT se les realizó el mismo análisis de regresión lineal múltiple. En la Tabla 3.2 se muestran el coeficiente de determinación del modelo,  $R^2$ , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo  $F$ -Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo,  $p(F)$ , y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos  $t$ -Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo,  $p(ene_1)$ ,  $p(ene_2)$ ,  $p(ene_3)$ ,  $p(ene_4)$ ,  $p(ene_5)$ ,  $p(frec_1)$ ,  $p(frec_2)$ ,  $p(frec_3)$ ,  $p(frec_4)$ ,  $p(frec_5)$ .

Analizando la Tabla 3.2, se pueden identificar aquellos parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros para los dos diámetros analizados. Dichos valores aparecen resaltados en negrita.

Tabla 3.2 Análisis de regresión para rasgos extraídos por FFT

Señales	$F_x$	$F_y$	$F_z$	$V_y$	$V_z$
$R^2$	0,2008	0,3595	0,0933	0,1186	0,4330
$p(F)$	<b>0,0085</b>	<b>0,0000</b>	0,4428	0,2226	<b>0,0000</b>
$p(d)$	0,7739	<b>0,0000</b>	0,8626	0,1335	<b>0,0000</b>
$p(ene1)$	<b>0,0034</b>	0,3691	0,5702	0,7331	0,1886
$p(frec1)$	0,2122	0,1104	0,6727	0,6586	<b>0,0016</b>
$p(ene2)$	0,8353	0,3863	0,4758	<b>0,0473</b>	0,7226
$p(frec2)$	0,8899	0,6114	0,1417	0,3107	0,2748
$p(ene3)$	0,0525	0,9483	0,1052	0,6108	0,2554
$p(frec3)$	0,6350	0,3217	0,1820	0,1136	0,7020
$p(ene4)$	0,1846	0,3967	0,0598	0,6844	0,6540
$p(frec4)$	0,5103	0,1065	0,7562	0,2709	0,0788
$p(ene5)$	0,1098	0,0023	0,9297	0,9050	0,8105
$p(frec5)$	0,5956	0,5389	0,6376	0,6451	0,2829

En el caso del análisis de las señales por FFT se puede apreciar que son mucho menos los parámetros que proporcionan información relevante estadísticamente dando una idea más exacta de las señales que se pueden utilizar para una posible predicción del estado de la herramienta de corte.

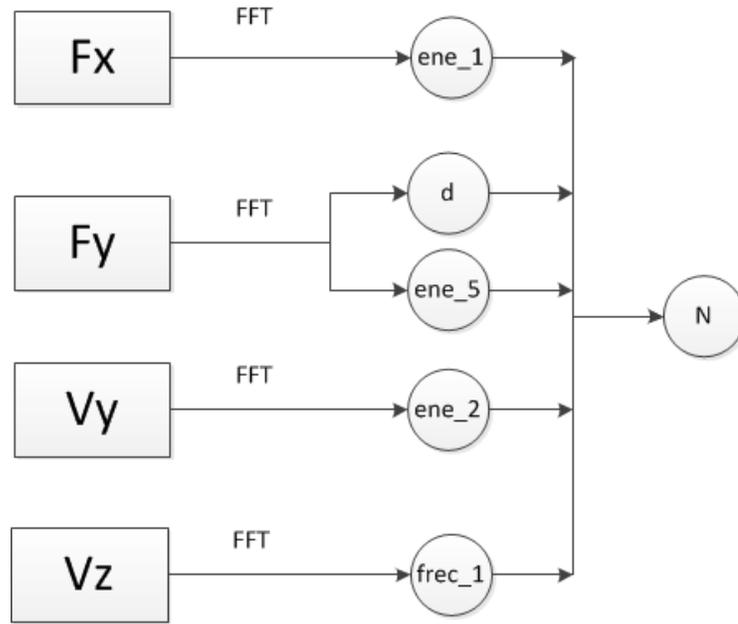


Figura 3.14 Modelo propuesto para la predicción de datos FFT

En el caso de los rasgos extraídos mediante WT se les realizó el mismo análisis de regresión lineal múltiple. En la Tabla 3.3 se muestran el coeficiente de determinación del modelo,  $R^2$ , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo  $F$ -Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo,  $p(F)$ , y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos  $t$ -Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo,  $p(ene_1)$ ,  $p(ene_2)$ ,  $p(ene_3)$ ,  $p(ene_4)$ . Los parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros para los dos diámetros analizados, aparecen resaltados en negrita.

Tabla 3.3 Análisis de regresión para rasgos extraídos por WT

Señales	$F_x$	$F_y$	$F_z$	$V_y$	$V_z$
$R^2$	0,3569	0,0573	0,0004	0,1587	0,1893
$p(F)$	<b>0,0000</b>	0,2351	1,0000	<b>0,0013</b>	<b>0,0002</b>
$p(d)$	<b>0,0333</b>	0,3175	0,9840	0,6728	0,7904
$p(ene_1)$	<b>0,0113</b>	<b>0,0462</b>	0,9000	<b>0,0225</b>	0,0661
$p(ene_2)$	0,6056	0,5991	0,9539	<b>0,0037</b>	0,0821
$p(ene_3)$	0,2701	0,7428	0,9492	0,7067	<b>0,0002</b>
$p(ene_4)$	<b>0,0031</b>	0,8589	0,9372	<b>0,0058</b>	<b>0,0457</b>

Para WT aumenta el número de parámetros con relación estadística respecto a FFT, no llegando a superar los obtenidos por estadígrafos temporales. La Fig. 3.15 muestra el modelo propuesto para la predicción del estado herramental mediante WT.

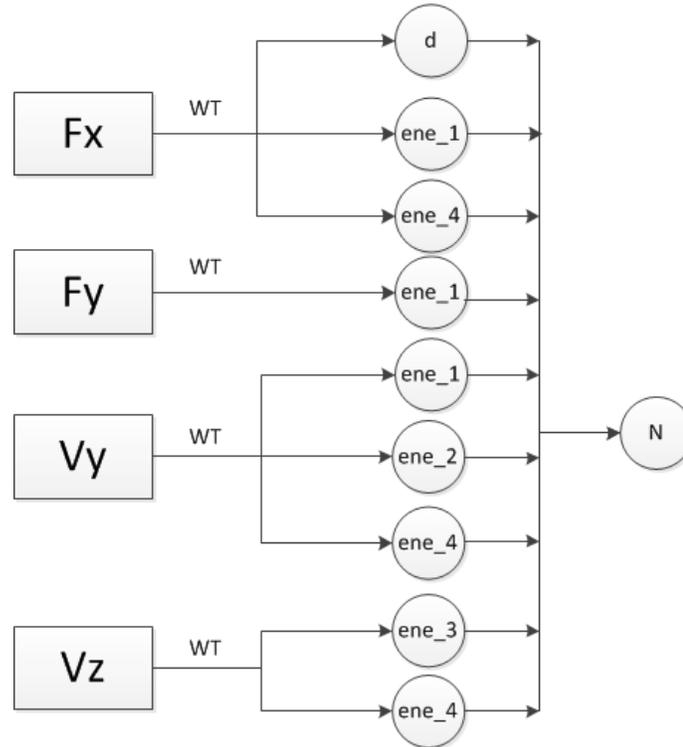


Figura 3.15 Modelo propuesto para la predicción de datos utilizando WT

A igual que en los casos anteriores a los rasgos extraídos mediante HHT se les realizó el mismo análisis de regresión. En la Tabla 3.4 se muestran el coeficiente de determinación del modelo,  $R^2$ , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo  $F$ -Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo,  $p(F)$ , y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos  $t$ -Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo,  $p(ene_1)$ ,  $p(ene_2)$ ,  $p(ene_3)$ ,  $p(ene_4)$ ,  $p(ene_5)$ ,  $p(np_1)$ ,  $p(np_2)$ ,  $p(np_3)$ ,  $p(np_4)$ ,  $p(np_5)$ . Los parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros realizados, aparecen resaltados en negrita.

Tabla 3.4 Análisis de regresión para rasgos extraídos por HHT

Señales	$F_x$	$F_y$	$F_z$	$V_y$	$V_z$
$R^2$	0,1759	0,1432	0,1662	0,1602	0,6430
$p(F)$	<b>0,0265</b>	0,0972	<b>0,0397</b>	0,0509	<b>0,0000</b>
$p(d)$	0,6455	<b>0,0036</b>	0,6757	<b>0,0016</b>	<b>0,0000</b>
$p(ene1)$	0,1910	0,3615	0,1454	0,5754	<b>0,0454</b>
$p(np1)$	0,1051	0,1209	0,3856	0,0665	0,2111
$p(ene2)$	0,1712	0,1122	0,1799	0,0882	<b>0,0000</b>
$p(np2)$	0,0588	0,1493	0,6576	0,3492	0,7363
$p(ene3)$	0,9646	0,2998	0,7082	0,8153	0,1047
$p(np3)$	<b>0,0029</b>	<b>0,0264</b>	0,0910	0,5189	0,0950
$p(ene4)$	0,8084	0,6630	<b>0,0327</b>	0,8988	0,0798
$p(np4)$	<b>0,0472</b>	0,2896	0,2041	0,8838	0,3110
$p(ene5)$	0,8701	0,1199	0,1345	0,9455	0,9605
$p(np5)$	0,6593	0,9357	<b>0,0231</b>	0,7593	0,2583

Al igual que en las otras transformadas se obtiene un grupo mucho menor de parámetros que tienen significado estadístico con relación a los alcanzados por los métodos estadísticos.

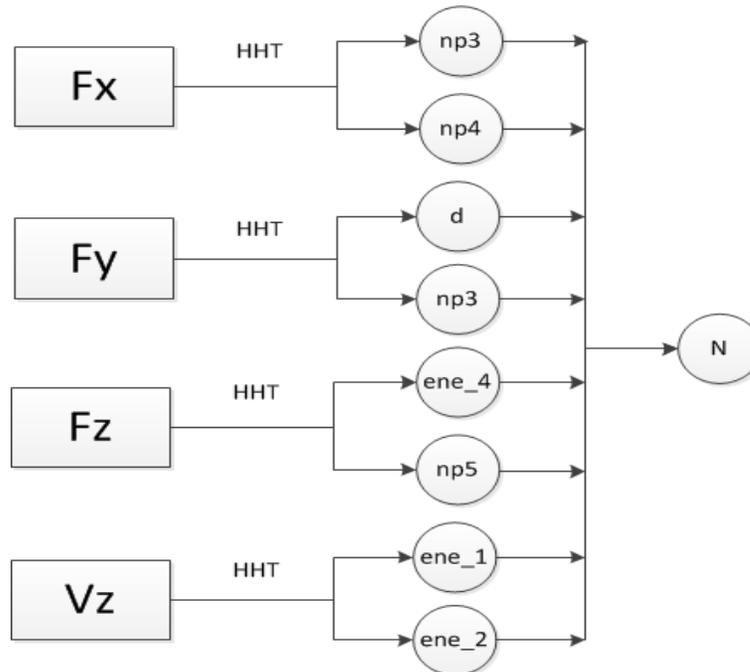


Figura 3.16 Modelo propuesto para la predicción de datos utilizando HHT

### 3.2.2 Modelos basados en redes neuronales

Al igual que para la regresión estadística, se les aplicó el análisis por redes neuronales a las cuatro técnicas de extracción de rasgos utilizadas. Las Figs. 3.17 – 3.20 muestran la arquitectura de los modelos creados para cada una de las técnicas de extracción. De todos los modelos propuestos la que menos neuronas utilizó en la capa oculta fue para los datos extraídos mediante WT con un total de 20 y la de mayor fue 50 neuronas para los estadígrafos temporales. El número de neuronas utilizadas influye en la calidad de generalización y de predicción a la hora de entrenar una red, así como en el tiempo que emplea para su entrenamiento. El tipo de red utilizada en todos los casos fue un perceptrón de una sola capa oculta.

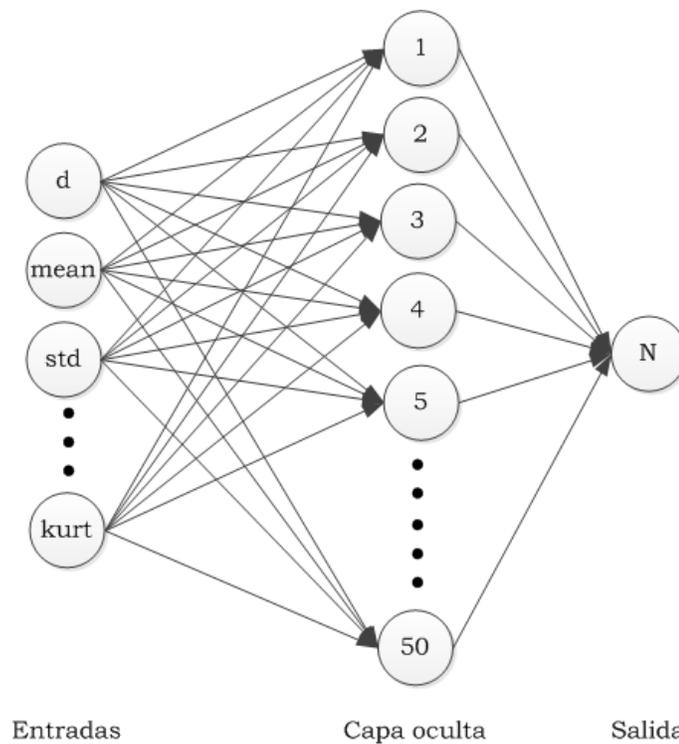


Figura 3.17 Arquitectura de ANN más estadígrafos

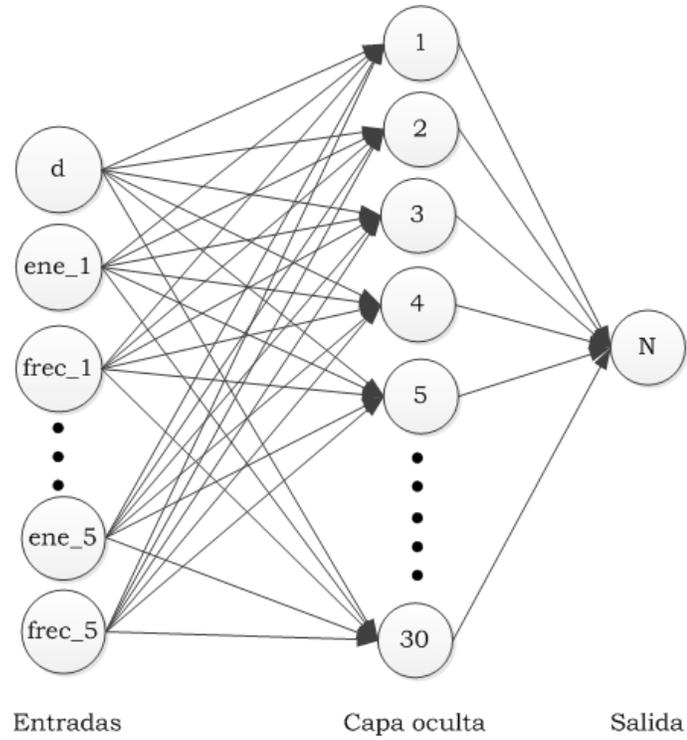


Figura 3.18 Arquitectura de ANN más FFT

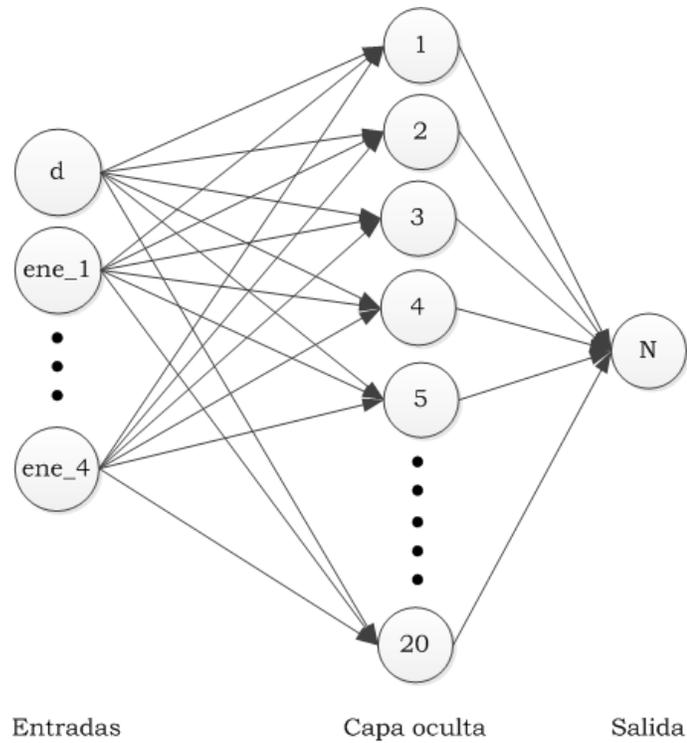


Figura 3.19 Arquitectura de ANN más WT

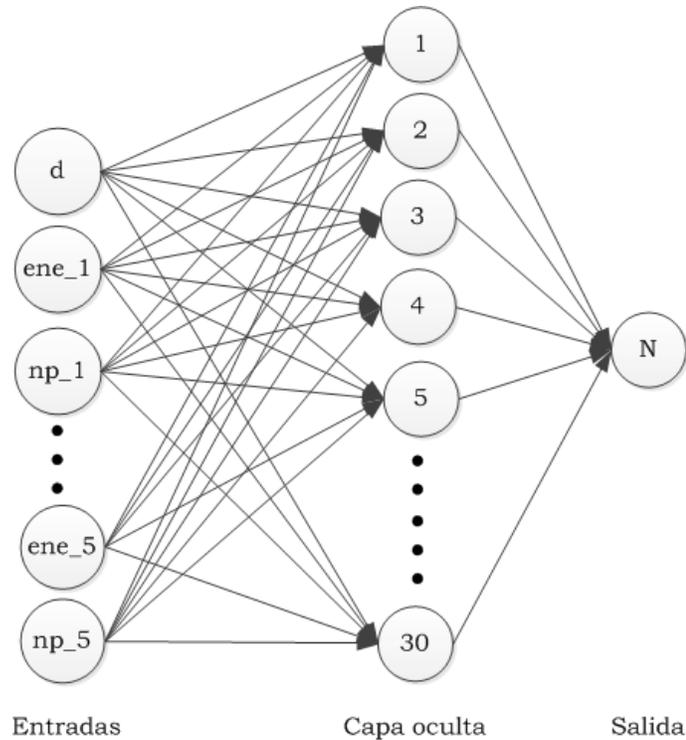


Figura 3.20 Arquitectura de ANN más HHT

### 3.2.3 Modelos neuro-borrosos

Los modelos creados en ANFIS también se combinan con todas las técnicas de extracción utilizadas. Las Figs. 3.21 – 3.24 muestran la arquitectura de cada uno de los modelos propuestos, en el caso particular de ANFIS en vez de neuronas en la capa oculta se utilizan reglas y funciones de membresía de entrada ( $FM_{entrada}$ ) y de salida ( $FM_{salida}$ ), además tiene un punto donde se agrupan todos los resultados (*agrup.*) para finalmente obtener la función de salida resultado del entrenamiento y la cual se utiliza para la predicción del futuro comportamiento de los datos. En el caso de las reglas como se puede observar en las figuras su cantidad varía según el tipo de datos de entradas y al variar estas también varían la cantidad de funciones de membresía. En todos los casos se utilizó para el entrenamiento el método de clusterización de los datos de entrada.

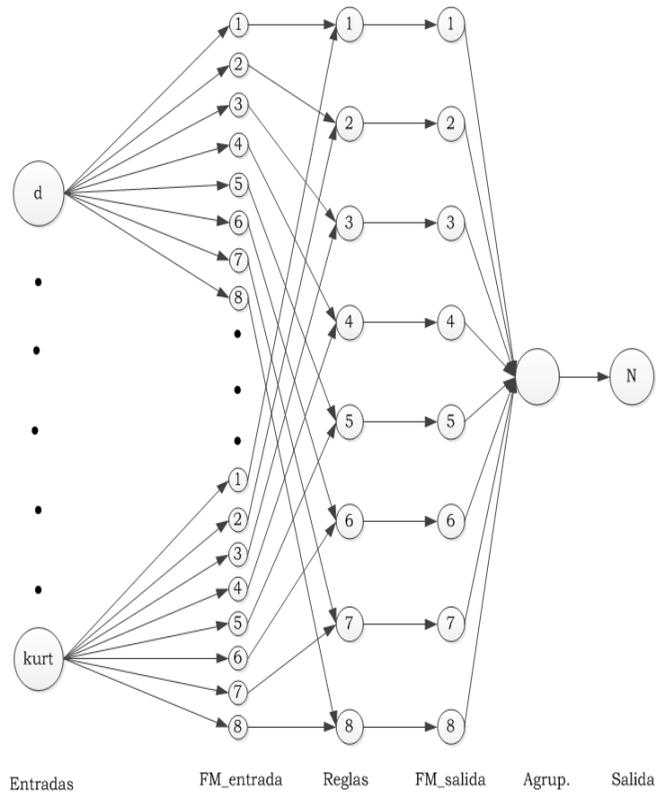


Figura 3.21 Arquitectura de ANFIS más estadígrafos

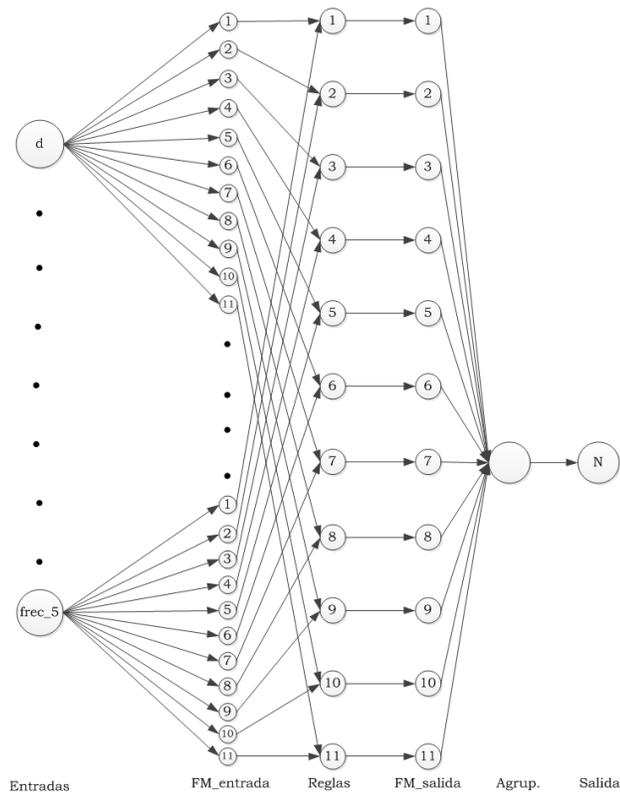


Figura 3.22 Arquitectura de ANFIS más FFT

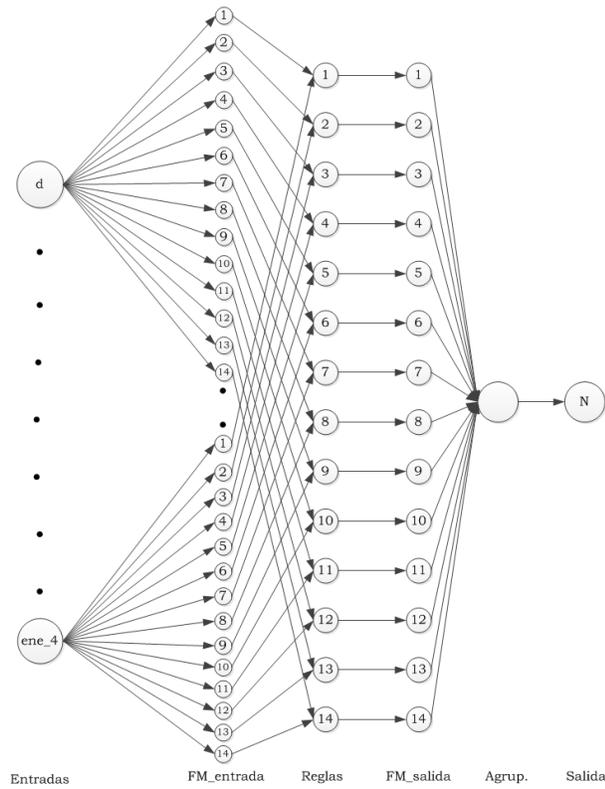


Figura 3.23 Arquitectura de ANFIS más WT

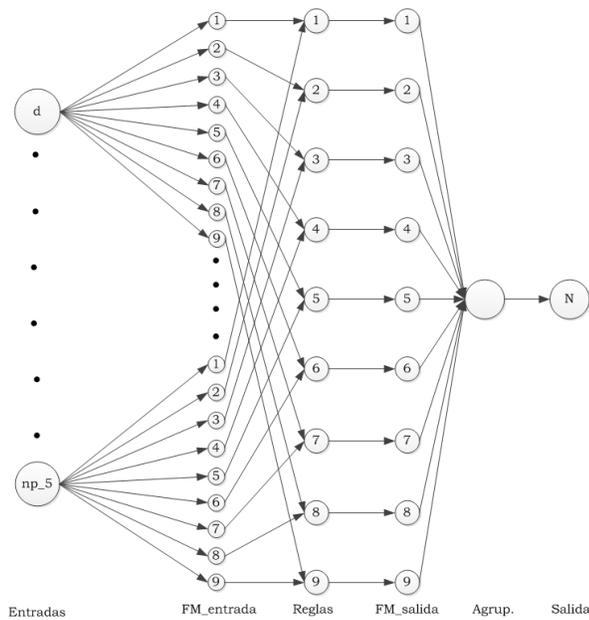


Figura 3.24 Arquitectura de ANFIS más HHT

### 3.3 Conclusiones parciales del capítulo

Como resultado del procesamiento de las señales realizado, se ha podido arribar a las siguientes conclusiones parciales:

1. Mediante la estadística descriptiva sobre las señales en el dominio temporal, se han extraído como rasgos, para cada uno de los puntos experimentales, el valor medio, el máximo, la desviación estándar, la curtosis y la asimetría, con diferentes anchos de ventana en el filtrado.
2. Mediante la FFT se han obtenido como rasgos, para cada uno de los puntos experimentales, los cinco valores más energéticos, así como a las frecuencias que estos ocurren.
3. Mediante la transformada de óndula se han obtenido como rasgos, para cada uno de los puntos experimentales, los valores energéticos de las señales captadas.
4. Mediante la HHT se han obtenido como rasgos, para cada uno de los puntos experimentales, los cinco valores más energéticos, así como la cantidad de picos que tiene cada una de ellos.
5. Se han obtenido modelos de regresión lineal múltiple relacionando los rasgos obtenidos por cada una de las técnicas anteriores y la cantidad de agujeros elaborados.
6. Se han obtenido modelos basados en el uso de perceptrones multicapas relacionando los rasgos obtenidos por cada una de las técnicas anteriores y la cantidad de agujeros elaborados.
7. Se han obtenido modelos basados en el uso de ANFIS relacionando los rasgos obtenidos por cada una de las técnicas anteriores y la cantidad de agujeros elaborados.

## CAPÍTULO 4 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En este capítulo se analizan los resultados obtenidos en el capítulo anterior, identificando cuales rasgos y modelos son los más convenientes para el monitoreo del estado de la herramienta en el proceso estudiado.

### 4.1 Análisis de los modelos de regresión estadística

Para tener una mayor interpretación de los resultados alcanzados mediante la combinación de todas las técnicas de extracción de rasgos con modelos de regresión lineal múltiple se elaboraron las Figs. 4.1 – 4.4. Para la confección de dichas figuras se les calculó la media de los datos obtenidos después de la modelación de los datos y además se les calcularon los extremos trabajando con un intervalo de confianza de 95%.

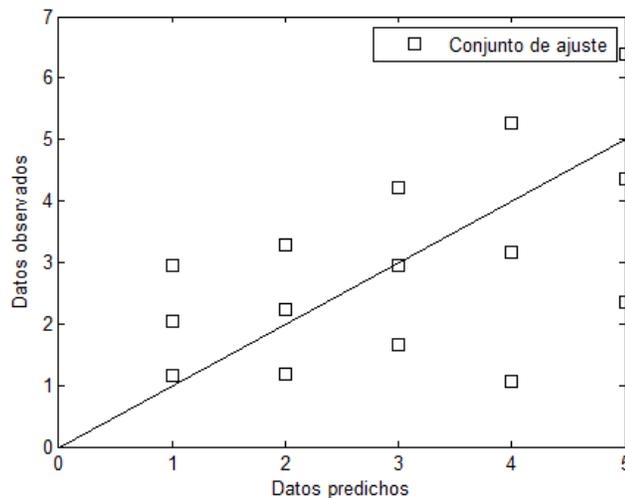


Figura 4.1 Predicciones utilizando regresión más estadígrafos.

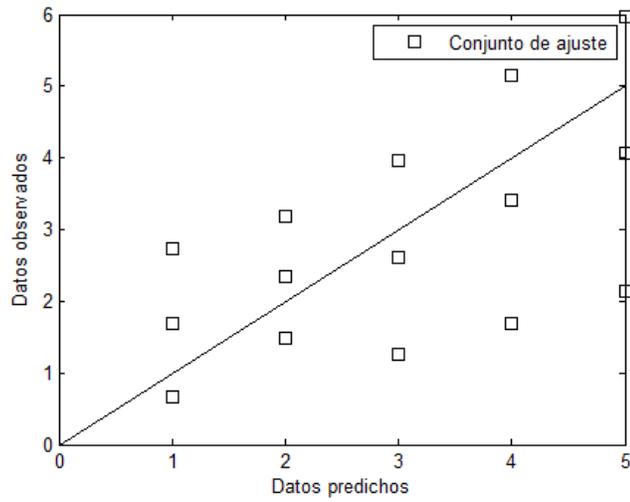


Figura 4.2 Predicciones utilizando regresión más FFT

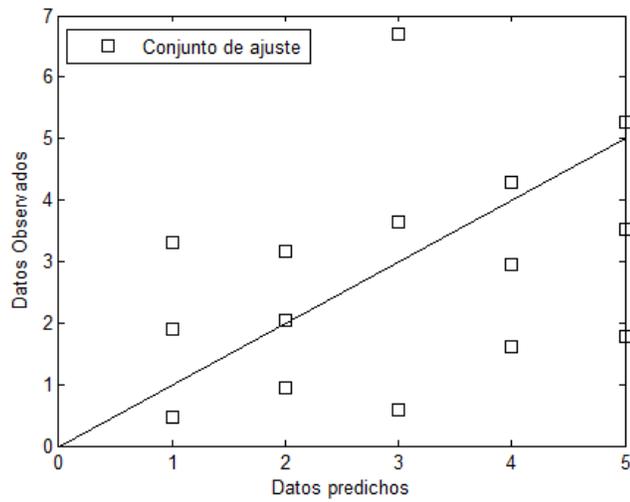


Figura 4.3 Predicciones utilizando regresión más WT

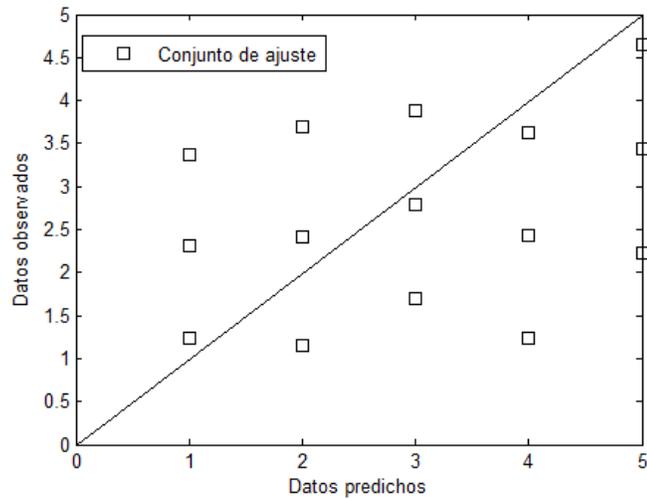


Figura 4.4 Predicciones utilizando regresión más HHT

## 4.2 Análisis de los modelos basados en redes neuronales

Para la modelación mediante redes neuronales se mantuvo el mismo sistema explicado anteriormente, reflejado en las Figs. 4.5 – 4.8 y además se le agregó un conjunto para la validación de los datos obtenidos del entrenamiento, a dicho conjunto también se le calculó el valor medio y los extremos con un intervalo de confianza de 95%.

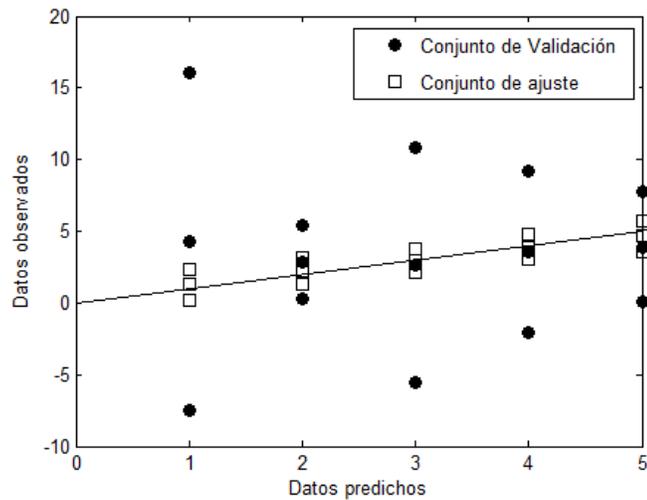


Figura 4.5 Predicciones utilizando ANN más estadígrafos

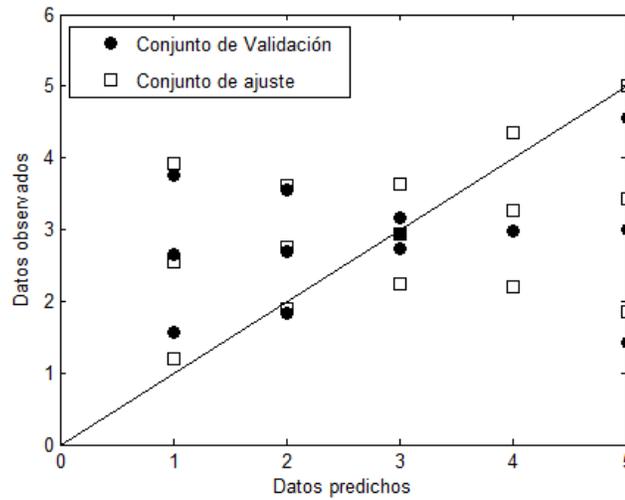


Figura 4.6 Predicciones utilizando ANN más FFT

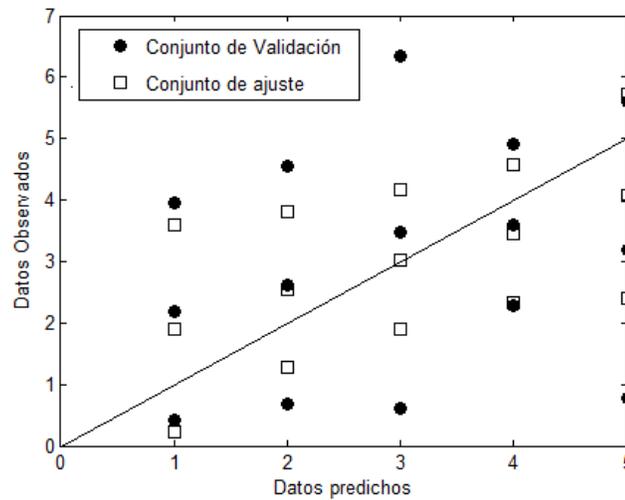


Figura 4.7 Predicciones utilizando ANN más WT

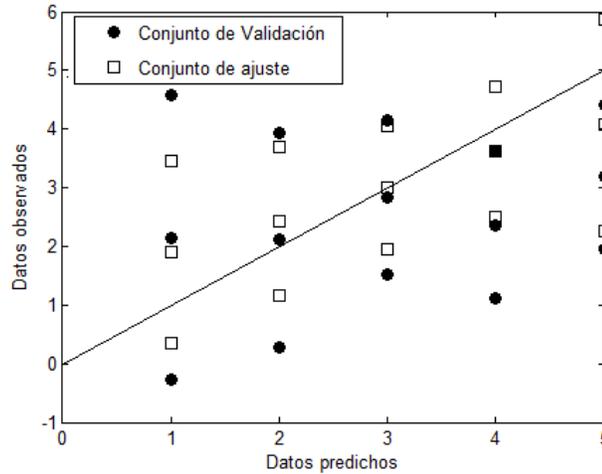


Figura 4.8 Predicciones utilizando ANN más HHT

### 4.3 Análisis de los modelos neuro-borrosos

Al igual que con las redes neuronales se hallaron se compararon dos conjuntos, uno de ajuste con los resultados alcanzados a la salida de la modelación mediante ANFIS y uno de validación el cual no se le realizo ningún tipo de procesamiento. Las Figs. 4.9 – 4.12 muestran el comportamiento de la media y los extremos con un intervalo de confianza igual que en los casos anteriores para los dos conjuntos presentados.

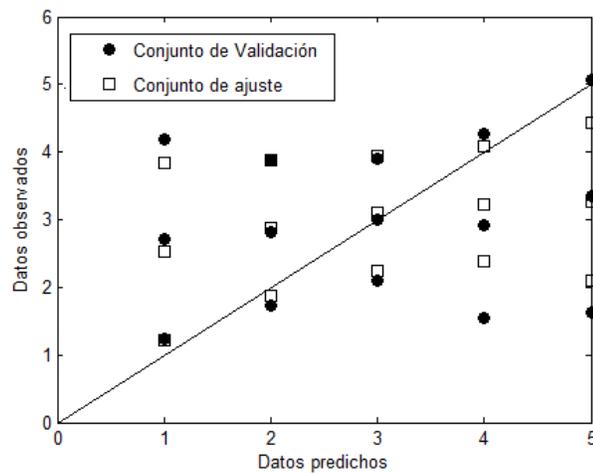


Figura 4.9 Predicciones utilizando ANFIS más estadígrafos

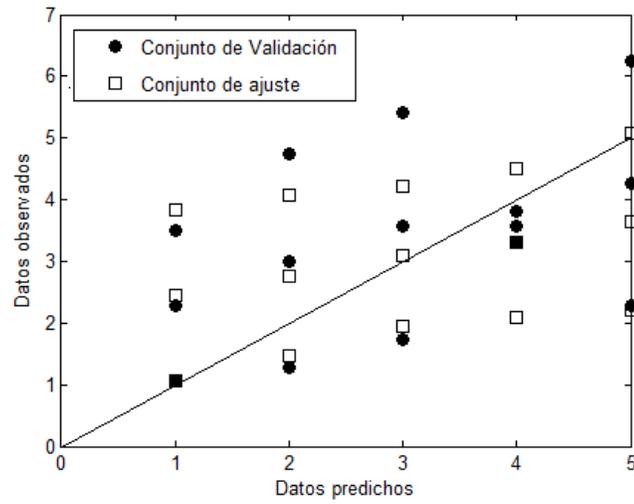


Figura 4.10 Predicciones utilizando ANFIS más FFT

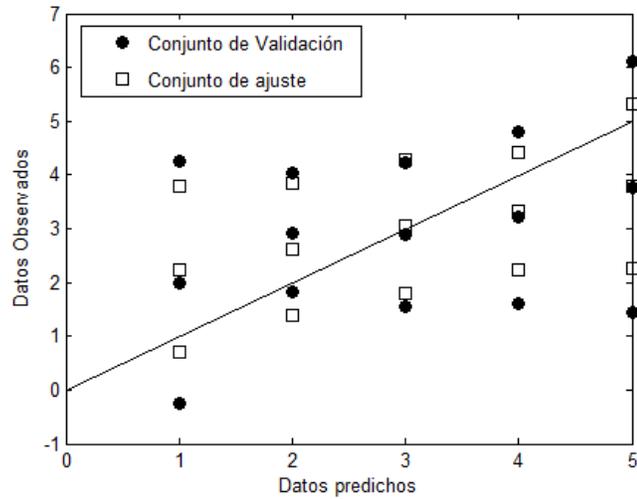
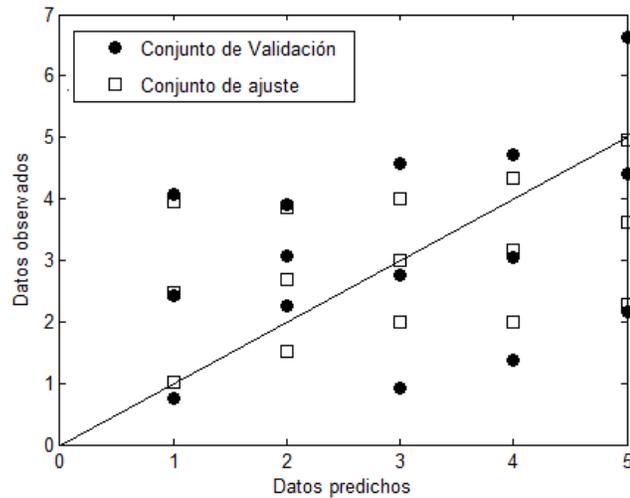


Figura 4.11 Predicciones utilizando ANFIS más WT



*Figura 4.12 Predicciones utilizando ANFIS más HHT*

Una vez mostrado todos los modelos obtenidos por las diferentes combinaciones de técnicas de extracción de datos con técnicas de modelación se consideró que la mejor combinación fue la alcanzada en la Fig. 4.11, o sea, la extracción de datos mediante WT más la modelación de estos mediante ANFIS. La misma muestra el mayor número de aciertos entre los datos de ajuste y validación, ya que en todos los agujeros los extremos se encuentran a ambos lados de la línea de tendencia central, algo similar pasa con la Fig. 4.7 aunque la coincidencia entre los valores de ajuste y validación es inferior, además de estos se alcanzaron otros modelos interesante como los mostrados en las Figs. 3.8 y 3.12 ambos con HHT como técnica de extracción de rasgos combinándose con ANN en la primera y ANFIS en la segunda, pero una de las ventajas de utilizar ANFIS es que el tiempo que demora el entrenamiento es muy inferior al registrado por las ANN para la misma cantidad de datos de entrada. Otra conclusión es que tanto los modelos alcanzados por WT como por HHT muestran, en general, mejores resultados que los de FFT y estadígrafos temporales, demostrando la capacidad de ambas de trabajar con datos no estacionarios.

#### **4.4 Conclusiones parciales del capítulo**

Como resultado del análisis de los resultados se ha podido llegar a las siguientes conclusiones parciales:

1. Se analizó el comportamiento de las señales medidas mediante diferentes modelos de monitoreo.
2. Se demostró que las técnicas de extracción de rasgos más convenientes para relacionar el nivel de uso con las señales de fuerzas y vibraciones captadas son la transformada de óndula y la transformada de Hilbert-Huang.
3. Se demostró que las técnicas de modelación más convenientes para relacionar el nivel de uso con las señales de fuerzas y vibraciones captadas son los sistemas neuro-borrosos y las redes neuronales.

## **CONCLUSIONES**

Como resultado del presente trabajo, se arriba a las siguientes conclusiones:

1. Las mediciones de variación dimensional realizadas en el trabajo no permiten conocer el desgaste existente en la herramienta luego de los procesos de corte llevados a cabo.
2. Se demostró que se puede establecer una relación entre el comportamiento del uso de la herramienta con las señales medidas de fuerzas y vibraciones mediante un sistema de monitoreo indirecto.
3. Se demostró que la combinación de una etapa de extracción de rasgos mediante la transformada de óndula y de modelación mediante sistemas neuro-borrosos puede alcanzar un nivel de predicción alto sobre el comportamiento del uso de la herramienta en un proceso de microtaladrado.

## **RECOMENDACIONES**

A partir de las conclusiones anteriormente enumeradas, y con el objetivo de profundizar y continuar la presente investigación, se realizan las siguientes recomendaciones:

1. Realizar un estudio experimental que ayude a esclarecer el comportamiento de la variación dimensional de la herramienta.
2. Extender el estudio realizado a una mayor cantidad de agujeros para verificar si se mantienen las tendencias identificadas.

## REFERENCIAS

- Abhang LB, Hameedullah M (2012). "Determination of optimum parameters for multi-performance characteristics in turning by using grey relational analysis". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* DOI: 10.1007/s00170-011-3857-6.
- Abu NH, Yu G (2003). "Gradual wear monitoring of turning inserts using wavelet analysis of ultrasound waves". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43 (4) pp. 337-343 DOI: 10.1016/S0890-6955(02)00274-2.
- Addai J (2003). *the Hilbert-Huang Transform (HHT) to analyze and eliminate error in bridge sensor data*. (USA): ZOAC0401E Corporate.
- Alaniz PD, Gómez RA, Romero RJ, Peniche RR, Juregui JC, Herrera G (2006). "Sensorless detection of tool breaking in milling". *Machining Science and Technology* 10 (2) pp. 263-274.
- Al-Habaibeh, A., Liu, G. and Gindy, N. Sensor fusion for an integrated process and machine condition monitoring system. 15th IFAC World Congress 2002.
- Aligiri E, Yeo SH, Tan PC (2010). "A new tool wear compensation method based on real-time estimation of material removal volume in micro-EDM". *Journal of Materials Processing Technology* 210 (15) pp. 2292-2303 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2010.08.024.
- Alonso FJ, Salgado DR (2005). "Application of singular spectrum analysis to tool wear detection using sound signals". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 219 (9) pp. 703-710.

- Alonso FJ, Salgado DR (2008). "Analysis of the structure of vibration signals for tool wear detection". *Mechanical Systems and Signal Processing* 22 (3) pp. 735-748.
- Amer W, Grosvenor R, Prickett P (2007). "Machine tool condition monitoring using sweeping filter techniques". *Journal of Systems and Control Engineering* 221 (1) pp. 103-117.
- Antic A, Hodolic J, Sokovic M (2006). "Development of an intelligent system for tool wear monitoring applying neural networks". *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering* 14 (1-2) pp. 146-151.
- Aramcharoen A, Mativenga PT, Yang B, Cooke KE, Teer DG (2008). "Evaluation and selection of hard coatings for micro milling of hardened tool steel". *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 48 pp. 1578-1584 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2008.05.011.
- Aslantas K, Ucun I, Cicek A (2012). "Tool life and wear mechanism of coated and uncoated Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/TiCN mixed ceramic tools in turning hardened alloy steel". *Wear* 274-275 pp. 442-451 DOI: 10.1016/j.wear.2011.11.010.
- Atlas, L., Ostendorf, M. and Bernard, G. D. Hidden Markov model for monitoring machining tool-wear. International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP'2000) 2000.
- Battista BM, Knapp C, McGee TG, G. (2007). "Application of the empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform to seismic reflection data". *GEOPHYSICS* 72 (2) pp. 29-37 DOI: 10.1190/1.2437700.

- Bauer, B., Georges, D., Geropp, B. and Poschmann, M. Lathe tool wear monitoring with neural networks. 4th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing 1996 1 245-248.
- Biermann D, Baschin A, Krebs E, Schlenker J (2011). "Manufacturing of dies from hardened tool steels by 3-axis micromilling". *Production Engineering Resort Development* 5 pp. 209-217 DOI: 10.1007/s11740-010-0293-7.
- Bissacco G, Hansen HN, De Chiffre L (2005). "Micromilling of hardened tool steel for mould making applications". *Journal of Materials Processing Technology* 167 pp. 201-207 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2005.05.029.
- Brett PN, Fraser CA, Hennigan M, Griffiths MV, Kamel Y (1995). "Automatic Surgical Tools for Penetrating Flexible Tissues". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*.
- Brigham EO (1974). *THE FAST FOURIER TRANSFORM*. Englewood Cliffs, New Jersey, (USA): Prentice-Hall, Inc., ISBN 0-13-307496-X.
- Brigham EO (1988). *THE FAST FOURIER TRANSFORM AND ITS APPLICATIONS*. Englewood Cliffs, New Jersey 07632, (USA): AvanteK, Inc., ISBN 0-13-307505-2.
- Brophy B, Kelly K, Byrne G (2002). "AI-based condition monitoring of the drilling process". *Journal of Materials Processing Technology* 124 pp. 305-310.
- Carrillo, F. J. and Zadshakoyan, M. Adaptive observer for on-line tool wear estimation and monitoring in turning, using a hybrid identification approach. European Control Conference 1997.

- Chang W, Sun J, Luo X, Ritchie JM, Mack C (2011). "Investigation of microstructured milling tool for deferring tool wear". *Wear* 271 pp. 2433-2437 DOI: 10.1016/j.wear.2010.12.026.
- Chen JC (2000). "An effective fuzzy-nets training scheme for monitoring tool breakage". *Journal of Intelligent Manufacturing* 11 (1) pp. 85-101.
- Chen JC, Chen JC (2005). "An artificial-neural-networks-based in-process tool wear prediction system in milling operations". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 25 (5-6) pp. 427-434.
- Chen SH, Chou JH, Li JJ (2002). "Optimal grey-fuzzy controller design for a constant turning force system". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 42 (3) pp. 343-455.
- Chen S-L, Chang T-H (2001). "Using a data fusion neural network in the tool wear monitoring of a computer numerical control turning machine". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 215 (9) pp. 1241-1255.
- Chen WR (2007). "Parametric studies on buckling loads and critical speeds of microdrill bits". *International Journal of Mechanical Sciences* 49 pp. 935-949 DOI: 10.1016/j.ijmecsci.2007.01.005.
- Chen X, Li B (2007). "Acoustic emission method for tool condition monitoring based on wavelet analysis". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 33 (9-10) pp. 968-976 DOI: 10.1243/09544054JEM541.
- Chern G-L, Lee H-J (2006). "Using workpiece vibration cutting for micro-drilling". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 27 pp. 688-692 DOI: 10.1007/s00170-004-2255-8.

- 
- Chou YK (2003). "Hard turning of M50 steel with different microstructures in continuous and intermittent cutting". *Wear* 255 (7) pp. 1388-1394 DOI: 10.1016/S0043-1648(03)00102-9.
- Coelho RT, Arai R, Watanuki HM, Borges E (2006). "An experimental investigation on wear aspects of tapping operation on hardened steels". *Machining Science and Technology* 10 (2) pp. 235-250 DOI: 10.1080/10910340600710097.
- Croitoru C, Severincu M, Belous V (2001). "A solution for the multi-criteria optimisation of the cutting process". *Buletinul Institutului Politehnic din Isai XLVII (LI)* pp. 83-90.
- Cus F, Balic J (2003). "Optimization of cutting process by GA approach". *Robotics and Computer Integrated Manufacturing* 19 (1-2) pp. 113-121.
- Cus F, Zuperl U, Milfelner M (2006). "Dynamic neural network approach for tool cutting force modelling of end milling operations". *International Journal of General Systems* 35 (5) pp. 603-618.
- De Cristofaroa S, Funaroa N, Feritia G, Rostagnoc M, Comoglioc M, Merlob A, Stefaninia C, Darioa P (2012). "High-speed micro-milling: Novel coatings for tool wear reduction". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 63 pp. 16-20 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2012.07.005.
- Deris, A. M., Zain, A. M. and Sallehuddin, R. Overview of Support Vector Machine in Modeling Machining Performances. International Conference on Advances in Engineering 2011 2011 24 308-312.
- Dilma DE, Lsiter PM, J. LN (1997). "Neural Network Solutions to the Tool Condition Monitoring Problem in Metal Cutting—A Critical Review

- 
- of Methods". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 37 (9) pp. 1219-1241.
- Dimla DE (1999). "Application of perceptron neural networks to tool-state classification in a metal-turning operation". *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 12 (4) pp. 471-477 DOI: 10.1016/S0952-1976(99)00015-9.
- Dimla DE (2001). "Correlation of cutting force features with tool wear in a metal turning operation". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers -- Part B -- Engineering Manufacture* 215 (3) pp. 435-440.
- Ding Y, Ceglarek D, Shi J (2002). "Fault diagnosis of multistage manufacturing processes by using state space approach". *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 124 (2) pp. 313-322.
- Dini G (2003). "On-line prediction of delamination in drilling of GFRP by using a neural network approach". *Machining Science and Technology* 7 (3) pp. 295-314 DOI: 10.1081/MST-120025280.
- Dong, J., Hong, G. S. and Wong, Y. S. Bayesian support vector regression for tool condition monitoring and feature selection. 4th International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS2004) 2004.
- Dong J, Subrahmanyam KVR, Wong YS, Hong GS, Mohanty AR (2006). "Bayesian-inference-based neural networks for tool wear estimation". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 30 (9-10) pp. 797-807 DOI: 10.1007/s00170-005-0124-8.

- Dornfeld D, Min S, Takeuchi Y (2006). "Recent Advances in Mechanical Micromachining". *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 55 (2) pp. 745-768 DOI: 10.1016/j.cirp.2006.10.006.
- Dornfeld DA (1999). *Process monitoring for precision manufacturing*. Berkeley, CA (USA): Laboratory for Manufacturing Automation, University of California, ISBN Res. Reports 98/99.
- Dutta RK, Paul S, Chattopadhyay AB (2006). "The efficacy of back propagation neural network with delta bar delta learning in predicting the wear of carbide inserts in face". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 31 (5-6) pp. 434-442.
- Dweiri F, Al-Jarrah M, Al-Wedyan H (2003). "Fuzzy surface roughness modeling of CNC down milling of Alomic-79". *Journal of Materials Processing Technology* 133 pp. 266-275.
- Egashira, K. and Mizutani, K. Microdrillind and Micromilling of Brass using a 10 micrometer Diameter Tool. 6th International Conference on Progress of Machining Technology 2000 213-217.
- Feng J, Kim B, Shih A, Ni J (2009). "Tool wear monitoring for micro-end grinding of ceramic materials". *Journal of Materials Processing Technology* 209 (11) pp. 5110-5116 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2009.02.009.
- Fernández JL, García E (2009). "The PSO family: deduction, stochastic analysis and comparison". *Swarm Intelligence* 3 (4) pp. 245-273 DOI: 10.1007/s11721-009-0034-8.
- Filho JMC, Teixeira CR, Schroeter RB (2005). "Prediction of the cutting tool edge position and orientation accuracy through error synthesis of spindle elements". *Proceedings of the Institution of Mechanical*

- 
- Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 219 (6) pp. 477-482 DOI: 10.1243/095440505X32319.
- Fu, P. and Hope, A. D. The Application of B-Spline Neurofuzzy Networks for Condition Monitoring of Metal Cutting Tool. PRICAI 2006: Trends in Artificial Intelligence, 9th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence 2006 1078-1082.
- Fu L, Linga SF, Tseng CH (2007). "On-line breakage monitoring of small drills with input impedance of driving motor". *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 pp. 457-465 DOI: 10.1016/j.ymssp.2005.04.004.
- Gan, C. and Danai, K. Fault diagnosis with model-based recurrent neural network. IMECE' 2000 (ASME Dynamic Systems and Control Division) 2000.
- Gandarias E, Dimov S, Pham DT, Ivanov A, Popov K, Lizarralde R, Arrazola PJ (2006). "New methods for tool failure detection in micromilling". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 220 (2) pp. 137-144 DOI: 10.1243/095440506X77562.
- Gao, H. and Xu, M. Intelligent tool condition monitoring system for turning operations. Second International Symposium on Neural Networks 2005 883-889.
- Haber RE, Alique JR (2004). "Nonlinear internal model control using neural networks: an application for machining processes". *Neural Computing and Applications* 13 (1) pp. 47-55 DOI: 10.1007/s00521-003-0394-8.
- Haber RE, Alique JR, Alique A, Hernández J, Uribe-Etxebarria R (2003). "Embedded fuzzy-control system for machining processes: Results

- of a case study". *Computers in Industry* 50 (3) pp. 353-366 DOI: 10.1016/S0166-3615(03)00022-8.
- Haber RE, Cantillo K, Jiménez JE (2005). "Networked sensing for high-speed machining processes based on CORBA". *Sensors and Actuators* 119 pp. 418-426.
- Haber RE, Jiménez JE, Peres CR (2004). "An investigation of tool-wear monitoring in a high-speed machining process". *Sensors and Actuators* 116 pp. 539-545.
- Hagan MT, Demuth HB, Bcale M (2002). *Neural Network Desing*. Thomson Learning, (USA): PWS Publishing Company, ISBN 7-111-10841-8.
- Hashiguchi K, Ueno M, Ozaki T (2012). "Elastoplastic model of metals with smooth elastic-plastic transition". *Acta Mechanica* 223 (5) pp. 985-1013 DOI: 10.1007/s00707-012-0615-2.
- Heinemann R, Hinduja S (2012). "A new strategy for tool condition monitoring of small diameter twist drills in deep-hole drilling". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 52 (1) pp. 69-76 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2011.09.002.
- Heinemann R, Hinduja S, Barrow G (2007). "Use of process signals for tool wear progression sensing in drilling small deep holes". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 33 (3-4) pp. 243-250 DOI: 10.1007/s00170-006-0459-9.
- Holthaus MG, Twardy S, Stolle J, Reimer O, Treccani L, Brinksmeier E, Rezwan K (2012). "Micromachining of ceramic surfaces: Hydroxyapatite and zirconia". *Journal of Materials Processing Technology* 212 pp. 614-624 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2011.06.007.

- Hsueh Y-H, Yang C-Y (2008). "Prediction of tool breakage in face milling using support vector machine". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 37 (9-10) pp. 872-880.
- Hu YH, Hwang JN (2002). *Handbook of NEURAL NETWORK SIGNAL PROCESSING*. Boca Raton, Florida, (USA): CRC Press LLC, ISBN 0-8493-2359-2.
- Huang CK, Wang LG, Tang HC, Tang YS (2006). "Automatic laser inspection of outer diameter, run-out and taper of micro-drills". *Journal of Materials Processing Technology* 171 pp. 306-313 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2005.06.085.
- Huang LH, Chen JC (2004). "A fuzzy-nets-based in-process surface roughness prediction system in turning operations". *International Journal of Knowledge Based Intelligent Engineering Systems* 8 (1) pp. 37-44.
- Huang NE, Shen SS (2005). *Hilbert-Huang Transform and Its Applications*. Hackensack, NJ, USA; Covent Garden, London, (UK): World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.
- Huang PT, Chen JC (2000). "Neural network-based tool breakage monitoring system for end milling operations". *Journal of Industrial Technology* 16 (2).
- Huo D, Cheng K, Wardle F (2010). "A holistic integrated dynamic design and modelling approach applied to the development of ultra precision micro-milling machines". *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 50 pp. 335-343 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2009.10.009.
- Hwang JH, Oh YT, Kwon WT, Chu CN (2003). "In-process estimation of radial immersion ratio in face milling using cutting force".

---

*International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 22 (3-4) pp. 313-320 DOI: 10.1007/s00170-002-1488-7.

Jakobsen ML, Wilkinson P, Barton JS, Reuben RL, Harvey D, Jones JDC (2006). "The effects of progressive wear on the frequency characteristic of acoustic emission acquired during face milling". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 220 pp. 803-810 DOI: 10.1243/095440505X69355.

Jämsä-Jounela SL, Vermasvuori M, Endén P, Haavisto S (2003). "A process monitoring system based on the Kohonen self-organizing maps". *Control Engineering Practice* 11 (1) pp. 83-92.

Jang R (1993). "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System". *IEEE Transaction on system, Man and Cybernetics* 23 (3).

Jemielniak K, Arrazola PJ (2008). "Application of AE and cutting force signals in tool condition monitoring in micro-milling". *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 1 (2) pp. 97-102 DOI: 10.1016/j.cirpj.2008.09.007.

Jemielniak K, Bombinski, Aristimuno PX (2008). "Tool condition monitoring in micromilling based on hierarchical integration of signal measures". *CIRP Annals - Manufacturing Technology* 57 pp. 121-124 DOI: 10.1016/j.cirp.2008.03.053.

Jemielniak K, Bombinski S (2006). "Hierarchical strategies in tool wear monitoring". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 220 (3) pp. 375-381 DOI: 10.1243/095440505X32841.

Jemielniak K, Urbanski T, Kossakowska J, Bombinski S (2012). "Tool condition monitoring based on numerous signal features".

- 
- International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 59 (1-4) pp. 73-81 DOI: 10.1007/s00170-011-3504-2.
- Kanga IS, Kimb JS, Kangc MC, Leed KY (2008). "Tool condition and machined surface monitoring for micro-lens array fabrication in mechanical machining". *Journal of Materials Processing Technology* 201 (1-3) pp. 585-589 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2007.11.187.
- Karthikeyan G, Ramkumar J, Dhamodaran S, Aravindan S (2010). "Micro electric discharge milling process performance: An experimental investigation". *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 50 pp. 718-724 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2010.04.007.
- Kassim AA, Mian Z, Mannan MA (2006). "Tool condition classification using Hidden Markov Model based on fractal analysis of machined surface textures". *Machine Vision and Applications* 17 pp. 327-336 DOI: 10.1007/s00138-006-0038-y.
- Ke L-L, Wang Y-S, Yang J, Kitipornchai S (2012). "Nonlinear free vibration of size-dependent functionally graded microbeams". *International Journal of Engineering Science* 50 (1) pp. 256-267 DOI: 10.1016/j.ijengsci.2010.12.008.
- Keraita JN, Oyango HJ, Misoi GK (2001). "Lathe stability charts via acoustic emission monitoring". *African Journal of Science and Technology* 2 (2) pp. 81-93.
- Kim DW, Leeb YS, Park MS, Chuc CN (2009). "Tool life improvement by peck drilling and thrust force monitoring during deep-micro-hole drilling of steel". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 49 (3-4) pp. 246-255 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2008.11.005.

- Kirby ED, Chen JC (2007). "Development of a fuzzy-nets-based surface roughness prediction system in turning operations". *Computers and Industrial Engineering* 53 (1) pp. 30-42.
- Kirby ED, Chen JC, Zhang JZ (2006). "Development of a fuzzy-nets-based in-process surface roughness adaptive control system in turning operations". *Expert Systems with Applications* 30 (4) pp. 592-604.
- Klir GJ, Yuan B (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic - Theory and Applications*. Upper Saddle River, NJ, (USA): Prentice Hall Inc., ISBN 0-13-1011171-5.
- Ko, J. H. and Heisel, U. Mechanistic Cutting Force Model for Micro Ball-end milling. 2th International Conference on Micromanufacturing 2007 31.
- Ko TJ, Kim HS (1998). "Autonomous cutting parameter regulation using adaptive modeling and genetic algorithms". *Precision Engineering* 22 (4) pp. 243-251.
- Kondo, E. and Shimana, K. Monitoring of Prefailure Phase and Detection of Tool Breakage in Micro-Drilling Operations. Fifth CIRP Conference on High Performance Cutting 2012 2012 1 581-586.
- Kothamasu R, Huang S, Verdiun H (2005). "Comparison of computational intelligence and statistical methods in condition monitoring for hard turning". *International Journal of Production Research* 43 (3) pp. 597-610.
- Kumar M, Dotson K, Melkote SN (2010). "An experimental technique to detect tool-workpiece contact in micromilling". *Journal of Manufacturing Processes* 12 pp. 99-105 DOI: 10.1016/j.jmapro.2010.08.001.

- Kwak J-S, Ha M-K (2004). "Intelligent diagnostic technique of machining state for grinding". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 23 (5-6) pp. 436-443 DOI: 10.1007/s00170-003-1899-0.
- Kwon Y, Ertekin Y, Tseng T-L (2004). "Characterization of Tool Wear Measurement with Relation to the Surface Roughness in Turning". *Machining Science and Technology* 8 (1) pp. 39-51.
- Kwon Y, Jeong MK, Omitaomu OA (2006). "Adaptive support vector regression analysis of closed-loop inspection accuracy". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 45 (6) pp. 603-610.
- Landers RG, Ulsoy AG, Furness RJ (2002). *Process monitoring and control of machining operations*. Boca Raton, FL (USA): CRC Press.
- Lee, Lee HG, Kim PJ, Bang KG (2003). "Micro-drilling of alumina green bodies with diamond grit abrasive micro-drills". *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 43 pp. 551-558 DOI: 0.1016/S0890-6955(03)00021-X.
- Lee K, Dornfeld DA (2005). "Micro-burr formation and minimization through process control". *Precision Engineering* 29 pp. 246-252 DOI: 10.1016/j.precisioneng.2004.09.002.
- Lee K-J, Lee T-M, Yang M-Y (2007). "Tool wear monitoring system for CNC end milling using a hybrid approach to cutting force regulation". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 32 (1-2) pp. 8-17 DOI: 10.1007/s00170-005-0350-0.
- Lee SL, Dornfeld DA (2007). "Prediction of burr formation during face milling using an artificial neural network with optimized cutting conditions". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*,

---

*Part B: Journal of Engineering Manufacture* 221 (12) pp. 1705-1714  
DOI: 10.1243/09544054JEM870.

- Lee SS, Chen JC (2003). "On-line surface roughness recognition system using artificial neural networks system in turning operations". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 22 (7-8) pp. 498-509.
- Li C, Lia X, Li H, Ni J (2007). "Modeling of three-dimensional cutting forces in micro-end-milling". *Journal of Micromechanics and Microengineering* 17 pp. 671-678 DOI: 10.1088/0960-1317/17/4/001.
- Li X (2001a). "Detection of tool flute breakage in end milling using feed-motor current signatures". *IEEE Transactions on Mechatronics* 6 (4) pp. 491-498.
- Li X (2001b). "Real-time tool wear condition monitoring in turning". *International Journal of Production Research* 39 (5) pp. 981-992 DOI: 10.1080/00207540010005745.
- Li X (2002). "A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 42 (2) pp. 157-165.
- Li X, Djordjevich A, Venuvinod PK (2000a). "Current-sensor-based feed cutting force intelligent estimation and tool wear condition monitoring". *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 47 (3) pp. 697-702.
- Li X, Dong S, Venuvinod PK (2000b). "Hybrid learning for tool wear monitoring". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 16 (5) pp. 303-307 DOI: 10.1007/s001700050161.

- Li X, Tso SK, Wang J (2000c). "Real-time tool condition monitoring using wavelet transforms and fuzzy techniques". *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics* 30 (3) pp. 352-357.
- Li X, Yao X, Yuan Z (1997). "On-line tool condition monitoring system with wavelet fuzzy neural network". *Journal of Intelligent Manufacturing* 8 (4) pp. 271-276 DOI: 10.1023/A:1018585527465.
- Liang, S. Y., Hecker, R. L. and Landers, R. G. Machining process monitoring and control: the state-of-the-art. ASME International Mechanical Engineering Congress & Exposition (IMECE 2002) 2002.
- Liang M, Yeap T, Hermansyah A (2004a). "A fuzzy system for chatter suppression in end milling". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 218 (4) pp. 403-417.
- Liang SY, Hecker RL, Landers RG (2004b). "Machining process monitoring and control: The state-of-the-art". *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 126 (2) pp. 297-310 DOI: 10.1115/1.1707035.
- Liao TW, Hua G, Qu J, Blau PJ (2006). "Grinding wheel condition monitoring with hidden Markov model-based clustering methods". *Machining Science & Technology* 10 (4) pp. 511-538 DOI: 10.1080/10910340600996175.
- Lin SY, Lin JC, Lin CC, Jywe WY, Lin BY (2006). "Life prediction system using a tool's geometric shape for high-speed milling". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 30 pp. 620-630 DOI: 10.1007/s00170-005-0116-8.

- Linke B, Huang Y, Dornfeld D (2012). "Establishing Greener Products and Manufacturing Processes". *INTERNATIONAL JOURNAL OF PRECISION ENGINEERING AND MANUFACTURING* 13 (7) pp. 1029-1036 DOI: 10.1007/s12541-012-0134-z.
- Luo XK, Cheng K, Luo XC, Liu XW (2005). "A simulated investigation on the machining instability and dynamic surface generation". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 26 (7-8) pp. 718-725 DOI: 10.1007/s00170-004-2057-z.
- Ma, Y. H. and Landers, R. G. Supervision of machining process controllers: a turning simulation example. Japan-USA Symposium on Flexible Automation 2000.
- Malekian M, Park SS, Jun M (2009a). "Modeling of dynamic micro-milling cutting forces". *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 49 pp. 586-598 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2009.02.006.
- Malekian M, Parka SS, Junb M (2009b). "Tool wear monitoring of micro-milling operations". *Journal of Materials Processing Technology* 209 (10) pp. 4903-4914 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2009.01.013.
- Marzi H (2005). "High speed RT monitoring system using neural networks". *International Journal of Software Engineering* 15 (2) pp. 439-445.
- Matsubara, A., Kakino, Y., Ogawa, T., Nakagawa, H. and Sato, T. Monitoring of cutting forces in end milling for intelligent machine tools. 5th International Conference on Progress of Machining Technology 2000.

- Mcneill FM, Thro E (1994). *Fuzzy Logic - A practical approach*. 1300 Boylston Street, Chestnut Hill, MA 02167, (USA): Academic Press, Inc., ISBN 0-12-485965-8.
- Mesina OS, Langari R (2001). "A neuro-fuzzy system for tool condition monitoring in metal cutting". *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 123 (2) pp. 312-318 DOI: dx.doi.org/1115/1.1363599.
- Natarajan U, Periasamy VM, Saravanan R (2007). "Application of particle swarm optimisation in artificial neural network for the prediction of tool life". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 31 (9-10) pp. 871-876 DOI: 10.1007/s00170-005-0252-1.
- Obiwaka T, Kaseda C, Matsumura T, Gong WG, Shirakashi T (1996). "Tool wear monitoring for optimizing cutting conditions". *Journal of Materials Processing Technology* 62 (4) pp. 374-379 DOI: 10.1016/S0924-0136(96)02438-7.
- Oh YT, Kim GD, Chu CN (2003). "Design of a drilling torque controller for a machining center". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 22 pp. 329-335 DOI: 10.1007/s00170-002-1503-z.
- Ojha DK, Dixit US (2005). "An economic and reliable tool life estimation procedure for turning". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 26 (7-8) pp. 726-732 DOI: 10.1007/s00170-003-2049-4.
- Osgood B (2009). *The Fourier Transform and its Applications*.
- Otto, T. and Kurik, L. A digital measuring module for tool wear estimation. 13th DAAAM International Symposium 2002.

- Ozturk S, Altan E (2012). "A slip-line approach to the machining with rounded-edge tool". *Production Engineering Resort Development* DOI: 10.1007/s00170-012-3941-6.
- Palani S, Natarajan U (2011). "Prediction of surface roughness in CNC end milling by machine vision system using artificial neural network based on 2D Fourier transform". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 54 (9-12) pp. 1033-1042 DOI: 10.1007/s00170-010-3018-3.
- Panda SS, Chakraborty D, Pa SK (2007). "Monitoring of drill flank wear using fuzzy back-propagation neural network". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 34 (3-4) pp. 227-235.
- Park J-S (2004). *The prediction of chatter stability in hard turning*. Atlanta, GA (USA): Georgia Institute of Technology.
- Park SS, Malekian M (2009). "Mechanistic modeling and accurate measurement of micro end milling forces". *CIRP Annals - Manufacturing Technology* DOI: 10.1016/j.cirp.2009.03.060.
- Patel BR, Mann BP, Young KA (2008). "Uncharted islands of chatter instability in milling". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 48 (1) pp. 124-134.
- Patra K, Pal SK, Bhattacharyya K (2007). "Application of wavelet packet analysis in drill wear monitoring". *Machining Science and Technology* 11 (3) pp. 413-432 DOI: 10.1080/10910340701539908.
- Pontuale, G., Farrelly, F. A., Petri, A., Pitolli, L. and Krogh, F. Properties of acoustic emission signals for tool condition monitoring (TCM) applications. 17th International Congress on Acoustic 2001.

- Pontuale G, Farrelly FA, Petri A, Pitolli L (2003). "A statistical analysis of acoustic emission signals for tool condition monitoring (TCM)". *Acoustics Research Letters Online* 4 (1) pp. 13-18 DOI: 10.1121/1.1532370.
- Potdar YK, Zehnder AT (2004). "Temperature and deformation measurements in transient metal cutting". *Experimental Mechanics* 44 (1) pp. 1-9 DOI: 10.1177/0014485104039623.
- Prickett PW, Siddiqui RA, Grosvenor RI (2011). "The development of an end-milling process depth of cut monitoring system". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 52 (1-4) pp. 89-100 DOI: 10.1007/s00170-010-2711-6.
- Quinn D (2012). "Modal analysis of jointed structures". *Journal of Sound and Vibration* 331 (1) pp. 81-93 DOI: 10.1016/j.jsv.2011.08.017.
- Quintana G, Ciurana J (2011). "Chatter in machining processes: A review". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 51 (5) pp. 363-376.
- Quiza R, Davim P (2009). *Computational Modeling of Machining Systems*. Londres (UK): Intelligent Machining, ISBN 978-1848211292.
- Rahman M, Senthil A, Prakash JRS (2001). "Micro milling of pure copper". *Journal of Materials Processing Technology* 116 pp. 39-43.
- Ramík J (2001). *Soft Computing: Overview and Recent Developments in Fuzzy Optimization*. Listopad:.
- Rao CHS, Rao DN, Rao RNS (2006). "Online prediction of diffusion wear on the flank through tool tip temperature in turning using artificial neural networks". *Proceedings of the Institution of Mechanical*

- 
- Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 220 (12) pp. 2069-2076 DOI: 10.1243/09544054JEM541.
- Rao CHS, Srikant RR (2004). "Tool wear monitoring - an intelligent approach". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 218 (8) pp. 905-912.
- Rehorn AG, Jiang J, Orban PE, Bordatchev EV (2005). "State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring: a review". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 26 (7-8) pp. 693-710 DOI: 10.1007/s00170-004-2443-6.
- Reñones A, Miguel LJ, Perán JR (2009). "Experimental analysis of change detection algorithms for multitooth machine tool fault detection". *Mechanical Systems and Signal Processing* 23 (7) pp. 2320-2335.
- Risbood KA, Dixit US, Sahasrabudhe AD (2003). "Prediction of surface roughness and dimensional deviation by measuring cutting forces and vibrations in turning process". *Journal of Materials Processing Technology* 132 (1) pp. 203-214.
- Ross TJ (2004). *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, (UK): John Wiley & Sons, Inc, ISBN 0-470-86075-8.
- Saglam H, Unuvar A (2001). "Three-component, strain gage based milling dynamometer design and manufacturing". *Transactions of the Society for Design and Process Science* 5 (2) pp. 95-109.
- Scheffer C, Engelbrecht H, Heyns PS (2005). "A comparative evaluation of neural networks and hidden Markov models for monitoring turning tool wear". *Neural Computing & Application* 14 (4) pp. 325-336 DOI: 10.1007/s00521-005-0469-9.

- Scheffer C, Kratz H, Heyns PS, Klocke F (2003). "Development of a tool wear-monitoring system for hard turning". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 43 pp. 973-985.
- Sharma RS, Upadhyay V, Raj KH (2009). "Neuro-fuzzy modeling of hot extrusion process". *Indian Journal of Engineering & Materials Sciences* 16 pp. 86-92.
- Sharma V, Sharma S, Sharma A (2007). "An approach for condition monitoring of a turning tool". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 221 (4) pp. 635-648 DOI: 10.1243/09544054JEM765.
- Sharma VS, Sharma, Sharma AK (2008). "Cutting tool wear estimation for turning". *Journal of Intelligent Manufacturing* 19 pp. 99-108 DOI: 10.1007/s10845-007-0048-2.
- Shaw MC (1984). *Metal Cutting Principles*. New York, (USA): Oxford University Press, ISBN 0-19-859002-4.
- Shenoi BA (2005). *Introduction To Digital Signal Processing And Filter Design*. Hoboken, New Jersey, (USA): John Wiley & Sons, Inc.
- Shi D, Gindy NN (2007). "Tool wear predictive model based on least squares support vector machines". *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 (4) pp. 1799-1814.
- Shimana, K., Kondo, E., Shigemori, D., Yamashita, S., Kawano, Y. and Kawagoishi, N. An Approach to Compensation of Machining Error Caused by Deflection of End Mill. 5th CIRP Conference on High Performance Cutting 2012 2012 1 677-678.
- Sick B (2002). "On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: a review of more than a decade of

- 
- research". *Mechanical Systems and Signal Processing* 16 (4) pp. 487-546 DOI: 10.1006/mssp.2001.1460.
- Siler W, Buckley JJ (2005). *Fuzzy Expert Systems and Fuzzy Reasoning*. Hoboken, New Jersey, (USA): John Wiley & Sons, Inc.
- Silva RG, Baker KJ, Wilcox SJ, Reuben RL (2000). "The adaptability of a tool wear monitoring system under changing cutting conditions". *Mechanical Systems and Signal Processing* 14 (2) pp. 287-298.
- Silva RG, Reuben RL, Baker KJ, Wilcox SJ (1998). "Tool wear monitoring of turning operations by neural network and expert system classification of a feature set generated from multiple sensors". *Mechanical Systems and Signal Processing* 12 (2) pp. 319-332.
- Silva RG, Wilcox SJ, Reuben RL (2006). "Development of a system for monitoring tool wear using artificial intelligence techniques". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 220 (8) pp. 1333-1346 DOI: 10.1243/09544054JEM328.
- Singh AK, Panda SS, Chakraborty D, Pal SK (2006). "Predicting drill wear using an artificial neural network". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 28 (5-6) pp. 456-462.
- Stein JL, Huh K (2002). "Monitoring cutting forces in turning: A model-based approach". *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 124 (1) pp. 26-31.
- Storch B, Zawada A (2012). "Distribution of unit forces on the tool edge rounding in the case of finishing turning". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 60 (5-8) pp. 453-461 DOI: 10.1007/s00170-011-3617-7.

- Su C, Hino J, Yoshimura T (2000). "Prediction of chatter in high-speed milling by means of fuzzy neural networks". *International Journal of Systems Science* 31 (10) pp. 1323-1330 DOI: 10.1080/00207720050165825.
- Sun J, Rahman M, Wong YS, Hong GS (2004). "Multiclassification of tool wear with support vector machine by manufacturing loss consideration". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 44 (11) pp. 1179-1187 DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2004.04.003.
- Suprock CA, Roth JT (2007). "Methods for on-line directionally independent failure prediction of end millind cutting tools". *Machining Science and Technology* 11 (1) pp. 1-43 DOI: 10.1080/10910340601174806.
- Szabelski, K., Warminski, J., Litak, G., Lipski, K. and Zaleski, K. Identification of cutting processs using neural network. 1999 47-50.
- Szalay T, Alpek F, Monostori L, Markos S, Viharos Z (1996). "Investigation of machined surfaces using artificial intelligence methods".
- Szydlowski M, Powalka B (2011). "Chatter detection algorithm based on machine vision". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 57 (9-12) DOI: 10.1007/s00170-011-3816-2.
- Tang W-C, Lu S-W, Tsai C-M, Kao C-Y, Lee H-H (2007). "Harmonic Parameters with HHT and Wavelet Transform for Automatic Sleep Stages Scoring". *World Academy of Science, Engineering and Technology* 33.

- Tansel I, Arkan TT, Bao WY, Mahedrakan N, Shisler B, Smith D, McCool M (2000a). "Tool wear estimation in micro-machining. Part I: tool usage - cutting forces relationship". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 40 (4) pp. 599-608.
- Tansel I, Arkan TT, Bao WY, Mahedrakan N, Shisler B, Smith D, McCool M (2000b). "Tool wear estimation in micro-machining. Part II: neural-network-based periodic inspector for non-metals". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 40 (4) pp. 609-620.
- Tsai MK, Lee BY, Yu SF (2005). "A predicted modelling of tool life of high-speed milling for SKD61 tool steel". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 26 (7-8) pp. 711-717 DOI: 10.1007/s00170-003-1596-z.
- Tseng P-C, Teng W-C (2004). "The design of a single-chip tool monitoring system for on-line turning operation". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 24 (5-6) pp. 404-414 DOI: 10.1007/s00170-003-1780-1.
- Uhlmann E, Piltz S, Schauer K (2005). "Micro milling of sintered tungsten-copper composite materials". *Journal of Materials Processing Technology* 167 pp. 402-407 DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2005.05.022.
- Verner M (1998). "Hilbert-Huang Transform, its features and application to the audio signal". *Proceedings of the Royal Society of London* 454 pp. 903-995.
- Viharos, Z. J. A general ANN model of turning and its application for surface roughness estimation using acoustic emission signal.

- MOSYCUT (Model-based monitoring systems for cutting tools and processes) Workshop 1998.
- Wang L, Mehrabi MG, Kannatey-Asibu E (2002). "Hidden Markov model-based tool wear monitoring in turning". *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 124 (3) pp. 651-658.
- Wang X, Wang W, Huang Y, Nguyen N, Krishnakumar K (2008). "Design of neural network-based estimator for tool wear modeling in hard turning". *Journal of Intelligent Manufacturing* 19 (4) pp. 383-396.
- Watanabe H, Tsuzakaa H, Masudab M (2008). "Microdrilling for printed circuit boards (PCBs)—Influence of radial run-out of microdrills on hole quality". *Precision Engineering* 32 pp. 329-335 DOI: 10.1016/j.precisioneng.2008.02.004.
- Widodo A, Yang B-S (2007). "Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis". *Mechanical Systems and Signal Processing* 21 (6) pp. 2560-2574.
- Wu J, Liu Z (2010). "Modeling of flow stress in orthogonal micro-cutting process based on strain gradient plasticity theory". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 46 (1-4) pp. 143-149 DOI: 10.1007/s00170-009-2049-0.
- Xiaoqi C, Hao Z, Wildermuth D (2001). *In-process tool monitoring through acoustic emission sensing*. Singapore: Singapore Institute of Manufacturing Technology, ISBN Tech. Rep. AT/01/014.
- Yen C-L, Lu M-., Chen J-L (2012). "Applying the self-organization feature map (SOM) algorithm to AE-based tool wear monitoring in micro-cutting". *Mechanical Systems and Signal Processing* DOI: 10.1016/j.ymsp.2012.05.001.

- Yih-Fong T, Fu-Chen C (2006). "Multiobjective process optimisation for turning of tool steels". *International Journal of Machining and Machinability of Materials* 1 (1) pp. 76-93.
- Yoon MC, Chin DH (2005). "Cutting force monitoring in the endmilling operation for chatter detection". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 219 (6) pp. 455-465 DOI: 10.1243/095440505X32292.
- Yumak O, Ertunc HM (2006). *Tool wear condition monitoring in drilling processes using fuzzy logic*. Berlin (Germany): Springer-Verlag.
- Zhang G, Khanchustambham RG (1992). *Neural network applications in on-line monitoring of a turning process*. Baltimore, MD (USA): Dept. of Mech. Engineering, University of Maryland, ISBN Tech. Rep. TR 92-110.
- Zhao, F., Mei, X., Du, Z., Tao, T. and Jiang, G. Online Evaluation Method of Machining Precision Based on Built in Signal Testing Technology. 45th CIRP Conference on Manufacturing Systems 2012 2012 3 144-146.
- Zhu K, Wong YS, Hong GS (2009a). "Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models". *Mechanical Systems and Signal Processing* 23 (2) pp. 547-560 DOI: 10.1016/j.ymsp.2008.04.010.
- Zhu K, Wong YS, Hong GS (2009b). "Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results". *International Journal of Machine Tools and Manufacture* 49 (7-8) pp. 537-553.
- Zonst AE (2004). *Understanding FFT Applications*. Titusville, FL, (USA): Citrus Press.

Zuperl U, Cus F, Reibenschuh M (2011). "Neural control strategy of constant cutting force system in end milling". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 27 (3) pp. 485-493 DOI: 10.1016/j.rcim.2010.10.001.