

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

Ing. Gerardo Beruvides López, Dr.C. Ramón Quiza Sardiñas

*Universidad de Matanzas “Camilo Cienfuegos”, Vía Blanca
km 3½, Matanzas, Cuba.*

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. A continuación se muestra un análisis de las principales técnicas que se reportan en la literatura para el monitoreo del desgaste en las herramientas de corte, destacando herramientas extracción de rasgos como: transformada rápida de Fourier, transformada de óndula y transformada de Hilbert-huang. Además técnicas de modelación de datos inteligentes como redes neuronales artificiales y sistemas neuro-borroso.

Palabras claves: *Monitoreo, Microtaladrado, Desgaste de la Herramienta, Extracción de rasgos, Modelación de datos.*

1. 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.

2. 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). 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. 2.

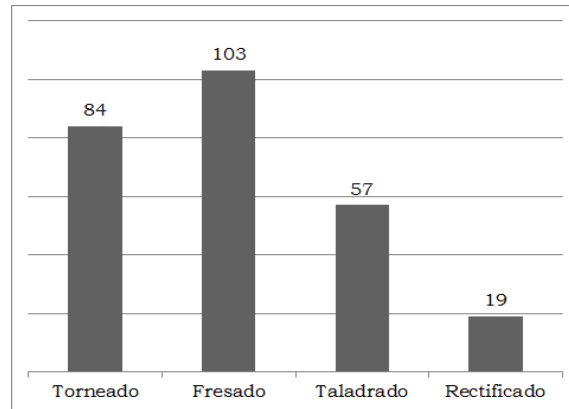


Figura 2 Publicaciones por procesos de corte

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.

La evolución de los procesos de fabricación de piezas en cuanto a requisitos de precisión, ha sido paulatina. El desarrollo de los procesos de maquinado en función de la precisión en la industria de construcción de maquinarias en los últimos 60 años se puede observar en Dornfeld y colaboradores (2006). Esto ha provocado que los investigadores adapten los sistemas ya probados en la macroescala en el monitoreo de procesos e micromaquinado. La Fig. 3 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 μm (Aligiri *et al.* 2010, Kim *et al.* 2009, Watanabe *et al.* 2008, Lee *et al.* 2003, Egashira & Mizutani 2000).

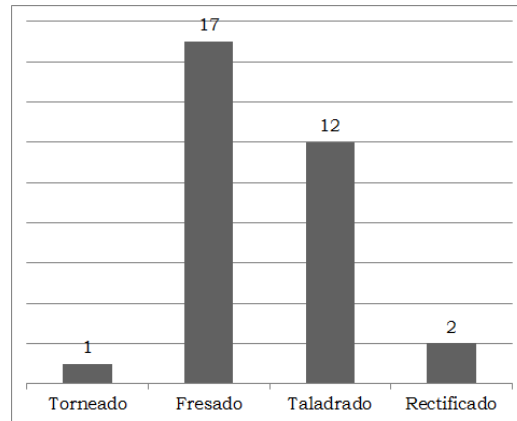


Figura 3 Publicaciones para la microescala

Como muestra la Fig. 3, 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.

3. Características generales de los sistemas de monitoreo

3.1 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, Haber *et al.* 2004, Obikawa *et al.* 1996), la vida útil (Aslantas *et al.* 2012, Lin *et al.* 2006, Tsai *et al.* 2005, Ojha & Dixit 2005), la rotura de la herramienta (Alaniz *et al.* 2006, Brophy *et al.* 2002), el acabado superficial de las piezas elaboradas (Abhang & Hameedullah 2012, Huang & Chen 2004), el fenómeno de las vibraciones autoexcitadas (*chatter*) (Quintana & Ciurana 2011, Szydłowski & Powalka 2011, Park 2004) y otros métodos para áreas muy específicas (Hashiguchi *et al.* 2012, Quinn 2012, Ke *et al.* 2012).

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.

3.2 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. 4) es el empleado. En muchos trabajos no existe la indicación de cual parámetro se usó para describir el desgaste.

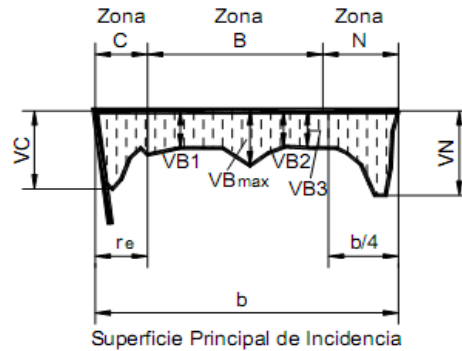


Figura 4 Medición del desgaste de flanco según ISO 3685

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.

3.3 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).

3.4 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.

3.5 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. 5 muestra las señales más utilizadas para el monitoreo de procesos de corte. 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).

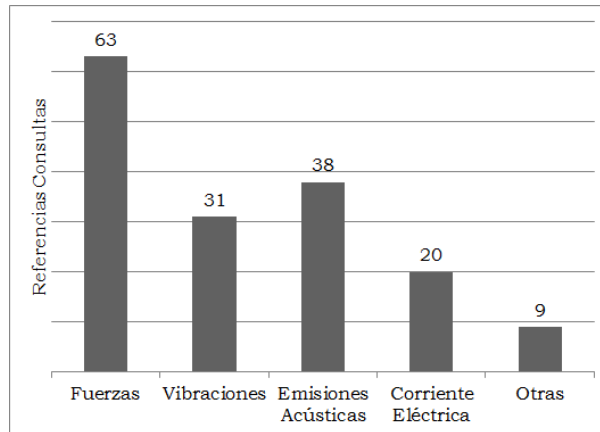


Figura 5 Señales más usadas para el monitoreo

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).

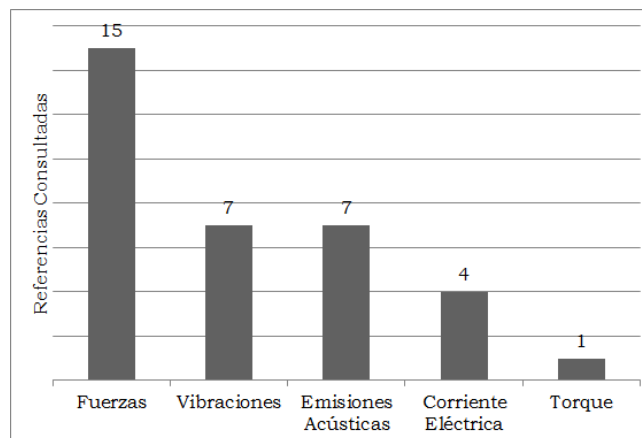


Figura 6 Señales más usadas en la microescala

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. 6. Además son muy comunes los sistemas de monitoreo que las combinan a ambas (Malekian *et al.* 2009a).

3.5.1 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.

3.5.2 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.

3.5.3 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).

3.5.4 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.

3.5.5 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.

4 Etapas de un sistema de monitoreo

4.1 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. 7, estableciendo (Sick 2002) los siguientes cinco niveles:

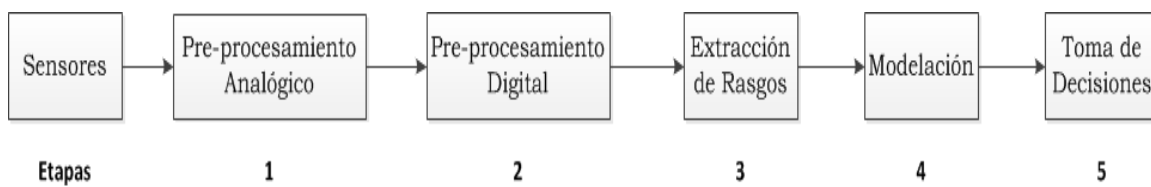


Figura 7 Etapas del monitoreo de señales

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.

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. 8, esta muestra cuales son los niveles más utilizados para el monitoreo.

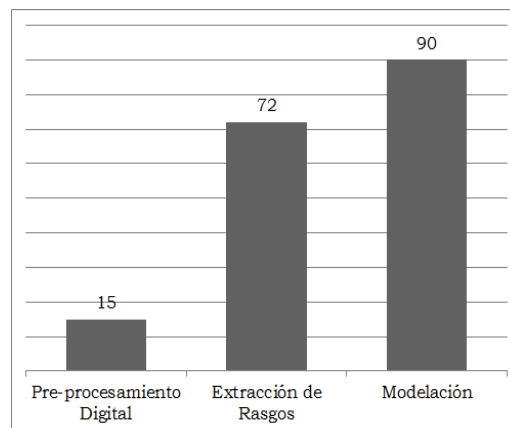


Figura 8 etapas más citadas en la literatura

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. 9 muestra de forma detallada las combinaciones más frecuentes para el monitoreo de las señales.

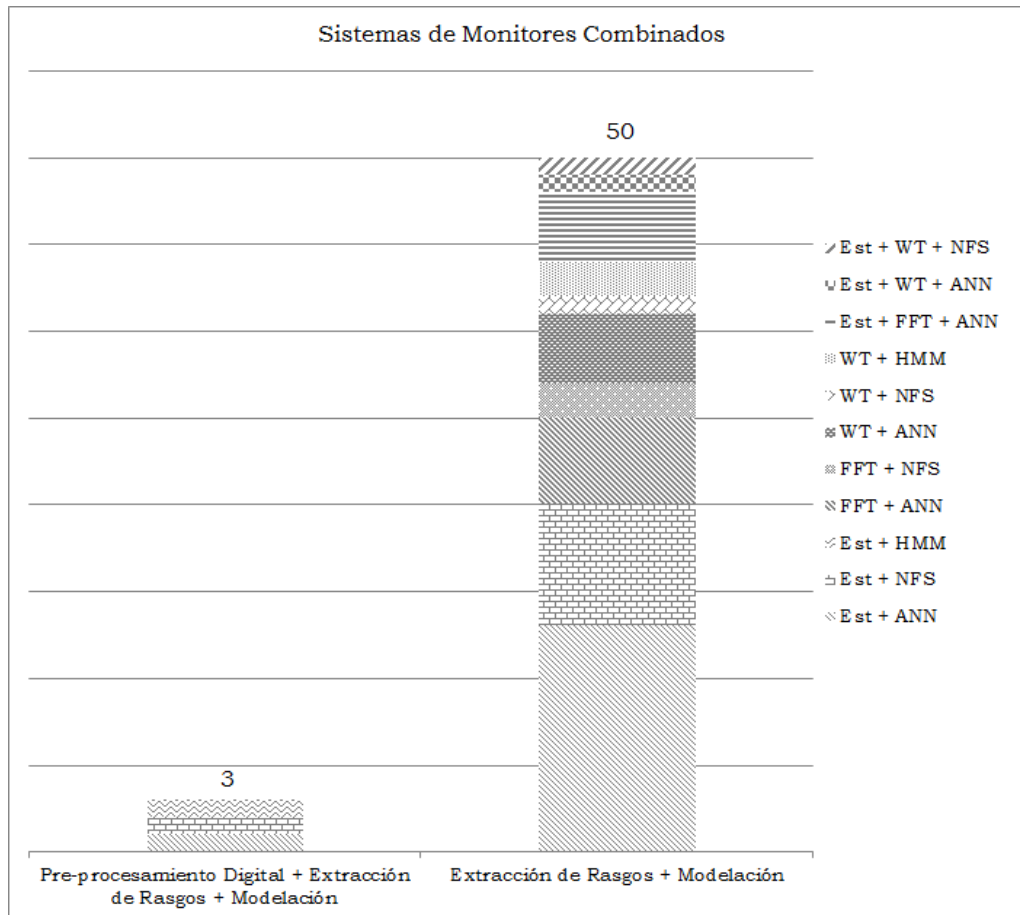


Figura 9 Sistemas de monitoreo combinados reportados en la literatura

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) 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).

4.2 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.

4.3 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.

4.4 Extracción de rasgos

4.4.1 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).

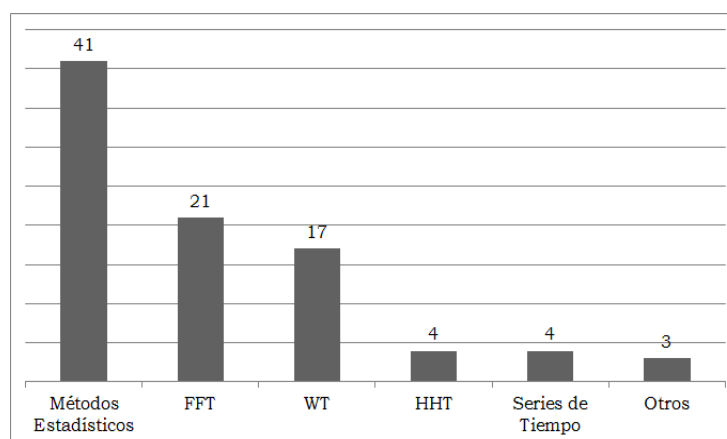


Figura 10 Técnicas más citadas para la extracción de rasgos

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 (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. 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 Linear</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).

4.4.2 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. 10, 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. 11 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.

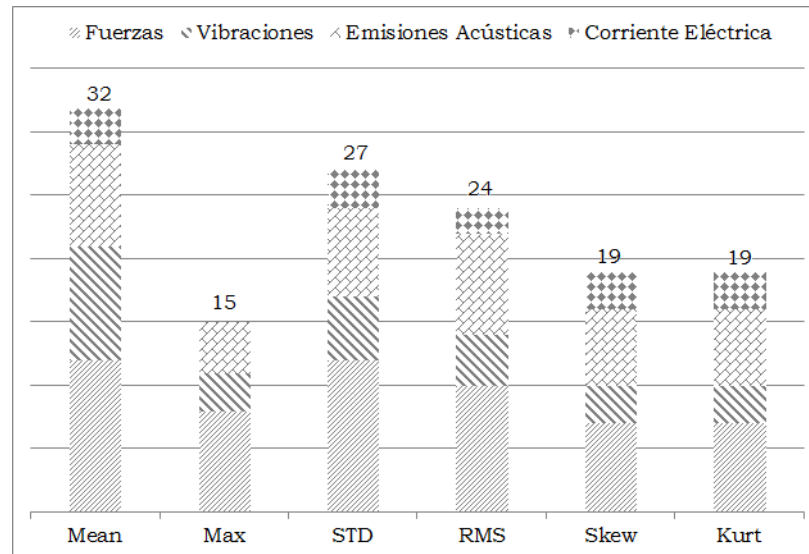


Figura 11 Estadígrafos más citados

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.

4.4.3 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, Brigham 1988), 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).

4.4.4 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. 12, 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.

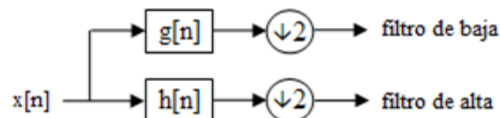


Figura 12 Diagrama en bloque del filtrado de una señal usando WT

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).

4.4.5 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). Este método permite analizar por separado la amplitud de la señal y la frecuencia a la que se transmite 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.

4.5 Modelación

4.5.1 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. 13. 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. 13 se citan en la literatura especializada pero no tienen el nivel de impacto de las anteriores.

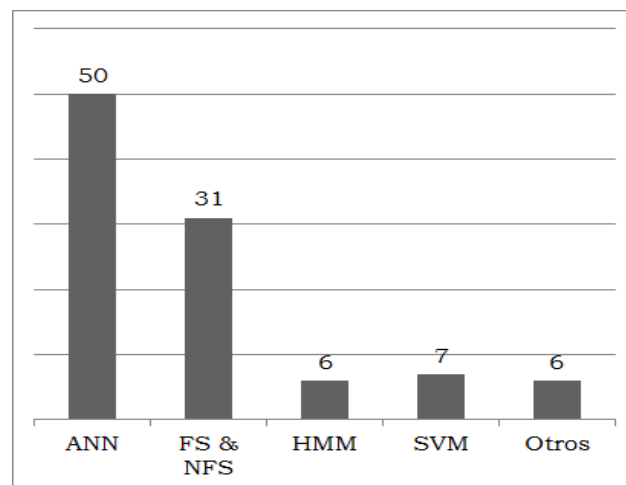


Figura 13 Técnicas más citadas para la modelación

4.5.2 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.

4.5.3 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. 14 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).

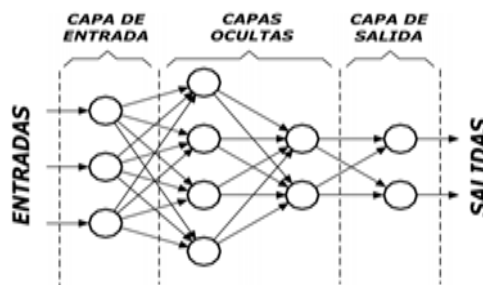


Figura 14 Esquema de las capas de una ANN

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), 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).

4.5.4 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 pudiera 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 15. 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)

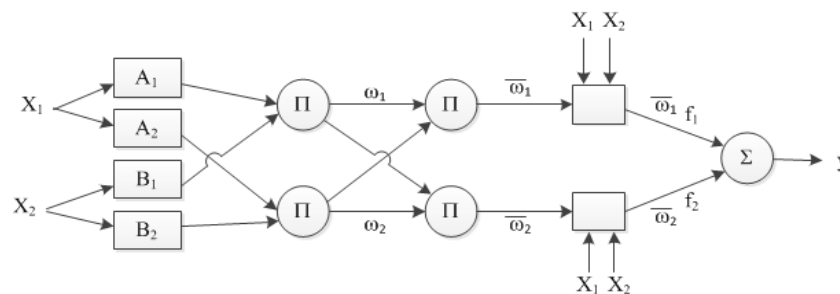


Figura 15 Arquitectura de ANFIS

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), pero en los últimos años se ha pasado a la aplicación de los NFS.

4.5.5 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).

4.6 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.

Bibliografía.

- 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.
- 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, Uzun I, Cicek A (2012). "Tool life and wear mechanism of coated and uncoated Al₂O₃/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.
- Biermann D, Baschin A, Krebs E, Schlenker J (2011). "Manufacturing of dies from hardened tool steels by 3-axis micromilling". *Production Engineering Research 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 (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.

- 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 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 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.
- 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.
- 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.

- 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 Alumic-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.
- 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.ymsp.2005.04.004.

- 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.
- 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, Kang 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.
- 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.
- 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, Verduin 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, 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.
- 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-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, 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.
- 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.
- 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*.
- Ozturk S, Altan E (2012). "A slip-line approach to the machining with rounded-edge tool". *Production Engineering Research 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 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.
- 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.
- 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, 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.
- 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.
- Suprock CA, Roth JT (2007). "Methods for on-line directionally independent failure prediction of end mill cutting tools". *Machining Science and Technology* 11 (1) pp. 1-43 DOI: 10.1080/10910340601174806.

- 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, Mahedrankan 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, Mahedrankan 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.
- 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.
- 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.
- 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.