MONITOREO DE LOS PROCESOS DE MAQUINADO UTILIZANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

**Dr. C. Ramón Quiza Sardiñas, Dr. C. Marcelino Rivas Santana, Lic. Omar López
Armas, Lic. Bárbaro Luis Peña Rodríguez.**

*Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de
Matanzas “Camilo Cienfuegos”, Autopista a Varadero km 3½,
Matanzas CP 44740, Cuba.*

Resumen.

En el trabajo se muestra el estado del arte de la aplicación de las herramientas de inteligencia artificial, en especial las llamadas técnicas de computación blanda, a l monitoreo y el control de los procesos de maquinado. Otros métodos computacionales no convencionales, tales como las máquinas de soporte vectorial, los modelos ocultos de Markov, la teoría bayesiana de la probabilidad y los métodos de grupo para manipulación de datos, también se incluyen. Se realiza un balance de las investigaciones realizadas hasta el momento y se muestran posibles tendencias futuras.

Palabras claves: Maquinado; Inteligencia artificial; Modelación; Monitoreo; Control..

1. Introducción.

1.1. Importancia de la modelación de los procesos de maquinado.

En el maquinado, como en cualquier otro proceso de manufactura, la modelación de sus parámetros físicos y técnicos es un aspecto clave, no sólo para comprender la naturaleza de los fenómenos involucrados, sino también para planificar, optimizar y controlar el propio proceso.

Los modelos matemáticos explícitos se requieren para estudiar y entender los principios físicos del proceso de corte de metales. En este sentido, no sólo los modelos analíticos sino también los empíricos son muy útiles. Ellos permiten descubrir las relaciones entre las variables involucradas en el proceso, detectando los posibles fenómenos físicos y validando su descripción analítica.

Por otro lado, los modelos son indispensables para planificar y optimizar los procesos de corte, ya que ellos relacionan las llamadas variables de decisión con los objetivos de optimización y con las restricciones del problema. La precisión de estos modelos tiene una notable influencia sobre los resultados del proceso de información.

Además, el monitoreo y el control automáticos de los procesos de maquinado juegan un papel importante en los sistemas modernos de fabricación inteligente. Con el objetivo de implementar sistemas de control y monitoreo realmente prácticos, se necesita contar con modelos que relacionen la variable monitoreada (controlada) con otros parámetros que puedan ser medidos con facilidad.

Por su importancia, una gran cantidad de investigación ha ido realizada en este campo; sin embargo, no hay un técnica universalmente aceptada para la modelación precisa de los procesos de corte. Debido a la compleja naturaleza de los procesos de maquinado, este es un objetivo muy ambicioso y, probablemente, pasará mucho tiempo antes de que sea alcanzado [Venuvinod y Cheng, 2004].

1.2. Breve Reseña Histórica.

Los modelos de corte pueden ser clasificados como analíticos y empíricos. En los primeros, las relaciones funcionales entre las variables involucradas se determinan a partir de leyes físicas, de acuerdo con la naturaleza propia de los fenómenos estudiados. Por el contrario, en los segundos, las relaciones se extraen solamente de datos experimentales, sin ningún conocimiento teórico.

Debido a la naturaleza de los procesos de corte, que involucran deformaciones plásticas, transferencia de calor, difusión, reacciones químicas y otros fenómenos complejos, en el maquinado, los modelos empíricos han obtenido más éxito que los analíticos.

En 1907, Taylor [Taylor, 1907] propuso el primer modelo conocido para un proceso de corte, relacionando la vida útil de la herramienta y la velocidad de corte. Posteriormente, la ecuación de Taylor fue generalizada para incluir otros parámetros de corte, como el avance y la profundidad de corte.

Modelos empíricos que relacionan otras variables, tales como fuerzas de corte [Sheikh-Ahmad *et al.*, 2007] o rugosidad superficial [Davim y Mata, 2005] [Benardos y Vosniakos, 2003] con los parámetros de corte, también fueron obtenidas en forma de ecuaciones de regresión estadística. Ocasionalmente, otras variables como la dureza [Poulachon *et al.*, 2001] o la geometría [Bissey-Breton *et al.*, 2006] [Özel y Karpas, 2005] se incluyeron en estos modelos.

Debido a las dificultades antes mencionadas, el desarrollo de modelos analíticos para los procesos de corte fue muy lento. Ellos se enfocaron primeramente en la explicación de los procesos de formación de la viruta. Pioneros en este campo fueron Tresca y Mallock, en el último cuarto del siglo XIX. Aunque ellos no propusieron modelos matemáticos, identificaron importantes aspectos de la formación de la viruta, tales como la plasticidad y la fricción en la interfaz entre la herramienta y la viruta.

El primer modelo analítico fue realmente propuesto por Merchant en 1945, describiendo la formación de la viruta en el corte ortogonal. Hitos en la modelación analítica fueron los trabajos de Lee y Shafter en 1951 y de Oxley y Palmer en 1959 [Childs *et al.*, 2000].

A pesar de su incuestionable relevancia teórica, estos modelos analíticos no permitieron calcular las variables de corte con suficiente exactitud para ser usadas en aplicaciones prácticas. Por lo cual los modelos empíricos fueron usados durante décadas en la práctica industrial, y aún continúan siendo ampliamente utilizados.

Sin embargo, aunque las regresiones estadísticas pueden dar resultados aceptables en la modelación del corte de metales, son incapaces de describir con precisión las complejas relaciones no lineales subyacentes en estos procesos [Mukherjee y Ray, 2006]. Debido a la alta complejidad y no linealidad de los fenómenos asociados a los procesos de corte, especialmente con el uso de modernos materiales para herramientas y de altas

velocidades de corte, la predicción de variables de corte por medio de regresiones estadísticas tradicionales, que utilizan modelos lineales o linearizados, tiene serias limitaciones [Dolinšek *et al.*, 2001].

La introducción masiva de microcomputadoras en los finales de los 70's y principios de los 80's, produjo un cambio importante en la modelación del corte de metales, no sólo en cuanto a los modelos analíticos sino también a los empíricos, al suministrar una alta capacidad de cómputo a investigadores y tecnólogos.

En la modelación analítica, debe destacarse el desarrollo de poderosas técnicas de cálculo numérico para resolver ecuaciones diferenciales, especialmente el método de elementos finitos. El análisis por elementos finitos en los procesos de corte se llevó a cabo en los 80's por Usui y Sirakashi (1982) y por Iwata y colaboradores (1984) [Grzesik, 2006]. Desde esa fecha hasta la actualidad, mucho trabajo ha sido llevado a cabo en la aplicación del método de elementos finitos a la solución de diferentes problemas de corte, incluyendo los efectos de la geometría y el régimen de corte, aspectos térmicos, las tensiones residuales, en análisis dinámico y el control de las máquinas herramientas, el desgaste y el fallo y los mecanismos de formación de la viruta [Mackerle, 2003].

Por otro lado, en los modelos empíricos, el cambio más significativo fue la introducción de las técnicas de inteligencia artificial. Estas herramientas pueden detectar y establecer complejas relaciones funcionales, a partir de grandes cantidades de datos con ruido, superando las limitaciones de la regresión. Ranwala y Dornfeld, en 1987 [Ranwala y Dornfeld, 1987], propusieron redes neuronales para la detección del desgaste de la herramienta de corte y, posteriormente, ellas han sido ampliamente utilizadas en la modelación de los procesos de maquinado [Sick, 2002]. No sólo las redes neuronales sino también otras técnicas de inteligencia artificial, tales como la lógica borrosa [Ching-Kao y Lu, 2007] [Yumak y Ertunc, 2006], las máquinas de soporte vectorial [Dong *et al.*, 2006] [Thangavel *et al.*, 2006], los sistemas neuro-borrosos [Panda *et al.*, 2007] [Sharma *et al.*, 2007] [Fu y Hope, 2006] y los modelos ocultos de Markov [Kassim *et al.*, 2006] [Liao *et al.*, 2006] han sido ampliamente utilizados en este campo.

Las ventajas de las técnicas inteligentes han permitido obtener éxitos significativos en algunos problemas tradicionalmente difíciles, tales como la predicción del desgaste y la detección del fallo de la herramienta [Sick, 2002], sin embargo, la solución final para la modelación de los procesos de corte está lejos aún, y mucho trabajo deberá ser hecho todavía en esta rama.

1.3. Modelación en línea y fuera de línea.

Se acepta comúnmente que hay dos formas de llevar a cabo la modelación de las variables involucradas en el proceso de corte. Estas formas son conocidas como modelación en línea (*on-line*) y fuera de línea (*off-line*). En esta última, se establecen las relaciones entre parámetros estacionarios, o sea, variables que no son afectadas por el tiempo, o en las cuales la influencia del tiempo es despreciable. Por el contrario, en la

modelación en línea, se identifican las relaciones entre parámetros transientes, es decir, aquellos que cambian con el tiempo y que, por lo tanto, deben ser medidos durante el proceso de corte.

La modelación fuera de línea se desarrolló primero [Taylor, 1907]. Se dirige fundamentalmente a establecer las relaciones funcionales entre variables importantes físicas o tecnológicas, tales como la temperatura de corte, la vida útil de la herramienta y las fuerzas de corte, por un lado, y el régimen de corte, por el otro. Estos modelos no sólo ayudan a entender los principios que rigen los procesos de corte, sino que también permiten planificar procesos eficientes y racionales. Ellos juegan un papel crucial en la optimización de los procesos de corte [Mukherjee y Ray, 2006].

La modelación en línea está muy relacionada con la automatización de los procesos de corte. Frecuentemente, su propósito es encontrar la relación entre rasgos extraídos de una señal medida (componentes de la fuerza de corte, vibraciones, ruido, etc.) y las condiciones de corte, por un lado, y el desgaste o la fractura de la herramienta, por el otro [Sick, 2002]. Esta modelación se conoce también como monitoreo indirecto.

Debido a las desventajas ya mencionadas de los modelos analíticos, la relación funcional tanto en los modelos en línea como en los fuera de línea, se determina usualmente, de forma empírica, es decir, a partir de datos experimentales [Childs *et al.*, 2000].

2. Modelación para Monitoreo y Control.

2.1. Monitoreo del desgaste de la herramienta.

2.1.1. Relevancia del monitoreo del desgaste.

Los sistemas de monitoreo pueden mejorar significativamente el comportamiento de los sistemas de maquinado, proporcionando información de varios aspectos importantes tales como las colisiones, la rotura de la herramienta y el desgaste [Sick, 2002].

Es desgaste de la herramienta aborda la pérdida progresiva de masa por la herramienta durante el proceso de maquinado. Este tópico es un asunto primordial en la automatización de los procesos de maquinado, por lo cual ha centrado una notable cantidad de investigación.

Sólo considerando los años más recientes, muchas investigaciones han sido propuestas para el monitoreo del desgaste en el torneado [Chen y Li, 2007] [Sharma *et al.*, 2007] [Jemielniak y Bombinski, 2006] [Rao *et al.*, 2006] [Silva *et al.*, 2006] [Thangavel *et al.*, 2006] [Alonso y Salgado, 2005] [Gao y Xu, 2005] [Scheffer *et al.*, 2005] [Rao y Srikant, 2004] [Sun *et al.*, 2004] [Das y Chattopadhyay, 2003] [Katz y Niekerk, 2003] [Lin *et al.*, 2003] [Wang *et al.*, 2002], el fresado [Lee *et al.*, 2007] [Dong *et al.*, 2006] [Fu y Hope, 2006] [Kassim *et al.*, 2006] [Wang *et al.*, 2006] [Chen y Chen, 2005] [Dong *et al.*, 2004],

el taladrado [Panda *et al.*, 2007] [Patra *et al.*, 2007] [Singh *et al.*, 2006] [Yumak y Ertunc, 2006] y el rectificado [Liao *et al.*, 2006]. Sin embargo, un sistema de monitoreo universal confiable es un objetivo muy ambicioso y aún no ha sido alcanzado [Chen y Li, 2007] [Kassim *et al.*, 2006].

El monitoreo del desgaste puede llevarse a cabo en proceso (*in-process*) o fuera de proceso (*out-of-process*). En el monitoreo fuera de proceso (también llamado en ciclo), el proceso de maquinado debe detenerse para medir el nivel de desgaste usando un microscopio u otro dispositivo de medición. Por el contrario, el monitoreo en proceso se lleva a cabo durante el propio proceso de maquinado, por lo cual permite alcanzar una mayor eficiencia [Chen y Chen, 2005].

Las diferentes estrategias de monitoreo del desgaste pueden dividirse en dos grandes clases: métodos directos e indirectos. Los métodos directos involucran la medición del desgaste directamente usando transductores mecánicos, ópticos, eléctricos o espectroscópicos. Por otro lado, los métodos indirectos se basan en la medición de parámetros que sean fácilmente determinables, y que puedan relacionarse con el desgaste. Los parámetros más utilizados para este objetivo son las fuerzas de corte, la emisión acústica, las vibraciones, la temperatura, las señales de corriente y la rugosidad superficial. Aunque los métodos directos miden el desgaste directamente y, por lo tanto, con mayor precisión, su implementación es costosa y no puede aplicarse en línea. Así los métodos indirectos son más populares. Mayormente, los métodos directos son fuera de proceso, mientras los indirectos, en proceso.

Hay varios aspectos importantes en el monitoreo del desgaste que deben ser cuidadosamente revisado, ya que reflejan el estado del arte en este campo, y sus direcciones futuras.

2.1.2. Parámetros del desgaste.

Debido a que “desgaste” es un término vago se necesita usar un parámetro bien definido para reflejar el estado de la herramienta. El parámetro más utilizado es el ancho de la zona desgastada, debido a que estrecha relación con la precisión dimensional del producto. Para medir el desgaste de flanco se emplea tanto el valor medio como el máximo. Muchos trabajos no establecen explícitamente si se utilizó el valor medio o el máximo, aunque la notación VB parece indicar, en la mayoría de los casos, que se emplea el valor medio del desgaste de flanco en la zona “B”, tal como se establece en las normas ISO 3685: 1993 o ASME B94.55M: 1985. En algunos trabajos no se indica en lo absoluto que parámetro se empleó para caracterizar el desgaste.

Un enfoque interesante es ofrecido por Jemielniak y Bombinski [Jemielniak y Bombinski, 2006] quienes proponen considerar la parte usada de la vida útil para evaluar la condición de la herramienta. Éste es un concepto intuitivo, muy apropiado para usar en el entorno de taller. Sin embargo, asume que el desgaste crece linealmente con el tiempo, lo cual no es cierto en la generalidad de los casos.

2.1.3. Objetivos del monitoreo del desgaste.

Desde el punto de vista de los objetivos del monitoreo del desgaste de la herramienta, éste puede ser implementado para estimación continua del desgaste o bien para su clasificación en varias clases bien definidas. La estimación continua corresponde más exactamente a la naturaleza física del proceso de desgaste. Además es más versátil y puede ser utilizado no sólo para implementar una política eficiente de cambio herramental, sino también para ajustar la posición de la herramienta durante el proceso de corte con el objetivo de compensar el decrecimiento de su longitud debido al desgaste. La estimación continua del desgaste se emplea en numerosos trabajos.

Por el contrario, la clasificación es usualmente más simple de implementar y da un criterio definido tal como “afilado” o “desgastado”. El número de clases utilizado es un asunto importante. Pocos autores prefieren usar sólo dos clases; en realidad, la mayoría de ellos emplean tres clases.

2.1.4. Señales medidas.

Un asunto decisivo en el monitoreo del desgaste de la herramienta, es la selección de la señal que será medida y usada como entrada del modelo de desgaste. Como es natural, esta señal es transiente, o sea, que cambia con el tiempo, por lo cual debe ser medida cada cierto tiempo.

Las fuerzas de corte son usadas frecuentemente para predecir el desgaste ya que son fáciles de medir [Sharma *et al.*, 2007]. Adicionalmente, ellas tienen una clara relación fenomenológica con el desgaste: las fuerzas de corte están afectadas por la geometría de la herramienta, así que según se desgasta la herramienta, su geometría cambia, incidiendo sobre las fuerzas de corte. No obstante, no hay acuerdo en cual componente de la fuerza de corte tiene una relación más estrecha con el desgaste.

En el torneado, la mayoría de los autores utilizan la componente de avance (axial) de la fuerza de corte, aunque algunos prefieren la componente principal (tangencial) o la radial. A veces se emplean varias componentes, bien combinando sus señales o calculando la razón entre las mismas. En el fresado, la componente transversal es la más empleada. En el taladrado, todos los casos revisados emplean la componente de avance. También el torque es reconocido, en varios casos, como una señal que aporta información útil.

El inconveniente principal de la fuerza de corte es que la implementación de transductores dinamométricos está limitada por su alto costo, su impacto negativo en la rigidez del sistema y el requerimiento de espacio extra para la instalación del cableado.

La emisión acústica es otra señal preferida para ser relacionada con el desgaste, no sólo en los procesos de torneado, sino también en el fresado y el taladrado. Hay varias fuentes

de emisión acústica durante el proceso de corte, tales como la deformación plástica en la pieza y la viruta, la fricción en el contacto entre la superficie de incidencia y la pieza y entre la superficie de ataque y la viruta, las colisiones entre la viruta y la herramienta, la fractura de la viruta y la rotura de la herramienta [Li, 2002]. La mayor ventaja del uso de la emisión acústica en el monitoreo del desgaste es que el rango de la frecuencia de la señal de emisión acústica es mucho mayor que la de la vibración de la máquina-herramienta y del ruido del entorno [Chen y Li, 2007]. Quizá su mayor desventaja sea que existen pocos micrófonos con robustez suficiente para garantizar su uso en las condiciones de taller. Además, su la determinación de su posición más conveniente no es una tarea sencilla.

Otra señal significativa, frecuentemente utilizada en el monitoreo del desgaste, es la vibración de la herramienta de corte, debida el roce de la pieza con la superficie de incidencia, la formación de filo recocado y las ondulaciones en la superficie maquinada [Sharma *et al.*, 2007]. La frecuencia principal de las vibraciones de la herramienta corresponde con la frecuencia de sus oscilaciones propias. La aceleración es la señal que usualmente se mide para caracterizar las vibraciones [Lee *et al.*, 2007]. La principal limitación en el uso de las vibraciones es su susceptibilidad a la contaminación y su dependencia de las características del sistema máquina-dispositivo-herramienta-pieza. El uso de la vibración se reporta principalmente en el torneado, donde estas señales son significativas y fáciles de medir.

Las señales de corriente y de potencia eléctrica han sido empleadas exitosamente en el monitoreo del desgaste [Lee *et al.*, 2007] [Fu y Hope, 2006], tanto para el motor del husillo como para el motor de avance. Estos parámetros están muy relacionados con el torque y, por lo tanto, con la fuerza de corte. Quizá la principal ventaja del uso de señales de corriente o potencia eléctrica es su simple implementación que no interfiere con el proceso y que no requiere dispositivos costosos, aunque no es tan sensible al desgaste como la fuerza de corte o la emisión acústica. Existen reportes de uso de las señales de corriente o potencia en el torneado, el fresado y el taladrado.

El uso de la temperatura ha sido sugerido también como una posible señal para monitorear el desgaste de la herramienta en los procesos de maquinado. Esto se basa en el hecho de que el desgaste provoca cambios en la geometría de la herramienta y su capacidad de cortar el metal [S.Y. Liang *et al.*, 2004]. Para medir la temperatura en la punta de la herramienta, puede ser utilizado bien el termopar natural formado por el filo de la herramienta y la pieza o bien sensores embebidos o pegados a la herramienta.

La calidad de la superficie es también utilizada para categorizar la condición de la herramienta de corte. La herramienta opera directamente sobre la pieza, por lo que la superficie maquinada contiene una valiosa información sobre el proceso de maquinado. Un enfoque atractivo es presentado por Kassim y coautores [Kassim *et al.*, 2006] quienes usan una imagen de la superficie maquinada infiriendo el desgaste de su textura.

En muchos casos, en lugar de una única señal, múltiples señales son medidas simultáneamente. Este enfoque es conocido como fusión de señales y se pretende que ofrece mejores resultados [S.Y. Liang *et al.*, 2004], aunque este punto de vista no es compartido por todos los autores [Sick, 2002].

2.1.5. Niveles de los sistemas de monitoreo del estado de la herramienta.

Un esquema genérico para el monitoreo del estado de la herramienta de corte consiste de varios niveles. Sick [Sick, 2002] establece los siguientes cinco niveles:

- Preprocesamiento analógico: Trata de la preparación de los datos en bruto, antes de la digitalización.
- Preprocesamiento digital: Modifica los datos luego de la digitalización por filtrado, normalización, linearización u otras técnicas.
- Extracción de rasgos: Condensa la información en unos pocos valores que pueden usarse como entradas de los modelos de desgaste.
- Modelación: Estima o clasifica el desgaste a partir de los valores obtenidos en el nivel anterior.
- Toma de decisiones: Toma las salidas del modelo de desgaste como un resultado preliminar y combina varios de estos resultados para llegar a una conclusión final.

Debe señalarse que este esquema es sólo una aproximación general y muchos de los trabajos publicados no reportan el uso de métodos en todos los niveles. En realidad, los estudios se concentran principalmente en la extracción de rasgos y la modelación.

Preprocesamiento analógico y digital.

Muy pocos trabajos reportan el uso de preprocesamiento digital, principalmente filtros pasa-bajos para señales eléctricas, vibraciones y señales de fuerza. Los filtros de paso de banda se emplean sobretodo para emisión acústica.

En el preprocesamiento digital, la situación es similar. Algunos autores utilizan al agrupamiento (*clustering*) para eliminar elementos redundantes de las señales o para identificar grupos naturales de datos. Lee *et al.* [Lee *et al.*, 2007] proponen un enfoque híbrido para la regulación de la fuerza. Dong *et al.* [Dong *et al.*, 2006] reportan el uso de la normalización de los parámetros de la señal de fuerza. Un enfoque interesante es propuesto por Rao *et al.* [Rao *et al.*, 2006], quienes usan el método de los elementos finitos para predecir la temperatura de la punta de la herramienta a partir de parámetros medidos en otros puntos del filo. Wang *et al.* [Wang *et al.*, 2006] implementan un preprocesador que multiplica cada coeficiente de la transformada de onda por un peso antes de pasarlo a la modelación. En este caso, el nivel el nivel de preprocesamiento está

situado entre la extracción de rasgos y la modelación, lo cual constituye una disposición poco usual. Los pesos se determinan a través de un algoritmo genético.

Extracción de rasgos.

Una situación muy diferente se presenta con la extracción de rasgos la cual es necesariamente considerada en todos los trabajos consultados, aunque en muchos de ellos no se describe claramente su implementación. Los rasgos pueden ser extraídos considerando el dominio temporal, el dominio frecuencial o el dominio tiempo-frecuencial.

Los rasgos del dominio temporal tienen la ventaja de no requerir tediosos cálculos, así que la edición, compilación y depuración de los programas de adquisición de datos es muy rápida y fácil. Los rasgos temporales más usados son la media, la desviación estándar o la varianza, la simetría y el aplanamiento y la raíz cuadrática media (rms). Sin embargo, estos rasgos son poco informativos sobre el proceso y se ven muy afectados por los ruidos y las perturbaciones del sistema. A pesar de esta indudable afirmación, los rasgos del dominio temporal son los más ampliamente reportados.

Otro enfoque es el uso del análisis espectral singular, que descompone una serie temporal dada en un conjunto aditivo de series temporales, pudiendo ser interpretada como una combinación de la tendencia de la media de la señal, un grupo de series periódicas y el ruido no periódico.

Los rasgos del dominio frecuencial están dados por métodos que estiman la distribución de potencia sobre el espectro de frecuencias. En este sentido, la transformada rápida de Fourier se ha empleado para generar una función de densidad de distribución espectral de potencia. Sin embargo, el carácter de tendencia central que posee la transformada rápida de Fourier, tiende a oscurecer el contenido de frecuencia de las señales transientes y los fenómenos instantáneos, por lo cual sólo es adecuada para el análisis de señales estacionarias [Patra *et al.*, 2007].

Por otro lado, las transformadas de onda son funciones matemáticas que dividen los datos en diferentes componentes de frecuencia, y entonces estudian cada componente con una resolución fijada sobre su escala [Chen y Li, 2007]. La transformada de onda tiene una buena resolución tanto sobre el dominio temporal como sobre el frecuencial; esta técnica permite extraer más información en el dominio temporal en diferentes bandas de frecuencia [Patra *et al.*, 2007]. Es mejor que la transformada rápida Fourier por su resolución variable. La transformada de onda se ha empleado para la estimación y clasificación del desgaste en herramientas de corte.

Un enfoque muy interesante, que difiere notablemente de los anteriores, es dado en [Kassim *et al.*, 2006], donde se emplea el análisis fractal para extraer los parámetros efectivos de la textura de las superficies maquinadas de sus imágenes.

Modelación.

El nivel de modelación es el corazón de un sistema de monitoreo. Extrae los valores de desgaste de la herramienta a partir de los rasgos de la señal medida y probablemente preprocesada. El aspecto más importante en la constitución de un modelo es la herramienta seleccionada para identificar la relación entre las variables dependientes e independientes.

Tradicionalmente, las técnicas de regresión estadística han sido las más populares en la modelación del desgaste de las herramientas de corte, y aún continúan utilizándose [Chen y Li, 2007] [Lee *et al.*, 2007] [Thangavel *et al.*, 2006]. Sin embargo, como ha sido señalado repetidamente, la complejidad de los procesos de corte limita el uso de estas técnicas simples y ha provocado la introducción de las modernas técnicas “inteligentes”.

Incuestionablemente, las técnicas “inteligentes” más empleadas son las redes neuronales artificiales, las cuales son implementadas, fundamentalmente, para la estimación del desgaste. Los paradigmas más empleados son el perceptrón multicapas (MLP), las redes de funciones de base radial (RBF), los mapas autoorganizativos (SOM) y las redes basadas en la teoría de la resonancia adaptativa (ART2). La ventaja de las redes neuronales es su capacidad de realizar estimaciones continuas. Sus desventajas son su relativa complejidad y el hecho de que se requiere una notable experiencia y de pruebas y errores para la implementación efectiva de una estrategia de monitoreo del desgaste basada en el uso de redes neuronales.

El uso de sistemas neuro-borrosos está ampliamente extendido en el monitoreo del desgaste. Sistemas adaptativos de inferencia neuro-borrosa (*adaptive neuro-fuzzy inference systems*, ANFIS) han sido propuestos por Sharma *et al.* [Sharma *et al.*, 2007] y por Yumak y Ertunc [Yumak y Ertunc, 2006]; en este último trabajo, el comportamiento del ANFIS es comparado con el de un sistema de lógica borrosa, encontrando que el sistema borroso ofrece mejores resultados pero requiere conocimiento experto para su ajuste. Otros enfoques neuro-borrosos es el uso de redes neuronales borrosas, tales como las basadas en *B-splines* [Fu y Hope, 2006] o la retropropagación borrosa [Panda *et al.*, 2007].

Otra importante herramienta que se emplea ampliamente en la modelación del desgaste son los modelos ocultos de Markov. Estos son implementados mayormente para la clasificación del desgaste, pero algunos trabajos que los emplean para la estimación continua del desgaste, también han sido reportados. Las ventajas de los modelos ocultos de Markov son la facilidad en su inicialización e implementación. Sin embargo, éstos generalmente contienen un gran número de parámetros y, por lo tanto, necesitan conjuntos de entrenamiento grandes.

Adicionalmente, hay otras técnicas que no se emplean tan ampliamente como las anteriores, en el monitoreo del desgaste herramental, pero que aparecen reportadas esporádicamente en la literatura. En este grupo se encuentran las máquinas de soporte

vectorial, las redes neuronales Bayesianas, los procesos jerárquicos analíticos y las redes abductivas.

Toma de decisiones.

La toma de decisiones es el nivel menos tenido en cuenta en los sistemas de monitoreo del desgaste reportados. Sólo dos trabajos consultados indican su uso. Silva *et al.* [Silva *et al.*, 2006] implementan un sistema de inferencia borroso para combinar las salidas de dos redes (SOM y ART2). Jemielniak y Bombinski [Jemielniak y Bombinski, 2006] usan una estrategia jerárquica para combinar los resultados de un MLP y un polinomio de aproximación de tercer grado.

2.2. Detección de la rotura y el fallo de la herramienta.

Mientras que el desgaste de la herramienta es un fenómeno esencialmente lento y progresivo, la rotura es un evento súbito y mayormente inesperado, que requiere reacciones en tiempo real [Sick, 2002]. La rotura de la herramienta es la causa principal de las paradas no planificadas en el maquinado. Algunos estimados establecen que el tiempo de parada causado por la rotura de la herramienta llega al 20%, en una máquina promedio [Rehorn *et al.*, 2005].

La rotura de la herramienta y la detección del fallo son, en muchos aspectos, similares al monitoreo del desgaste y, frecuentemente, se consideran de forma conjunta [Sick, 2002] sin embargo, estos tópicos son disímiles en varios aspectos. En primer lugar, la rotura de la herramienta se implementa a través de la clasificación mientras que la estimación continua es más frecuente en el monitoreo del desgaste. Por otro lado, en el momento en que ocurre el fallo, las señales de salida contienen puntos de salto que usualmente son puntos singulares. Por lo tanto, la detección de singularidades juega un papel destacado en el monitoreo del fallo herramental [Chen y Li, 2007].

Se han reportado trabajos, en los últimos años, que emplean la inteligencia artificial para el monitoreo del fallo herramental en el torneado, el fresado y el brochado, todos ellos mostrando logros positivos.

Las señales más usadas en el monitoreo del fallo son las fuerzas de corte, la potencia del husillo y la corriente consumida, aunque también se reportan algunos enfoques que usan fusión de señales. Algunas veces, se indica el uso de preprocesamiento por filtrado, como en [Alaniz *et al.*, 2006] donde se emplea un filtro Butterworth de segundo orden, aunque el uso de estas técnicas no es muy frecuente.

Para extraer los rasgos de las señales se emplean no sólo técnicas del dominio temporal como la media móvil [Hsueh y Yang, 2008], sino también técnicas tempo-frecuenciales como la transformada de onda discreta de Daubechies [Alaniz *et al.*, 2006] o el análisis conjunto tempo-frecuencial [Yu *et al.*, 2006]. Alaniz *et al.* [Alaniz *et al.*, 2006] comparan la transformada de Fourier con la de onda, mostrando mejores resultados de esta última.

Para la clasificación del estado de la herramienta, se han empleado máquinas de soporte vectorial [Hsueh y Yang, 2008], perceptrones multicapas [Alaniz *et al.*, 2006] y redes neuronales recurrentes de Elman [Yu *et al.*, 2006]. En [Cho *et al.*, 2005], los resultados se comparan con los de una regresión estadística. Esta comparación, lamentablemente, no se lleva a cabo en el resto de los trabajos.

2.3. Monitoreo de otros parámetros.

2.3.1. Autovibraciones.

Las autovibraciones (*chatter*) o vibraciones autoexcitadas en los procesos de maquinado, han sido reconocidas como uno de los factores cruciales que limitan la productividad y son consideradas como la causa más seria del deterioro de la calidad superficial.

Algunos enfoques interesantes han sido propuestos en los últimos años para la aplicación de la computación blanda a la detección y supresión de las autovibraciones. Liang *et al.* [M. Liang *et al.*, 2004] desarrollaron un sistema de inferencia borrosa para detectar la autovibración en el fresado a través de la medición de las señales de vibración. Kong y Yu [Kong y Yu, 2007] también usan la lógica borrosa para predecir los valores límites donde las autovibraciones tienen lugar, en un proceso de fresado.

2.3.2. Rugosidad superficial.

La rugosidad superficial es ampliamente usada como un índice de la calidad del producto y en muchos casos es un requisito técnico de la pieza elaborada. Por lo tanto, el monitoreo en línea de la rugosidad superficial obtenida es importante no sólo para evaluar el comportamiento del proceso de maquinado, sino también para poder tomar las acciones correctivas apropiadas. En la literatura especializada, se han publicado recientemente algunos trabajos interesantes sobre este tópico principalmente mediante el uso de redes neuronales [Onwubolu, 2008] [Kirby *et al.*, 2006] [Sonar *et al.*, 2006].

Las fuerzas de corte y las vibraciones son empleadas comúnmente como parámetros para estimar la rugosidad superficial, debido a su clara y directa relación con esta variable. La mayoría de estos enfoques usan los parámetros del régimen de corte como entradas del modelo de rugosidad.

Para construir las relaciones entre la rugosidad y las variables medidas se han implementado varias herramientas, tales como un híbrido de evolución diferencial y método de grupo para manipulación de datos, perceptrones multicapas, redes de funciones de base radial, y enfoques neuro-borrosos.

2.3.3. Delaminación de materiales compuestos.

La delaminación es el fenómeno que tiene lugar en los materiales compuestos, cuando la fuerza de corte se hace mayor que la resistencia interlaminada, generando la fractura en

la entrada y la salida de la herramienta. Se ha estudiado principalmente para el taladrado. El daño causado por la delaminación se puede caracterizar por varios parámetros, como el factor de delaminación (razón del diámetro máximo de la zona afectada y el diámetro nominal del agujero) y el daño de empuje superior e inferior (razón del área afectada por la fractura interlaminar y el perímetro del agujero).

La predicción en línea del factor de delaminación en el taladrado de un material compuesto, usando un perceptron multicapa, es llevada a cabo por Dini [Dini, 2003]. En este estudio, cuatro redes neuronales son implementadas para clasificar y estimar el daño de empuje superior e inferior. Para el daño de empuje superior se requieren dos entradas: la componente principal de la fuerza de corte y la de avance, mientras que para el daño de empuje inferior se requieren tres: las dos anteriores y el diámetro del agujero. Las redes han sido empleadas con el algoritmo de retropropagación del error (método de Lavemberg-Marquard) y se utilizó la técnica de parada temprana para evitar el sobreajuste.

Otro trabajo similar es reportado por Enemouh y El Gizawy [Enemouh y El Gizawy, 2003], quienes también usan señales de fuerza para monitorear el daño producido en el taladrado de composites epóxicos reforzados con fibra de carbón. El modelo es implementado a través de un perceptrón multicapa. El vector de salida de la red neuronal incluye el factor de delaminación, el ancho de la zona dañada y la rugosidad superficial del agujero.

2.4. Control inteligente.

El control de los procesos juega un importante papel en el maquinado moderno. Generalmente se clasifica como [S.Y. Liang *et al.*, 2004]:

- Control adaptativo con restricciones (*adaptive control with constraints*, ACC). Los parámetros del proceso son manipulados en tiempo real para mantener una variable específica, tal como la fuerza de corte, dentro de un valor restringido.
- Control adaptativo con optimización (*adaptive control with optimization*, ACO). La configuración del proceso se selecciona para optimizar un índice de comportamiento, tal como el tiempo de producción o el costo por unidad.
- Control adaptativo geométrico (*geometric adaptive control*, GAC). Maximiza la calidad de las operaciones de acabado, en función de las deflexiones estructurales y el desgaste de la herramienta.

Para diferentes procesos de maquinado, se han aplicado enfoques del control con la utilización de técnicas de computación blanda. Las variables controladas más frecuentes son las fuerzas de corte y la rugosidad superficial, mientras que la entrada controlada es, comúnmente, el avance.

3. Conclusiones.

Como se ha podido ver, las técnicas de inteligencia artificial se han aplicado ampliamente al monitoreo y control de los procesos de maquinado. Las técnicas más empleadas son las redes neuronales, en especial, el perceptrón multicapa. La popularidad de este paradigma se debe no tanto a su simplicidad como a la existencia de abundante bibliografía y a la disponibilidad de implementaciones con interfaz amigable y bien documentadas. No obstante, otras herramientas como la lógica borrosa, los sistemas neuro-borrosos y los modelos ocultos de Markov han ganado espacio en este campo.

Las técnicas de inteligencia artificial han probado sus ventajas en el monitoreo y control de los procesos de maquinado, enfrentándose a problemas complejos. Estos métodos han mostrado su efectividad no sólo en el reconocimiento de patrones sino también en la aproximación funcional para el desarrollo de modelos.

A pesar de las ventajas antemencionadas, las técnicas inteligentes tienen notables inconvenientes, principalmente debidos a malas implementaciones y una pobre comprensión de sus principios y fundamentos teóricos. Por ejemplo, en las redes neuronales frecuentemente se emplea una cantidad inadecuada de ejemplos de entrenamiento. Si la cantidad de conexiones entre las neuronas es mayor que la cantidad de datos disponible, el proceso de entrenamiento, aunque es posible, se indetermina matemáticamente. Este es un problema muy común en las implementaciones del monitoreo y control de los sistemas de maquinado.

Otro defecto encontrado en muchos de los trabajos revisados es la ausencia de un conjunto de datos independientes para comprobar la capacidad de generalización de los modelos entrenados, lo cual es un requerimiento generalmente aceptado en la validación de los modelos de computación blanda. Tampoco se llevan a cabo, en la mayoría de los casos, análisis estadísticos para de las salidas de los modelos ‘inteligentes’, o estos son muy rudimentarios.

Finalmente, debe señalarse que muy pocos trabajos reportan comparaciones de los modelos “inteligentes” obtenidos con técnicas convencionales más simples, como regresiones estadísticas y polinomios de interpolación. Por lo tanto, la pertinencia y conveniencia de usar las técnicas de inteligencia artificial, complejas y computacionalmente costosas, no queda demostrada.

Sin embargo, si se aplican cuidadosamente, la inteligencia artificial es una herramienta poderosa y versátil, y puede proporcionar resultados precisos en el monitoreo y control de los sistemas de maquinado. Una puerta abierta para futuros trabajos es la combinación de principios analíticos con técnicas de inteligencia artificial, para obtener modelos más efectivos.

Bibliografía.

- Alaniz, P. D.; Gómez, R. A.; Romero, R. J.; Peniche, R. R.; Juregui, J. C.; Herrera, G., 2006, "Sensorless detection of tool breaking in milling", *Machining Science and Technology*, 10 (2), pp. 263 - 274.
- Alonso, F. J.; Salgado, D. R., 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.
- Benardos, P. G.; Vosniakos, G. C., 2003, "Predicting surface roughness in machining: a review", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43 (8), pp. 833 - 844.
- Bissey-Breton, S.; Poulachon, G.; Lapujoulade, F., 2006, "Integration of tool geometry in prediction of cutting forces during milling of hard materials", *Proc. IMechE Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 220 (4), pp. 579 - 587.
- Chen, J. C.; Chen, J. C., 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, 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.
- Childs, T.; Mekawa, K.; Obiwaka, T.; Yamano, Y., 2000, *Metal Machining Theory and Applications*, John Wiley & Sons, New York (USA), ISBN 0-470-39245-2.
- Ching-Kao, C.; Lu, H. S., 2007, "The optimal cutting-parameter selection of heavy cutting process in side milling for SUS304 stainless steel", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 34 (5-6), pp. 440 - 447.
- Cho, S.; Asfour, S.; Onar, A.; Kaundinya, N., 2005, "Tool breakage detection using support vector machine learning in a milling process", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 45 (3), pp. 241 - 249.
- Das, S.; Chattopadhyay, A. B., 2003, "Application of the analytic hierarchy process for estimating the state of tool wear", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43 (1), pp. 1 - 6.
- Davim, J. P.; Mata, F., 2005, "Optimisation of surface roughness on turning fibre-reinforced plastics (FRPs) with diamond cutting tools", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 26 (4), pp. 319 - 323.

- 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.
- Dolinšek, S.; Šuštaršič, B.; Kopac, J., 2001, "Wear mechanisms of cutting tools in high-speed cutting processes", *Wear*, 250 (1-12), pp. 349 - 356.
- Dong, J.; Hong, G. S.; Wong, Y. S., 2004, "Bayesian support vector regression for tool condition monitoring and feature selection", en: *4th International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS2004)*, ASME, Island of Madeira (Portugal).
- Dong, J.; Subrahmanyam, K. V. R.; Wong, Y. S.; Hong, G. S.; Mohanty, A. R., 2006, "Bayesian-inference-based neural networks for tool wear estimation", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 30 (9-10), pp. 797 - 807.
- Enemouh, E. U.; El Gizawy, A. S., 2003, "Optimal neural network model for characterization of process-induced damage in drilling carbon fiber reinforced epoxy composites", *Machining Science and Technology*, 7 (3), pp. 389 - 400.
- Fu, P.; Hope, A. D., 2006, "The Application of B-Spline Neurofuzzy Networks for Condition Monitoring of Metal Cutting Tool", en: Yang, Q.; Webb, G., (Eds.) *PRICAI 2006: Trends in Artificial Intelligence, 9th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, Springer, Guilin, China, pp. 1078 - 1082.
- Gao, H.; Xu, M., 2005, "Intelligent tool condition monitoring system for turning operations", en: Wang, J.; Liao, X.; Yi, Z., (Eds.) *Second International Symposium on Neural Networks*, Springer-Verlag, Chongqing (China), 978-3-540-25914-5, pp. 883 - 889.
- Grzesik, W., 2006, "Determination of temperature distribution in the cutting zone using hybrid analytical-FEM technique", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 46 (6), pp. 651 - 658.
- 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.
- 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.
- Kassim, A. A.; Mian, Z.; Mannan, M. A., 2006, "Tool condition classification using Hidden Markov Model based on fractal analysis of machined surface textures", *Machine Vision and Applications*, 17, pp. 327 - 336.

- Katz, Z.; Niekerk, T., 2003, "Implementation aspects of intelligent machining", *Proc. IMechE Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 217, pp. 601 - 613.
- Kirby, E. D.; Chen, J. C.; Zhang, J. Z., 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.
- Kong, F.; Yu, J., 2007, "Study of fuzzy stochastic limited cutting width on chatter", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 33 (7-8), pp. 677 - 683.
- 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.
- Li, X., 2002, "A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42, pp. 157 - 165.
- Liang, M.; Yeap, T.; Hermansyah, A., 2004, "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, S. Y.; Hecker, R. L.; Landers, R. G., 2004, "Machining process monitoring and control: The state-of-the-art", *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 126 (2), pp. 297 - 310.
- Liao, T. W.; Hua, G.; Qu, J.; Blau, P. J., 2006, "Grinding wheel condition monitoring with hidden Markov model-based clustering methods", *Machining Science & Technology*, 10 (4), pp. 511 - 538.
- Lin, J. T.; Bhattacharyya, D.; Kecman, V., 2003, "Multiple regression and neural networks analyses in composites machining", *Composites Science and Technology*, 63 (3-4), pp. 539 - 548.
- Mackerle, J., 2003, "Finite element analysis and simulation of machining: an addendum. A bibliography", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 43 (1), pp. 103 - 114.
- Mukherjee, I.; Ray, P. K., 2006, "A review of optimization techniques in metal cutting processes", *Computers and Industrial Engineering*, 50 (1), pp. 15 - 34.
- Onwubolu, G. C., 2008, "Modelling and predicting surface roughness in turning operations using hybrid differential evolution and the group method of data handling networks", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 222 (7), pp. 785 - 795.

- Özel, T.; Karpat, Y., 2005, "Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 45 (4-5), pp. 467 - 479.
- Panda, S. S.; Chakraborty, D.; Pa, S. K., 2007, "Monitoring of drill flank wear using fuzzy back-propagation neural network", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 34 (3-4), pp. 227 - 235.
- Patra, K.; Pal, S. K.; Bhattacharyya, K., 2007, "Application of wavelet packet analysis in drill wear monitoring", *Machining Science and Technology*, 11 (3), pp. 413 - 432.
- Poulachon, G.; Moisan, A.; Jawahir, I. S., 2001, "Tool-wear mechanisms in hard turning with polycrystalline cubic boron nitride tools", *Wear*, 250 (1), pp. 576 - 586.
- Ranwala, S.; Dornfeld, D. A., 1987, "Integration of sensor via neural networks for detection of tool wear state", en: *Winter Annual Meeting of the ASME*, Boston, MA (U.S.A.), pp. 109 - 117.
- Rao, C. H. S.; Rao, D. N.; Rao, R. N. S., 2006, "Online prediction of diffusion wear on the flank through tool tip temperature in turning using artificial neural networks", *Journal of Engineering Manufacture*, 220 (12), pp. 2069 - 2076.
- Rao, C. H. S.; Rao, D. N.; Rao, R. N. S., 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.
- Rao, C. R.; Srikant, R. R., 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, A. G.; Jiang, J.; Orban, P. E.; Bordatchev, E. V., 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.
- Scheffer, C.; Engelbrecht, H.; Heyns, P. S., 2005, "A comparative evaluation of neural networks and hidden Markov models for monitoring turning tool wear", *Neural Computing & Application*, 14 (4), pp. 325 - 336.
- 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.

- Sheikh-Ahmad, J.; Twomey, J.; Kalla, D.; Lodhia, P., 2007, "Multiple regression and committee neural network force prediction models in milling FRP", *Machining Science and Technology*, 11 (3), pp. 391 - 412.
- 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.
- Silva, R. G.; Wilcox, S. J.; Reuben, R. L., 2006, "Development of a system for monitoring tool wear using artificial intelligence techniques", *Journal of Engineering Manufacture*, 220 (8), pp. 1333 - 1346.
- Singh, A. K.; Panda, S. S.; Chakraborty, D.; Pal, S. K., 2006, "Predicting drill wear using an artificial neural network", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28 (5-6), pp. 456 - 462.
- Sonar, D. K.; Dixit, U. S.; Ojha, D. K., 2006, "The application of a radial basis function neural network for predicting the surface roughness in a turning process", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27 (7-8), pp. 661 - 666.
- Sun, J.; Rahman, M.; Wong, Y. S.; Hong, G. S., 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.
- Taylor, F. W., 1907, "On the art of cutting metals", *Transactions of the ASME*, 28, pp. 310 - 350.
- Thangavel, P.; Selladurai, V.; Shanmugam, R., 2006, "Application of response surface methodology for predicting flank wear in turning operation", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 220 (6), pp. 997 - 1003.
- Venuvinod, P. K.; Cheng, M. K., 2004, "Comparative assessment of the force prediction abilities of some single edge orthogonal cutting models over diverse data.", *Machining Science and Technology*, 8 (1), pp. 53 - 84.
- Wang, L.; Mehrabi, M. G.; 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.; Chen, P.; Tansel, I. N.; Yenilmez, A., 2006, "Transformations in machining. Part 1. enhancement of wavelet transformation neural network (WT-NN) combination with a preprocessor", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 46, pp. 36 - 42.

Yu, G.; Qui, H.; Djurdjanovic, D.; Lee, J., 2006, "Feature signature prediction of a boring process using neural network modeling with confidence bounds", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 30 (7-8), pp. 614 - 621.

Yumak, O.; Ertunc, H. M. , 2006, "Tool wear condition monitoring in drilling processes using fuzzy logic", Springer-Verlag, Berlin, pp. 508 - 517.