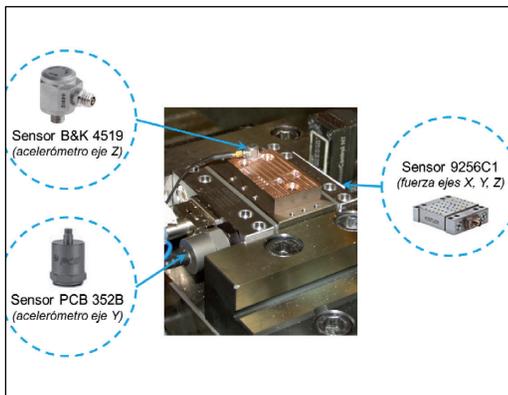


Extracción de rasgos de las señales para la monitorización indirecta de la herramienta en el microtaladrado



Gerardo Beruvides-López* Msc.
Ramón Quiza-Sardiñas* PhD.
Rodolfo Haber-Guerra** PhD.
Raúl del Toro-Matamoros** *** PhD.

* UNIVERSIDAD DE MATANZAS. Dpto. de Ingeniería Mecánica. Autopista a Varadero km 3½ - 44740 Matanzas. CUBA. Tfno: +53 452 6432. E-mail: gerardo.beruvides@umcc.cu

** CENTRO DE AUTOMÁTICA Y ROBÓTICA (CSIC-UPM). Ctra. De Campo Real, km. 0,200 - 28500 La Poveda (Madrid). Tfno: +34 91 871 19 00.

*** UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID. Dpto de Ingeniería Informática. c/ Francisco Tomás y Valiente, 111 - 28049 Madrid. Tfno: +34 91 497 22 22.

Recibido: 14/11/2012 • Aceptado: 10/06/2013

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/5576>

FEATURES EXTRACTION FROM SIGNALS FOR INDIRECT TOOL CONDITION MONITORING IN MICRODRILLING

ABSTRACT

- The paper presents a study on the signals of a microdrilling process in order to extract features that can be correlated with the cutting tool condition, providing the foundations for further developments of indirect cutting tool monitoring systems. In a microdrilling process of a tungsten-cooper alloy, with TiAlN-coated tools, signals of forces and vibrations were measured online. Three different tools with diameters of 0.1, 0.5 and 1.0 mm, respectively, were used and five consecutive holes were elaborated with each tool. In each hole were measured not only the above-mentioned signals but also the temperature and dimensional variations of the cutting tool. Measured signals were processed by using time-domain statistics, Fourier fast transform and Hilbert-Huang transform for extracting features. Correlation analyses between the obtained features and the number of elaborated holes were then carried out, in order to identify which of these features can be used for estimating the tool condition. Time-domain statistics features did not show remarkable correlation with the tool usage level. On the contrary, fast Fourier transform and Hilbert-Huang transform yielded very interesting outcomes, because some of the analyzed features showed a clear relationship with the number of elaborated holes. Future research will be focus on the integration of the different signal processing and decision-making strategies by using artificial intelligence techniques such as neural networks or neuro-fuzzy systems.
- **Keywords:** Microdrilling; Tool condition monitoring; Feature extraction; Fast Fourier transform; Hilbert-Huang transform.

RESUMEN

En el artículo se presenta un estudio de las señales de un proceso de microtaladrado con el objetivo de extraer rasgos que puedan ser asociados con el estado de la herramienta, como base para el posterior desarrollo de un sistema de monitorización indirecto de la herramienta de corte. Se analizó el microtaladrado de una aleación de wolframio-cobre. Se midieron en proceso las señales de fuerza y vibraciones. Se llevaron a cabo cinco agujeros, consecutivamente, para cada uno de los cuales, además de las señales anteriormente mencionadas, se midieron la temperatura y la variación dimensional de la herramienta. A todas las señales medidas se les aplicó estadígrafos temporales, la transformada rápida de Fourier y la transformada de Hilbert-Huang. Se obtuvieron un conjunto de rasgos, con vistas a correlación la cantidad de agujeros realizados con el comportamiento de las variables analizadas. Los rasgos extraídos a través de los estadígrafos temporales no mostraron ninguna correlación perceptible con el nivel de uso de la herramienta. En cambio, la transformada rápida de Fourier y la transformada de Hilbert-Huang ofrecieron resultados muy prometedores ya que los rasgos analizados sí mostraron una relación con la cantidad de agujeros elaborados. Como desarrollo futuro del trabajo se propone la integración de diferentes técnicas de procesamiento de señales y de toma de decisión a través del uso de técnicas de inteligencia artificial o sistemas neuro-borrosos.

Palabras clave: microtaladrado, monitorización de estado de la herramienta, extracción de rasgos, transformada rápida de Fourier, transformada de Hilbert Huang.

1. INTRODUCCIÓN

La monitorización de los procesos de mecanizado continúa siendo unos de los desafíos técnicos e industriales. En el caso de los procesos en la macro escala (mecanizado de alto rendimiento) a pesar de existir una decena de empresas que comercializan soluciones (ARTIS, MONTRONIX; etc) el grado de implantación es todavía muy limitado debido a las falsas alarmas y el fallo en la estimación del estado de la herramienta de corte.

En el caso de los procesos de micromecanizado mecánico, el problema se agudiza por las insuficientes prestaciones de los sensores comerciales, el alto coste de algunos sensores y los altos requisitos de cómputo y procesamiento que hace todavía estos sistemas de monitorización estén en una fase de investigación y desarrollo. Esto adquiere una relevancia especial en los procesos de mecanizado, donde el estado de la herramienta de corte varía con rapidez durante el proceso y, por tanto, la toma de decisiones sobre su reemplazo debe producirse con certeza y rapidez para que sea efectiva [1, 2].

Los métodos de monitorización del estado técnico de las herramientas de corte pueden ser directos o indirectos. En el primer caso, el valor del desgaste (que usualmente es el criterio que determina el estado técnico de la herramienta) es medido durante el proceso, utilizando técnicas ópticas, radiactivas, eléctricas u otras [3]. En el segundo grupo de métodos, lo que se mide y analiza es el comportamiento de variables que aportan información relevante sobre el proceso, tales como la fuerza de corte, las vibraciones, la emisión acústica o la corriente consumida por el motor, a partir del cual se estima el valor del desgaste. Aunque los métodos directos son más precisos, hasta el momento no han demostrado ser atractivos ni técnica ni económicamente [4].

Aunque aún no se dispone de un método efectivo, universal y fiable de monitorización indirecta del desgaste de las herramientas de corte [5], se han logrado grandes avances en este campo para los procesos convencionales de mecanizado [3, 6]. Para los procesos de micromecanizado, por el contrario, los éxitos logrados son todavía escasos e insuficientes [7, 8].

A pesar de que los sistemas de monitorización indirecta del estado herramental reportados en la literatura especializada, varían notablemente de una propuesta a otra, se han hecho algunos intentos de definir una estructura general.

En este sentido, Sick [9] reconoce cinco niveles en un sistema multisensorial de monitorización del estado herramental:

- pre-procesamiento analógico
- pre-procesamiento digital
- extracción de rasgos
- modelado del desgaste

- toma de decisiones.
(aunque reconozca que en muy pocos casos los cinco niveles se encuentran presentes).

Zhu et al. [3], por el contrario, sólo precisan tres etapas en un sistema de monitorización de las herramientas de corte:

- procesamiento de la señal
- clasificación
- estimación del estado de la herramienta.

Dentro de las señales utilizadas para predecir el estado de la herramienta en el microtaladrado, según reporta la literatura, se encuentran la fuerza [10] y una combinación de fuerza, corriente y emisión acústica [11]. Para otros procesos de microfabricación, se han usado las fuerzas [12-15], las emisiones acústicas [16, 17], la corriente del motor [18] y las vibraciones [19], entre otras señales. También se reportan diversas combinaciones de dichas señales [20-22].

Tan importante como las señales a utilizar en la monitorización, resulta la selección de los rasgos de dichas señales que se utilizarán para modelar el estado técnico de la herramienta. En este sentido, los estadígrafos del dominio temporal (media, desviación estándar, etc.) [7, 11, 20, 23], la transformada rápida de Fourier [16, 17] y la transformada de óndula (wavelet transform) [10, 24] son los más comúnmente utilizados. Aunque se suele señalar que la transformada de óndula es la que mejor resultados ofrece, dista mucho de haber unanimidad al respecto entre los investigadores de este campo.

Tan importante como las señales a utilizar en la monitorización, resulta la selección de los rasgos de dichas señales que se utilizarán para modelar el estado técnico de la herramienta. En este sentido, los estadígrafos del dominio temporal (media, desviación estándar, etc.) [7, 11, 20, 23], la transformada rápida de Fourier [16, 17] y la transformada de óndula (wavelet transform) [10, 24] son los más comúnmente utilizados. Aunque se suele señalar que la transformada de óndula es la que mejor resultados ofrece, dista mucho de haber unanimidad al respecto entre los investigadores de este campo.

En el presente trabajo, se reporta un análisis comparativo de diferentes métodos de extracción de rasgos de las señales de fuerza y vibraciones, en un proceso de microtaladrado, con el objetivo de identificar los primeros indicios de desgaste en la herramienta de corte. Estos resultados pueden servir de base para un sistema efectivo y adaptativo de monitorización del estado herramental en este tipo de procesos.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. ESTUDIO EXPERIMENTAL

Para el estudio experimental, se llevó a cabo un proceso de microtaladrado con tres microbrocas de diámetro 0.1, 0.5 y 1.0 mm, respectivamente, recubiertas con TiAlN. El

material elaborado fue una aleación de tungsteno y cobre ($W_{78}Cu_{22}$) el cual se utiliza para fabricación de microcomponentes en industrias como la de la electrónica, este posee una densidad de 14.4 g/cm^3 , resistencia a la tracción de 600 MPa , coeficiente de dilatación térmica (a $20 \text{ }^\circ\text{C}$) de $10.5 \text{ mm/(m}\cdot\text{K)}$, calor específico de $0.210 \text{ kJ/(kg}\cdot\text{K)}$ y conductividad térmica de $198 \text{ W/(m}\cdot\text{K)}$. Durante décadas el tungsteno ha sido el material utilizado por los fabricantes de herramientas de corte, de hecho Sandvik continúa siendo uno de los principales consumidores de este material. En este caso forma parte de la pieza junto al cobre que aporta pastosidad y el tungsteno afinidad química convierten a la adherencia en un fenómeno muy dañino al proceso.

Para cada diámetro de broca, d , se utilizaron dos avances diferentes. Hasta una profundidad $h_1 = d$, se taladró con un avance, f_1 ; mientras que se utilizó un avance menor, $f_2 = 0.8f_1$, para taladrar el resto del agujero (distancia $h_2 = 2d$). En la Tabla I se muestran los valores del proceso de microtaladrado, incluyendo la velocidad de rotación del husillo, n , para los tres valores de diámetro de microbroca. Para la selección de las condiciones de corte mostradas en la Tabla I se tuvieron en cuenta las sugerencias del manual de la herramienta de corte para el tipo de material. En el proceso no se utilizó ningún tipo de lubricante-refrigerante.

| d (mm) | n (rev/ min) | f (mm/min) | | h_1 (mm) | h_2 (mm) |
|-------------|----------------------|-----------------|-------|---------------|---------------|
| | | f_1 | f_2 | | |
| 1.0 | 20 000 | 440 | 352 | 1.0 | 2.0 |
| 0.5 | 40 000 | 440 | 352 | 0.5 | 1.0 |
| 0.1 | 48 000 | 530 | 424 | 0.1 | 0.2 |

Tabla I: Condiciones nominales para la operación de microtaladrado

Para cada diámetro, se realizaron cinco agujeros consecutivos, de modo tal que el estado técnico de la herramienta, inicialmente nueva, vaya variando con el uso. La medición de las señales de fuerzas de corte se realizaron utilizando una plataforma dinamométrica multi-componente (ver Fig. 1). El modelo del sensor es el MiniDyn 9256C1 de *Kistler*, que tiene una sensibilidad para los ejes x y z menor de 26 pC/N , para el eje y de menos de 13 pC/N y un ancho de banda de hasta 5 kHz . La plataforma dinamométrica está sujeta a presión mecánica por la mordaza situada sobre la mesa de trabajo de la máquina-herramienta y conectada a un amplificador de carga multi-canal de la serie de $5070A 02100$ de *Kistler*.

Las señales de vibración se midieron con dos sensores acelerómetros adheridos mediante cera, uno en el eje z y otro en el eje y de la pieza de trabajo. El modelo del sensor usado en el eje y es $352B$ de *PCB Piezotronics*, el cual tiene una sensibilidad de 1015 mV/g y un ancho de banda de 10 kHz . En el eje z , por su parte, se utilizó un sensor modelo *Deltatron 4519-003* de *Brüel & Kjaer*, de una sensibilidad de 10.58 mV/g y un ancho de banda de 20 kHz . Ambos sensores

se encuentran conectados a un amplificador de carga de la serie 2694 de *Brüel & Kjaer*.

Todas las señales se adquieren con una tarjeta de adquisición $NI 6251$ de *National Instruments*, con una frecuencia de muestreo de 50 kHz , y se procesan en un controlador embebido $PXI-8187$ de alto rendimiento, también de *National Instruments*.

Las operaciones de corte han sido realizadas en un Centro de Mecanizado de Ultra Precisión *Kern Evo* equipado con un CNC modelo $iTNC540$ de *Heidenhain*. Dada las características de la máquina (*Kern-Evo*) se tomó la decisión conservadora de no experimentar hasta romper las brocas para evitar posibles daños, influencias del ruido, etc en los sensores y en la propia máquina por lo cual se trazó como objetivo hacer una detección precoz del desgaste sobretodo porque en determinadas aleaciones como la de tungsteno se produce un desgaste acelerado de la herramienta.

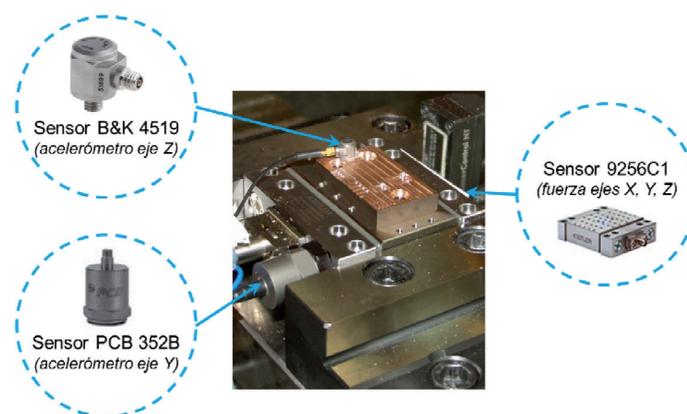


Fig. 1: Equipamiento utilizado para la medición de los parámetros de fuerzas y vibraciones

Además de las señales de fuerzas y vibraciones, se midió la posición de la herramienta, vía *Ethernet*, empleando una frecuencia de muestreo que depende de la frecuencia de giro de la herramienta para cada experimento. En la Tabla II se resumen los parámetros medidos con sus respectivas frecuencias de muestreo.

| Variable | Etiqueta [unidad] | Frecuencia Muestreo (s^{-1}) |
|-----------------|-------------------|----------------------------------|
| Posición eje X | PosX [mm] | 795 |
| Posición eje Y | PosY [mm] | 795 |
| Posición eje Z | PosZ [mm] | 795 |
| Vibración eje Z | AcZ [mV] | 50 000 |
| Vibración eje Y | AcY [mV] | 50 000 |
| Fuerza eje X | Fx [N] | 50 000 |
| Fuerza eje Y | Fy [N] | 50 000 |
| Fuerza eje Z | Fz [N] | 50 000 |

Tabla II: Señales medidas

Antes de comenzar cada agujero, se midió la temperatura del husillo, T_{hus} . Al terminar la elaboración de cada agujero, se midió la variación de la longitud de la herramienta (ΔL) y la variación del radio de la herramienta (Dr), o sea la disminución del diámetro inicial de la broca, con el sensor láser incorporado (Laser Control Nano NT BLUM, Inc.). La Tabla III muestra los parámetros principales de dicho sensor.

| Parámetros | Especificaciones |
|-----------------------------------|---|
| Clasificación del laser | clase 2 según IEC60825-1, 21 CFR 1040,10 |
| Tipo de laser | luz roja visible entre 630 - 700 nm < 1mW |
| Protección | IP68 |
| Repetitividad | 0.1mm |
| Diámetro mínimo de la herramienta | 15mm opción BL105: 5mm |
| velocidad de prueba (eje) | 200 000 rev/min |
| temperatura de operación | 5°C - 45°C |

Tabla III: Parámetros principales del sensor laser

La variación de longitud y de radio en la herramienta está referida a las dimensiones de la herramienta antes de realizar ningún agujero, es decir, no es acumulativo. En la Fig. 2 se representan estos valores; como se puede observar, la máxima variación de la temperatura es de 1.6 °C para el $d = 0.5$ mm, lo cual indica que la influencia de la misma en el cambio de dimensiones de la herramienta estaría, para el coeficiente de dilatación usual de los metales y las dimensiones de la microbroca, en el orden de los nanómetros, lo cual es despreciable ante la magnitud de los valores medidos. Un hecho notable es que la longitud y el radio de la microbroca, en lugar de disminuir, aumenta, de ahí que las mediciones directas realizadas con láser para herramientas con un diámetro inferior a 1 mm, no son realistas ya que se producen fenómenos de adherencia del material a la broca que no se pueden eliminar en procesos por los métodos tradicionales (aire, etc). Esto produce una medida engañosa del filo de corte, que pudiera deberse a la formación de filo recrecido, por los fenómenos adhesivos que ocurren a bajas velocidades de corte (nótese que, a pesar del alto valor de la frecuencia del husillo, dado el pequeño diámetro de la herramienta, la velocidad de corte es de 62.8 m/min para $d = 1.0$ mm y de 15.1 m/min para $d = 0.5$ mm y de 15.1 m/min para $d = 0.1$ mm.

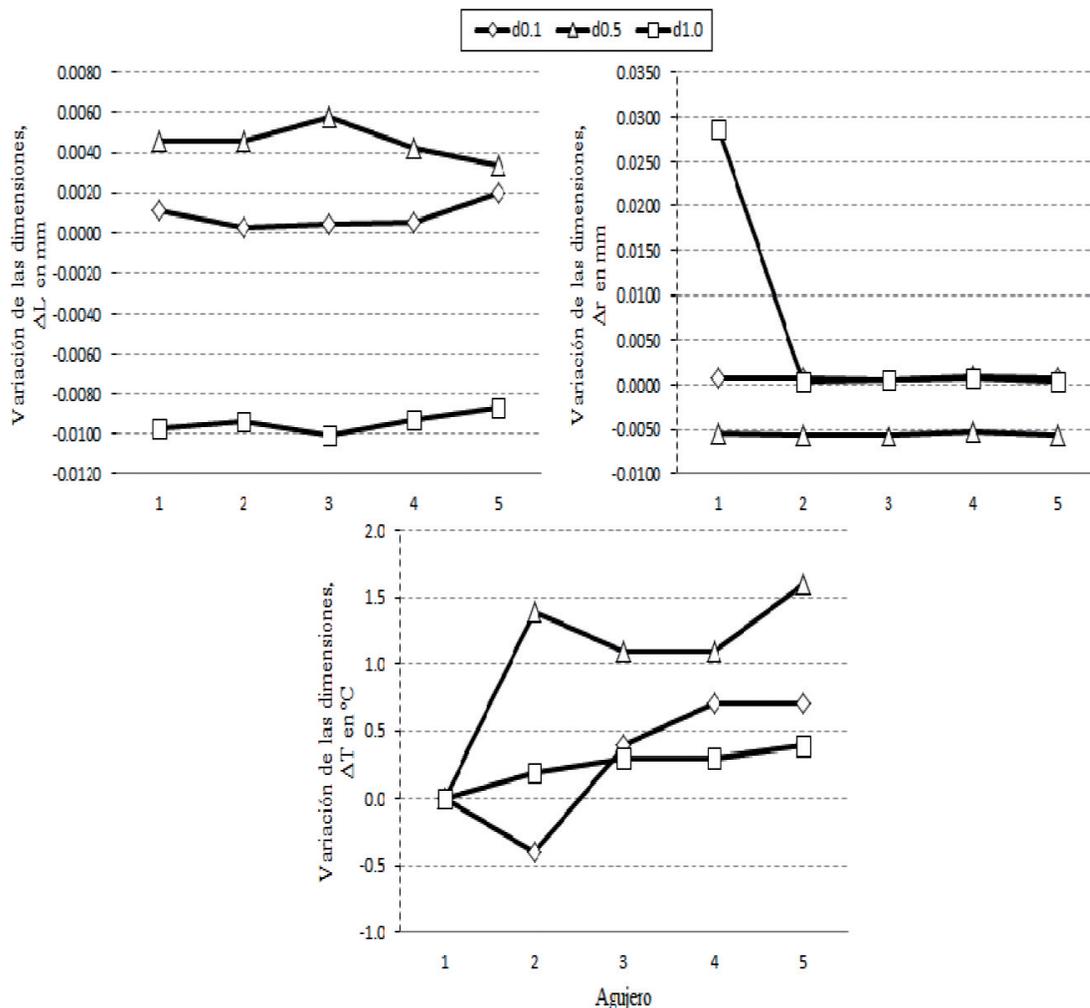


Fig. 2: Variación de las dimensiones de la herramienta y la temperatura durante el corte

3. RESULTADOS

Antes de iniciar el análisis de los datos por métodos estadísticos en el dominio del tiempo y por métodos frecuenciales, estos fueron separados por avance para cada diámetro. De este modo se obtuvieron 6 juegos de datos, 2 por cada broca. Además el número de agujeros por diámetro es 5. Así, a un total de 30 conjuntos de datos se le realizaron los análisis detallados a continuación.

3.1. FILTRADO

En el caso de extracción de rasgos mediante estadígrafos de dominio temporal se utilizó un paso previo de filtrado de las señales utilizando un filtro de respuesta de impulso finito (*finite impulse response*, FIR) como se observa en la Fig. 3. El filtrado se realiza en varios tamaños de ventana (*window size*, *WS*), con valores de número de puntos igual a 10, 25, 50, 62 y 100, para cada uno de los diámetros analizados, con el objetivo de comparar la influencia del tamaño de la ventana en el modelo final y determinar el valor más conveniente de este parámetro.

3.2. EXTRACCIÓN DE RASGOS

La extracción de rasgos se llevó a cabo mediante tres técnicas: estadígrafos en el dominio temporal, transformada rápida de *Fourier* (*fast Fourier transform*, FFT) y transformada de *Hilbert-Huang* (*Hilbert-Huang transform*, HHT). Cada uno de estos métodos se describe en las secciones siguientes.

3.2.1. Estadígrafos en el dominio temporal

Para cada una de las señales, se calcularon el valor máximo (*max*), el valor medio (*mean*), la desviación estándar (*std*), el coeficiente de asimetría (*skew*) y el aplastamiento (*kurt*). Con estos valores, se realizó un análisis de regresión lineal múltiple para identificar la posible dependencia del número de agujeros realizados con cualquiera de estos parámetros. En la Tabla IV se muestran el coeficiente de determinación del modelo, R^2 , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo *F-Fisher*, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo, $p(F)$, y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos t-Student de los análisis de sensibilidad

| Var | WS | f | R ² | p(F) | p(mean) | p(std) | p(max) | p(skew) | p(kurt) |
|-----|-----|-------|----------------|--------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Fx | 10 | 1 + 2 | 0.3053 | 0.0003 | 0.0000 | 0.0151 | 0.2811 | 0.1176 | 0.1215 |
| Fx | 25 | 1 + 2 | 0.2900 | 0.0006 | 0.0000 | 0.0411 | 0.5319 | 0.1625 | 0.7212 |
| Fx | 50 | 1 + 2 | 0.2831 | 0.0008 | 0.0000 | 0.0911 | 0.6288 | 0.4327 | 0.9173 |
| Fx | 62 | 1 + 2 | 0.2837 | 0.0008 | 0.0000 | 0.1225 | 0.6752 | 0.6169 | 0.8046 |
| Fx | 100 | 1 + 2 | 0.2879 | 0.0007 | 0.0000 | 0.2255 | 0.7706 | 0.8644 | 0.6617 |
| Fy | 10 | 1 + 2 | 0.4464 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0670 | 0.0002 | 0.2527 | 0.9589 |
| Fy | 25 | 1 + 2 | 0.4574 | 0.0000 | 0.0000 | 0.2202 | 0.0006 | 0.3708 | 0.1454 |
| Fy | 50 | 1 + 2 | 0.4447 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4823 | 0.0014 | 0.4215 | 0.1877 |
| Fy | 62 | 1 + 2 | 0.4390 | 0.0000 | 0.0000 | 0.7969 | 0.0026 | 0.2565 | 0.1864 |
| Fy | 100 | 1 + 2 | 0.4432 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5397 | 0.0202 | 0.0225 | 0.2249 |
| Vx | 10 | 1 + 2 | 0.4669 | 0.0000 | 0.7282 | 0.0000 | 0.8843 | 0.6806 | 0.3726 |
| Vx | 25 | 1 + 2 | 0.4135 | 0.0000 | 0.6030 | 0.0130 | 0.4503 | 0.9012 | 0.1501 |
| Vz | 10 | 1 + 2 | 0.5207 | 0.0000 | 0.5594 | 0.0000 | 0.5562 | 0.6431 | 0.6639 |
| Vz | 25 | 1 + 2 | 0.4452 | 0.0000 | 0.8447 | 0.0000 | 0.5223 | 0.5586 | 0.3967 |
| Vz | 50 | 1 + 2 | 0.3024 | 0.0004 | 0.5829 | 0.7429 | 0.1144 | 0.3464 | 0.0013 |
| Vz | 62 | 1 + 2 | 0.2689 | 0.0015 | 0.5359 | 0.8830 | 0.0729 | 0.3147 | 0.0009 |
| Vz | 100 | 1 + 2 | 0.1985 | 0.0211 | 0.4747 | 0.6161 | 0.1022 | 0.1762 | 0.0046 |

Tabla IV: Análisis de regresión estadística en el dominio temporal, valores más significativos

| Var | WS | f | R ² | p(F) | p(mean) | p(std) | p(max) | p(skew) | p(kurt) |
|-----|----|---|----------------|--------|---------------|---------------|---------------|---------|---------------|
| Fx | 10 | 1 | 0.4741 | 0.2563 | 0.0142 | 0.2597 | 0.6422 | 0.4171 | 0.6126 |
| Fx | 10 | 2 | 0.3144 | 0.0011 | 0.0000 | 0.0332 | 0.2642 | 0.7451 | 0.0608 |
| Fy | 10 | 1 | 0.5971 | 0.0526 | 0.0065 | 0.2790 | 0.0781 | 0.7177 | 0.4769 |
| Fy | 10 | 2 | 0.4333 | 0.0001 | 0.0000 | 0.0788 | 0.0029 | 0.1234 | 0.2808 |
| Vx | 10 | 1 | 0.4578 | 0.2244 | 0.7668 | 0.0605 | 0.7723 | 0.7652 | 0.9854 |
| Vx | 10 | 2 | -0.7634 | 0.0000 | 0.9595 | 0.0369 | 0.9834 | 0.8760 | 0.6648 |
| Vz | 10 | 1 | 0.4754 | 0.1318 | 0.7846 | 0.0501 | 0.5506 | 0.8500 | 0.3307 |
| Vz | 10 | 2 | 0.2066 | 0.0000 | 0.5350 | 0.0004 | 0.3794 | 0.6578 | 0.3085 |

Tabla V: Análisis de regresión estadística en el dominio temporal separado por avances, valores más significativos

de los coeficientes del modelo, $p(mean)$, $p(std)$, $p(max)$, $p(skew)$ y $p(kur)$.

Analizando, la antemencionada Tabla IV, se pueden identificar aquellos parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros realizados. Dichos valores aparecen resaltados en negrita.

Posteriormente se realizó el mismo análisis pero dividiendo los datos por avances como se muestra en la Tabla V. En esta se puede apreciar que los valores más significativos ocurren cuando se trabaja con el segundo avance en todos los casos.

Como se puede ver, resultan estadísticamente significativos diferentes parámetros en diferentes tamaños de ventana. De esta manera, se seleccionaron varios para establecer un modelo de predicción descartando algunos de estos a partir de los datos experimentales, permitiendo establecer un modelo tal como se muestra en la Fig. 3.

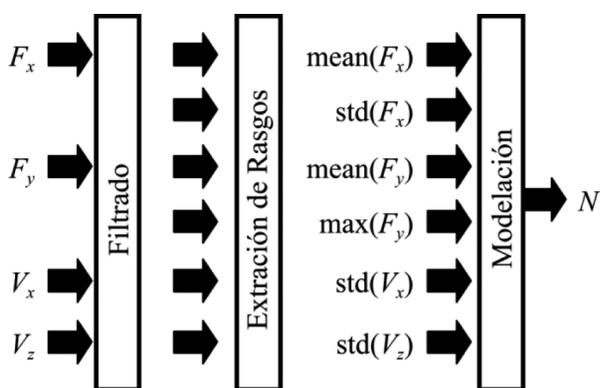


Fig. 3: Modelo propuesto para la predicción de datos utilizando estadígrafos en el dominio temporal

Para la misma, se realiza un análisis de regresión definitivo, con el cual se obtiene el modelo:

$$N = 41.86 + 40.95 \bullet F_{x_mean} - 102.80 \bullet F_{x_std} - 49.33 \bullet F_{y_mean} + 22.06 \bullet F_{y_max} - 0.11 \bullet V_{x_std} + 210.1 \bullet V_{z_std} \quad (1)$$

donde N es la cantidad de agujeros elaborados, que se tomó como criterio del nivel de uso de la herramienta.

En el modelo anterior, se obtuvo un valor de R^2 de 0.6439 y una probabilidad asociada a la prueba F-Fisher menor de 0.01. Esto significa que el modelo ajustado explica el 64.39% de la variabilidad de los datos mientras que la relación entre las variables es estadísticamente significativa con un 99% de confiabilidad.

3.2.2. Transformada rápida de Fourier

En el análisis basado en la FFT, se le aplicó cada uno los datos iniciales y posteriormente se calcularon el valor máximo (max), el valor medio ($mean$), la desviación estándar (std), el coeficiente de asimetría ($skew$) y el aplastamiento ($kurt$). Con estos valores, se realizó un análisis de regresión lineal múltiple para identificar la posible dependencia del número de agujeros realizados con cualquiera de estos parámetros. En la Tabla VI se muestran el coeficiente de determinación del modelo, R_2 , el valor de probabilidad asociada al estadígrafo F -Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo, $p(F)$, y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos t -Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo, $p(mean)$, $p(std)$, $p(max)$, $p(skew)$ y $p(kur)$.

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

| Var | f | R^2 | $p(F)$ | $p(mean)$ | $p(std)$ | $p(max)$ | $p(skew)$ | $p(kurt)$ |
|-----|-------|--------|--------|---------------|---------------|----------|---------------|---------------|
| Fx | 1 + 2 | 0.4678 | 0.0000 | 0.0000 | 0.9143 | 0.1221 | 0.0068 | 0.3271 |
| Fy | 1 + 2 | 0.2231 | 0.0089 | 0.0051 | 0.0076 | 0.2290 | 0.0000 | 0.0022 |
| Fz | 1 + 2 | 0.0745 | 0.5679 | 0.2485 | 0.4415 | 0.3717 | 0.2380 | 0.2095 |
| Vx | 1 + 2 | 0.0433 | 0.8565 | 0.3865 | 0.2847 | 0.4858 | 0.8728 | 0.8173 |
| Vz | 1 + 2 | 0.1439 | 0.1158 | 0.0061 | 0.0048 | 0.4801 | 0.7463 | 0.7341 |

Tabla VI: Análisis de regresión para datos analizados por FFT, valores más significativos

| Var | f | R^2 | $p(F)$ | $p(mean)$ | $p(std)$ | $p(max)$ | $p(skew)$ | $p(kurt)$ |
|-----|-----|--------|--------|---------------|----------|----------|---------------|---------------|
| Fx | 1 | 0.3936 | 0.2542 | 0.7356 | 0.8706 | 0.7371 | 0.6729 | 0.7755 |
| Fx | 2 | 0.4127 | 0.0000 | 0.8735 | 0.4402 | 0.6450 | 0.0636 | 0.3118 |
| Fy | 1 | 0.5403 | 0.1587 | 0.2401 | 0.1509 | 0.1402 | 0.0649 | 0.3020 |
| Fy | 2 | 0.2005 | 0.0053 | 0.6774 | 0.0176 | 0.1320 | 0.0029 | 0.0179 |
| Vz | 1 | 0.5072 | 0.2000 | 0.1323 | 0.3252 | 0.6416 | 0.8284 | 0.8689 |
| Vz | 2 | 0.5231 | 0.0000 | 0.0490 | 0.0707 | 0.2751 | 0.0127 | 0.0261 |

Tabla VII: Análisis de regresión para datos analizados por FFT separados por avance, valores más significativos

Al igual que para los estadígrafos esta técnica también se aplicó separando los avances como se observa en la Tabla VII.

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

| Var | f | R ² | p(F) | p(mean) | p(std) | p(max) | p(skew) | p(kurt) |
|----------------|-------|----------------|--------|---------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| F _x | 1 + 2 | 0.2308 | 0.0067 | 0.6650 | 0.0375 | 0.0033 | 0.2274 | 0.0611 |
| F _y | 1 + 2 | 0.3327 | 0.0001 | 0.1417 | 0.5281 | 0.1963 | 0.0041 | 0.0008 |
| F _z | 1 + 2 | 0.0069 | 0.9994 | 0.9756 | 0.6849 | 0.7204 | 0.8946 | 0.5155 |
| V _x | 1 + 2 | 0.2168 | 0.0112 | 0.3354 | 0.8012 | 0.4260 | 0.4804 | 0.5656 |
| V _z | 1 + 2 | 0.2856 | 0.0008 | 0.8296 | 0.0064 | 0.8094 | 0.8660 | 0.6261 |

Tabla VIII: Análisis de regresión para datos analizados por HHT, valores más significativos

| Var | f | R ² | p(F) | p(mean) | p(std) | p(max) | p(skew) | p(kurt) |
|----------------|---|----------------|--------|---------|---------------|--------|---------|---------|
| F _x | 1 | 0.3214 | 0.5509 | 0.9594 | 0.1714 | 0.2660 | 0.6796 | 0.3775 |
| F _x | 2 | 0.5005 | 0.0001 | 0.0788 | 0.5396 | 0.6569 | 0.4038 | 0.1009 |
| F _y | 1 | 0.5067 | 0.1770 | 0.4740 | 0.8171 | 0.3075 | 0.1247 | 0.2551 |
| V _z | 1 | 0.2082 | 0.4131 | 0.1969 | 0.3578 | 0.6085 | 0.2634 | 0.8210 |
| V _z | 2 | 0.2102 | 0.0006 | 0.8872 | 0.0296 | 0.8803 | 0.9526 | 0.3262 |

Tabla IX: Análisis de regresión para datos analizados por HHT por avances, valores más significativos

Lo anterior, permite establecer un modelo tal como se muestra en la Fig. 4.

Para la misma, se realiza un análisis de regresión definitivo, con el cual se obtiene el modelo:

$$N = 3.08 - 1.18 \cdot F_{x_mean} - 0.02 \cdot F_{x_skew} - 0.17 \cdot F_{y_mean} + 0.04 \cdot F_{y_std} + 0.001 \cdot F_{y_kurt} + 0.75 \cdot V_{z_mean} - 0.47 \cdot V_{z_std} \quad (2)$$

El modelo anterior presenta un valor de R² igual a 0.5668 y una probabilidad asociada a la prueba F-Fisher menor que 0.01. Esto indica que el modelo explica el 56.68% de la variabilidad de los datos y que la relación entre las variables es estadísticamente significativa con un 99% de confiabilidad.

3.2.3. Transformada de Hilbert-Huang

Para llevar a cabo el análisis por medio de la HHT los datos fueron procesados por la transformada con un tiempo de muestreo de 20ms para cada una de las señales. Posteriormente se calcularon el valor máximo (max), el valor medio

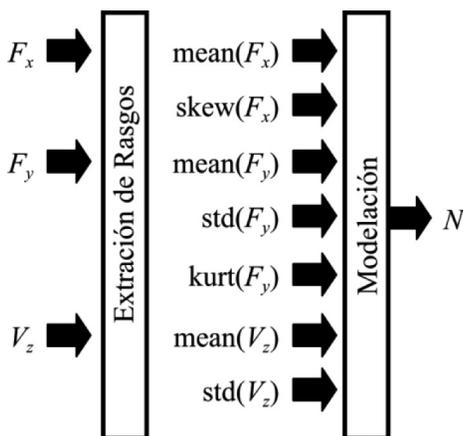


Fig. 4: Modelo propuesto para la predicción de datos FFT

(mean), la desviación estándar (std), el coeficiente de asimetría (skew) y el aplastamiento (kurt) de la función de modo intrínseco más energética. Con estos valores, se realizó un análisis de regresión lineal múltiple para identificar la posible dependencia del número de agujeros realizados con cualquiera de estos parámetros. En la Tabla VIII se muestran el coeficiente de determinación del modelo,

R², el valor de probabilidad asociada al estadígrafo F-Fisher, en el análisis de varianza (ANOVA) del modelo, p(F), y los valores de probabilidad asociados a los estadígrafos t-Student de los análisis de sensibilidad de los coeficientes del modelo, p(mean), p(std), p(max), p(skew) y p(kur).

Analizando la Tabla VIII se pueden identificar aquellos parámetros que guardan una relación estadísticamente significativa, con un 95% de confiabilidad, con el número de agujeros realizados. Dichos valores aparecen resaltados en negrita.

Al igual que el procesamiento y análisis basado en la FFT se obtiene un grupo mucho menor de parámetros que tienen significado estadístico, coincidiendo para ambas técnicas las componentes F_x, F_y, V_z, no así los parámetros estadísticos.

Basándose en las componentes de mayor significado se establece un modelo tal como se muestra en la Fig. 5.

Para la misma, se realiza un análisis de regresión definitivo, con el cual se obtiene el modelo:

$$N = 1.93 + 6.29 \cdot F_{x_std} - 5.14 \cdot F_{x_max} + 1.28 \cdot F_{y_skew} + 0.36 \cdot F_{y_kurt} + 3.91 \cdot V_{z_std} \quad (3)$$

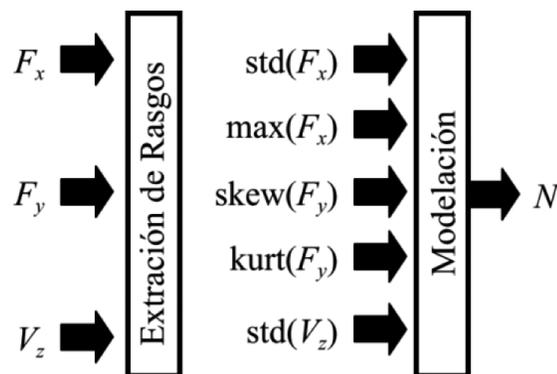


Fig. 5: Modelo propuesto para la predicción de datos utilizando HHT

El modelo anterior tiene un coeficiente R^2 igual a 0.5307 y una probabilidad asociada a la prueba F-Fisher menor de 0.01, lo cual indica que el modelo explica poco más del 53% de la variabilidad de los datos y que la relación entre las variables es estadísticamente significativa con más de un 99% de confiabilidad.

En los tres modelos propuestos no se tienen en cuenta todas las componentes que dan significación estadística, inicialmente se tomaron todos los valores significativos y se posteriormente se fueron ajustando los modelos hasta llegar a los propuestos.

3.3. ANÁLISIS COMPARATIVO

Para una mayor comprensión de los modelos se muestran los resultados en las Figs. 6, 7 y 8. En estas gráficas se comparan los datos de validación ($d = 1.0\text{ mm}$ y $d = 0.1\text{ mm}$) con los de ajuste ($d = 0.5\text{ mm}$). En todos los casos se trabajó con un intervalo de confianza de 95%, definiendo tres valores en las figuras mostradas, o sea, se les calculó la media a ambos conjuntos y su extremo máximo (media + 1.96 * std) y la mínimo (media - 1.96 * std).

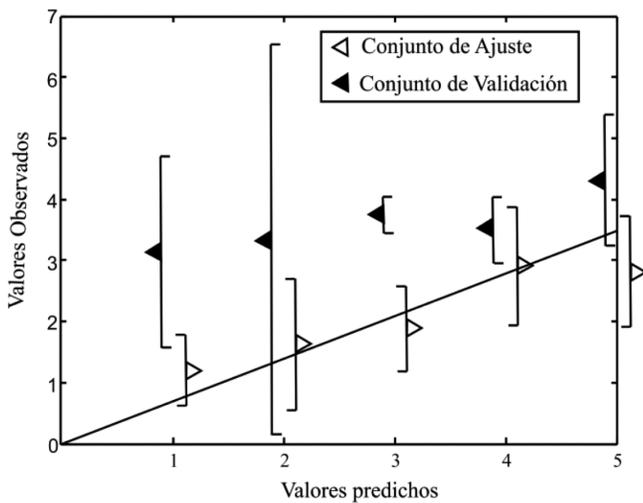


Fig. 6: Predicciones utilizando estadígrafos en el dominio temporal

4. DISCUSIÓN

El primer hecho destacado, que salta a la vista, en el análisis anterior, es la variación anómala del desgaste que, como ya se explicó puede deberse bien a la presencia de filo recreado o a la insuficiente precisión de los sistemas de medición utilizados. En este sentido se requiere, como trabajo futuro, realizar nuevos experimentos comparando los valores de desgaste ofrecidos por el sistema de medición de la máquina-herramienta con los valores medidos a través de microscopía.

Como se pudo observar, aunque el modelo basado en estadígrafos temporales tiene mejor ajuste que los basados en FFT y HHT, su capacidad de generalización es notablemente menor. En el caso de la FFT se obtiene un modelo donde, en

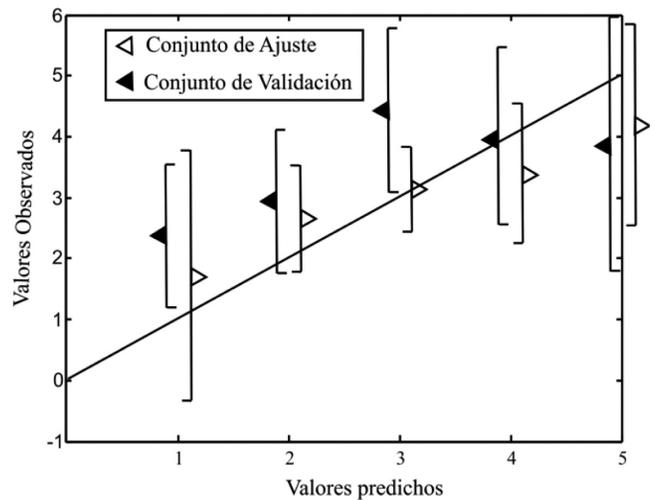


Fig. 7: Predicciones utilizando FFT

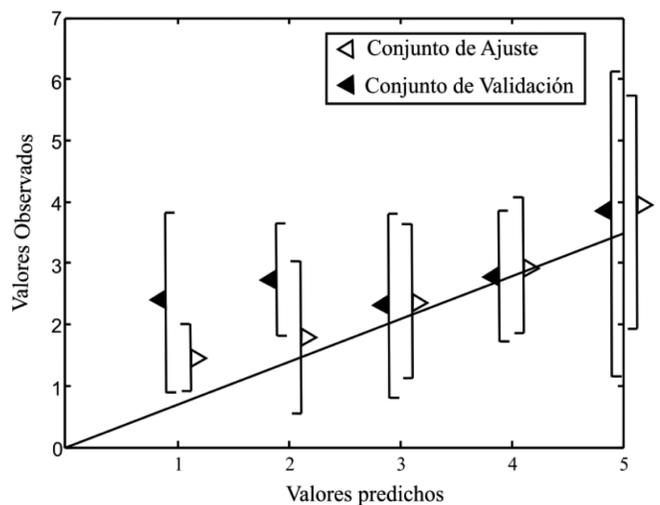


Fig. 8: Predicciones utilizando HHT

casi todos los puntos, los extremos se encuentran a ambos lados de la línea de tendencia no siendo así para los agujeros 1 y 3 del conjunto de validación. En el caso de HHT pasa algo similar y además a partir del agujero 3 hasta el 5 los conjuntos tienen una similitud perceptible, lo cual indica una buena capacidad de generalización del modelo.

También cabe destacar, en la validación, que las variables F_x, F_y, V_z son las que ofrecen una mayor información (mayor significación estadística) y por tanto permiten establecer una mejor relación entre los dos conjuntos de datos. Otro aspecto interesante es que en los análisis realizados, separando los avances, se muestra que tanto en la FFT, como en la HHT los valores más significativos se producen en el segundo avance f_2 que se aplica durante el microtaladrado. Cabe aclarar que los rasgos obtenidos serían diferentes para brocas de diferentes fabricantes en igualdad de diámetro, avances, recubrimiento, etc., ya que disponen de geometrías diferentes y las señales de fuerzas y vibraciones obtenidas dependerán de esta geometría.

Dos aspectos son importantes. En primer lugar, tanto la FFT como la HHT son herramientas que pueden ofrecer muy buenos resultados en el análisis de las señales para la monitorización de procesos de microtaladrado. En segundo lugar, se ha propuesto un modelo basado en la combinación de la HHT y la regresión lineal donde existe una aceptable similitud entre los conjuntos de validación y ajuste, validando la aplicación de dicha transformada en fenómenos complejos como es el corte de metales. Sin embargo, es evidente también que un simple análisis estadístico no es suficiente para identificar todos los rasgos y variables que tienen una mejor relación con el estado de la herramienta.

Como desarrollo futuro de este trabajo se impone, en primer lugar, el uso de otras técnicas de modelado, tales como las redes neuronales artificiales y los sistemas neuro-borrosos, con el fin de relacionar los rasgos extraídos con el nivel de uso de la herramienta.

Un segundo paso, será la realización de un número mayor de agujeros con cada diámetro de broca, para analizar el cambio de las señales de la herramienta no sólo para los estados de cambio preliminar de estado ante las primeras evidencias de desgaste, sino hasta llegar hasta la rotura de las mismas.

5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido realizado en el marco del proyecto de investigación DPI2012-35504 CONMICRO financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad de España. Además, se ha realizado como parte del convenio marco entre la Universidad de Matanzas (Cuba) y la Universidad Autónoma de Madrid (España). Finalmente, agradecemos las valiosas sugerencias realizadas por los cuatro revisores y el editor, que han sido recogidas en el trabajo.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Haber RE, Cantillo K, Jiménez JE, et al. "Networked sensing for high-speed machining processes based on CORBA". *Sensors and Actuators A: Physical*. 2005. Vol. 119 p. 418-426. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sna.2004.10.022>
- [2] Haber RE, Jiménez JE, Peres CR, et al. "An investigation of tool-wear monitoring in a high-speed machining process". *Sensors and Actuators*. 2004. Vol. 116 p. 539-545. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sna.2004.05.017>
- [3] Zhu K, Wong YS, Hong GS, et al. "Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2009. Vol. 49 -7-8 p. 537-553.
- [4] Alonso FJ and Salgado DR. "Analysis of the structure of vibration signals for tool wear detection". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2008. Vol. 22 -3 p. 735-748.
- [5] Re-ones A, Miguel LJ, Perán JR, et al. "Experimental analysis of change detection algorithms for multitooth machine tool fault detection". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2009. Vol. 23 -7 p. 2320-2335.
- [6] Quintana G and Ciurana J. "Chatter in machining processes: A review". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2011. Vol. 51 -5 p. 363-376.
- [7] Jemielniak K, Bombinski S, Aristimuno PX, et al. "Tool condition monitoring in micromilling based on hierarchical integration of signal measures". *CIRP Annals - Manufacturing Technology*. 2008. Vol. 57 p. 121-124.
- [8] Fu L, Linga SF, Tseng CH, et al. "On-line breakage monitoring of small drills with input impedance of driving motor". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2007. Vol. 21 p. 457-465. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.04.004>
- [9] Sick B. "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*. 2002. Vol. 16 -4 p. 487-546.
- [10] Tansel I, Mekdici C, Rodriguez O, et al. "Monitoring Drill Conditions with Wavelet Based Encoding and Neural Networks". *International Journal Machining Tools Manufacture*. 1993. Vol. 33 -4 p. 559-575.
- [11] 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. p. 581-586.
- [12] Biermann D, Baschin A, Krebs E, et al. "Manufacturing of dies from hardened tool steels by 3-axis micromilling". *Production Engineering Resort Development*. 2011. Vol. 5 p. 209-217. <http://dx.doi.org/10.1007/s11740-010-0293-7>
- [13] Zhu K, Wong YS, Hong GS, et al. "Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2009. Vol. 23 -2 p. 547-560.
- [14] Heinemann R and Hinduja S. "A new strategy for tool condition monitoring of small diameter twist drills in deep-hole drilling". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*. 2012. Vol. 52 -1 p. 69-76.
- [15] Rodriguez P and Labarga J. "A new model for the prediction of cutting forces in micro-end-milling operations". *Journal of Materials Processing Technology*. 2013. Vol. 213 p. 261-268, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2012.09.009>.
- [16] Kang IS, Kimb JS, Kang MC, et al. "Tool condition and machined surface monitoring for micro-lens array fabrication in mechanical machining". *Journal of Materials Processing Technology*. 2008. Vol. 201 -1-3 p. 585-589.
- [17] Yen CL, Lu M., Chen JL, et al. "Applying the self-organization feature map (SOM) algorithm to AE-based tool wear monitoring in micro-cutting". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2012.
- [18] Gandarias E, Dimov S, Pham DT, et al. "New methods for tool failure detection in micromilling". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*. 2006. Vol. 220 -2 p. 137-144.
- [19] Kumar M, Dotson K, Melkote SN, et al. "An experimental technique to detect tool-workpiece contact in micromilling". *Journal of Manufacturing Processes*. 2010. Vol. 12 p. 99-105. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmapro.2010.08.001>
- [20] Jemielniak K and Arrazola PJ. "Application of AE and cutting force signals in tool condition monitoring in micro-milling". *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. 2008. Vol. 1 -2 p. 97-102.
- [21] Malekian M, Park SS, Jun M, et al. "Modeling of dynamic micro-milling cutting forces". *International Journal of Machine Tools Manufacture*. 2009. Vol. 49 p. 586-598. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2009.02.006>
- [22] Park SS and Malekian M. "Mechanistic modeling and accurate measurement of micro end milling forces". *CIRP Annals - Manufacturing Technology*. 2009.
- [23] Feng J, Kim B, Shih A, et al. "Tool wear monitoring for micro-end grinding of ceramic materials". *Journal of Materials Processing Technology*. 2009. Vol. 209 -11 p. 5110-5116.
- [24] Trujillo M, Li W, Fallerio B, et al. "Inspection of Micro-tools at High Rotational Speeds". *International Journal Machining Tools Manufacture*. 1994. Vol. 34 -8 p. 1059-1077.