



## DETECCIÓN DEL CHATTER EN LOS PROCESOS DE MAQUINADO: UNA REVISIÓN DE TÉCNICAS EMPLEADAS

*Iván La Fé, Ramón Quiza, Marcelino Rivas*

Centro de Estudios de Fabricación Avanzada y Sostenible, Universidad de Matanzas, Autopista a Varadero km 3½,  
Matanzas 44740, Cuba.

---

**Resumen:** La detección del chatter es un elemento importante para mejorar la productividad y la calidad de las piezas obtenidas en los procesos de maquinado. Debido a que las señales medidas por los sensores están generalmente contaminadas por el ruido y otras perturbaciones, se hace necesario encontrar eficientes algoritmos para el procesamiento de dichas señales que permitan la identificación rápida de la presencia del chatter. El desarrollo de la informática y las capacidades de cómputo han permitido que en los últimos años se hayan perfeccionado eficaces técnicas para el filtrado y análisis de estas señales. Grandes esfuerzos se han hecho por los investigadores de esta materia, los cuales han estado enfocados a interpretar y definir los mecanismos de excitación, a determinar las fronteras a partir de las cuales ocurre el fenómeno del chatter y establecer las correlaciones entre esos límites y las condiciones de corte del proceso. En este trabajo se presenta una revisión acerca de los métodos más usados para la identificación del chatter en los procesos de fabricación, así como las técnicas empleadas para la extracción de rasgos en las señales que se generan en los mismos.

**Palabras claves:** Detección del chatter, Maquinado, Procesamiento de señales, Algoritmos

**Abstract:** Chatter detection is an important task to improve productivity and part quality in the machining process. Since measured signals from sensors are usually contaminated by background noise and other disturbances, it is necessary to find efficient signal processing algorithms to identify the chatter as soon as possible. Various powerful techniques for filtering and signal analysis have been established in the last few years due to the development of the informatics and the computing capabilities. Efforts of several researchers in this field are mainly aimed at understanding and defining the mechanisms of excitation, establishing stability boundaries beyond which chatter will occur, and to establish correlations between the critical limit and various cutting conditions. The aim of this work is to present the principal aspect related to the most used (and reported) and strongly recommended method for identifying the chatter state in the manufacturing process, as well as the techniques used for features extraction on the signals generated in them.

**Keywords:** Chatter detection, Machining, Signal processing, Algorithms.

---

### 1. Introducción.

El chatter es considerado una vibración auto-excitada entre la máquina herramienta y la pieza de trabajo (Koenigsberger y Tlustý, 1970; Tobias, 1965). El chatter regenerativo es el más influyente y es consecuencia tanto de la superficie previamente cortada como de la formación actual de la viruta, ya que producto de la remoción de material van quedando pequeñas

ondulaciones que inducen vibraciones en la herramienta afectando la superficie de la pieza. Los principales problemas en el corte de metales asociados al chatter son: disminución de la vida útil de la herramienta, limita la productividad, mal acabado superficial, pobres tolerancias así como elevados niveles de ruido (Novakov y Jackson, 2010). La detección temprana de este fenómeno permite al operador tomar medidas sobre el proceso de maquinado y evitar daños. En los últimos años se han hecho significativas investigaciones con el fin de predecir la ocurrencia del chatter (Liang, *et al.*, 2014; Quintana y Ciurana, 2011; Siddhpura y Paurobally, 2012; Teti, *et al.*, 2010).

Una herramienta que ha probado ser efectiva en la determinación del chatter es el análisis de las diferentes señales que se originan en los procesos de fabricación por arranque de viruta. Dentro de las señales usadas para monitorear este fenómeno se destacan: la señal de vibraciones (Lamraoui, *et al.*, 2014a; Pérez, *et al.*, 2012; Shao, *et al.*, 2014), fuerzas de corte (Huang, *et al.*, 2013; Lamraoui, *et al.*, 2014b; Tangjitsitcharoen, *et al.*, 2015), emisiones acústicas (Thaler, *et al.*, 2014), corriente del motor (Liu, *et al.*, 2011), señal del torque (Tansel, *et al.*, 2012). Estas señales son captadas por sensores en los diferentes procesos de maquinado, con el objetivo de generar determinados rasgos relacionados con las condiciones de corte (Lamraoui, *et al.*, 2014b; Teti, *et al.*, 2010). Diferentes metodologías para el procesamiento de las mencionadas señales han sido empleadas: en el dominio temporal (Du, *et al.*, 1992; Jia, *et al.*, 2013; Kim, *et al.*, 2011; Lamraoui, *et al.*, 2015; Shao, *et al.*, 2014), en el dominio de la frecuencia (Huang, *et al.*, 2013; Li, *et al.*, 1997; Tangjitsitcharoen, 2009), y en el dominio tiempo-frecuencia (Huang, *et al.*, 2013; Marinescu y Axinte, 2008; Tangjitsitcharoen, *et al.*, 2015; Thaler, *et al.*, 2014), con el fin de extraer rasgos relevantes y sensibles acerca del chatter.

El modo de descomposición empírica (*empirical mode decomposition*, EMD) es un método de análisis auto-adaptativo para señales no-lineales y no-estacionarias. Este método se basa en las características locales de la escala temporal de la señal y puede descomponer señales muy complejas en un conjunto de componentes cuasi-ortogonales, llamadas funciones de modo intrínseco (*intrinsic mode functions*, IMFs) (Huang, *et al.*, 1998). Dicho análisis ha sido usado en el diagnóstico de fallo (*fault diagnosis*, FD) de máquinas rotatorias, por ejemplo, en FD de cojinetes de rodamientos (Saidi, *et al.*, 2014) y FD de engranajes (Ricci y Pennacchi, 2011). Recientemente, el EMD está siendo empleado en el monitoreo de procesos de maquinado. Peng (2006) aplicó un análisis de tiempo-frecuencia basado en EMD para la detección de la rotura de la herramienta en el proceso de fresado. Raja *et al.* (2013) usó la Transformada de Hilbert-Huang (HHT) para analizar la señal de emisión acústica y poder monitorear el desgaste en el flanco de la herramienta. Cao *et al.* (2013) combinó los beneficios de la transformada de *wavelet* y espectro de la HHT para la extracción de rasgos en la detección del chatter en el proceso de fresado.

Sin embargo el principal problema del EMD es que se pueden mezclar los modos en las diferentes escalas de las IMFs (Lei, *et al.*, 2011). Para mitigar esa situación Wu y Huang (2009), presentaron un método mejorado, llamado Modo de Descomposición Empírica Ensamblado (*ensemble empirical mode decomposition*, EEMD). EEMD es un método de análisis de datos asistido por ruido, el cual al añadir una determinada cantidad de ruido blanco a la señal estudiada se puede eliminar el problema de la mezcla de modos automáticamente. Cao y colaboradores (2015) aplicaron el EEMD a la señal de vibraciones para detectar el fenómeno del

chatter en el proceso de fresado, corroborando la efectividad del método a partir de condiciones de maquinado especificadas en el diseño experimental de la investigación.

Por otro lado (Park y Rahnema, 2010) aplicaron el teorema de estabilidad robusta para la detección del chatter en el microfresado, obteniendo buena correlación con los resultados experimentales. Singh y coautores (2015) presentaron un estudio comparativo entre diferentes métodos empleados para la detección del chatter en el microfresado de aleaciones de titanio, resaltando que, con la densidad de la potencia espectral promedio obtenida de la topografía superficial realizada es posible la determinación del fenómeno en cuestión.

Recientemente fue publicado el trabajo de (Zhang, *et al.*, 2016), donde se propone un novedoso método basado en el modo de descomposición variacional (*variational mode decomposition*, VMD) que combinado con la transformada de wavelet, fue aplicado a la detección del chatter a partir de la señal de fuerza del proceso de fresado. Los resultados obtenidos permiten asegurar que las técnicas propuestas son capaces de detectar desde etapas tempranas la presencia del fenómeno.

## **2. Extracción de rasgos.**

La extracción de rasgos está relacionada con la reducción de la cantidad de elementos que se necesitan para describir un conjunto de datos. Al realizar el análisis de datos complejos uno de los principales problemas que se deriva, es el número de variables involucradas. Generalmente los análisis con un gran número de variables requieren un mayor espacio de memoria y mejores prestaciones computacionales o un algoritmo de clasificación el cual sobreajuste el conjunto de entrenamiento y lo generalice pobremente a nuevas muestras (Akanbi, *et al.*, 2015; Li, *et al.*, 2016). Los rasgos pueden ser extraídos en el dominio del tiempo, la frecuencia y la amplitud o con una combinación entre estos (Quiza y Davim, 2009).

Para seleccionar el método adecuado de extracción de rasgos es necesario conocer el tipo de datos que pueden ser manipulados por los mismos. Existe gran cantidad de métodos reportados en la literatura, principalmente aplicados al aprendizaje de las máquinas, los patrones de reconocimiento y el procesamiento de imágenes (Pelegrina, *et al.*, 2016; Singh, *et al.*, 2016; Wang, *et al.*, 2016). En el caso específico de los procesos de manufactura, técnicas como: estadígrafos temporales, series de tiempo, transformada rápida de *Fourier* (*Fast Fourier Transform*, FFT), transformada de *Wavelet* (WT) y la transformada de *Hilbert-Huang* entre otros son los más citados.

Los estadígrafos en el dominio temporal están basados en la aplicación de funciones estadísticas, tales como: la media (MEAN), el mínimo (MIN), el máximo (MAX), la desviación estándar (STD), la raíz media cuadrática (*root mean square*, RMS), la asimetría (SKEW) o la curtosis (KURT). Cabe resaltar que en la mayoría de los artículos revisados, no se utiliza un sólo estadígrafo para la extracción de rasgos, sino la combinación de varios de ellos. En el caso del procesamiento de datos por estadígrafos temporales en los procesos de micromaquinado las señales más usadas son las fuerzas (Jemielniak, *et al.*, 2008; Kim, *et al.*, 2009; Tansel, *et al.*, 2000a). En todos los casos se utilizan más de un estadígrafo, resaltando que tanto Kim y colaboradores (2009) como Jemielniak y coautores (2008) no utilizan ninguna

técnica de modelación posterior a la etapa de extracción de rasgos, no siendo así en el caso de Tansel y coautores (Tansel, *et al.*, 2000b) quienes utilizan una red neuronal en la etapa siguiente.

Los rasgos en el dominio de la frecuencia son determinados a través de métodos que estiman la distribución de energía sobre el espectro de frecuencia. En este sentido la FFT es usada para generar la función de densidad espectral de la energía. No obstante, la naturaleza promedio de los cálculos de la FFT tienden a oscurecer el contenido de la frecuencia de los fenómenos transitorios, por eso no son apropiados para analizar señales no estacionarias (Patra, *et al.*, 2007). La FFT es un eficiente algoritmo que permite calcular la transformada discreta de Fourier (*discrete Fourier transform*, DFT) y su inversa. Mediante un algoritmo FFT se puede obtener el mismo resultado que con la DFT, con la diferencia de que esta es mucho más rápida.

La FFT es muy usada en los procesos de micromaquinado. Un ejemplo de esto es el algoritmo de procesamiento digital de una señal introducido por (Matuszak y Waszczuk, 2015), basado en la transformada rápida de Fourier y el estadígrafo RMS cuyos resultados arrojaron resultados positivos en la detección del contacto entre herramienta-pieza de trabajo. Además, la FFT es una de las técnicas más reportadas para procesar las señales de fuerza, vibración y emisiones acústicas capturadas por sensores durante el micromaquinado (Liao y Axinte, 2016; Shen, *et al.*, 2016).

La transformada de *wavelet* es usada para dividir una función de tiempo continuo en pequeñas ondas. A diferencia de la FFT, la WT posee la habilidad de construir un diagrama de tiempo-frecuencia de una señal dando una localización precisa del comportamiento de la señal. Ésta es la tercera técnica más citada en la bibliografía analizada para el tratamiento de señales y se utiliza más en procesamiento de señales de emisiones acústicas (Chen y Li, 2007; Liao, *et al.*, 2006; Zhu, *et al.*, 2009a) por la estructura de filtros incorporados a este método, también se utiliza para las señales de fuerzas (Alaniz, *et al.*, 2006; Yoon y Chin, 2005) y en menor medida para las vibraciones (Wang, *et al.*, 2002) y corriente eléctrica (Patra, *et al.*, 2007). En el caso de la microescala se reporta su utilización para el procesamiento de señales de fuerzas en procesos de microfresado (Tansel, *et al.*, 2000b). También una novedosa metodología para la selección adecuada de *wavelets* madres y su niveles descomposición dependiendo del avance es presentada por (Dutta, *et al.*, 2016).

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

Según (Huang y Shen, 2005) las primeras aplicaciones de la transformada de Hilbert estaban limitadas sólo a señales de banda estrecha, considerando que la verdadera ventaja de esta transformada se hizo evidente cuando introdujo el modo de descomposición empírico (*empirical mode decomposition*, EMD). Este método es necesario para lidiar con datos de

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

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

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

En el micromaquinado, Zhu y Vogel-Heuser (Zhu y Vogel-Heuser, 2013) presentaron un nuevo acercamiento para la eliminación de ruido en la fuerza de corte en el monitoreo de la condición en el microfresado. Otras técnicas reportadas en menor grado son las series temporales, estas tienen la ventaja de no requerir cálculos tediosos para editar, compilar y depurar programas que permitan la adquisición de información de manera rápida y fácil. Aunque algunos autores han reportado el uso de estos algoritmos aplicados a los procesos de micromaquinado (Alonso y Salgado, 2008). Además el uso de los métodos estadísticos no puede ser desechado, ya que estos son los más reportados en la literatura, generalmente mezclados con técnicas más robustas como: FFT, WT y HHT.

Finalmente se presenta una tabla (ver Tabla 1) comparativa entre la FFT, WT y HHT siguiendo una serie de criterios propuestos por (Huang y Shen, 2014).

**Tabla 1.** Comparación entre métodos presentada por (Huang y Shen, 2014).

<b>Parámetros</b>	<b>FFT</b>	<b>WT</b>	<b>HHT</b>
<b>Base</b>	<i>a priori</i>	<i>a priori</i>	adaptativo
<b>Frecuencia</b>	En Espiral Global Impreciso	En Espiral Regional Impreciso	Diferenciación Local    Preciso
<b>Presentación</b>	Frecuencia	Tiempo Frecuencia	Tiempo Frecuencia

*continúa...*

**Tabla 1.** Comparación entre métodos presentada por (Huang y Shen, 2014)  
(cont.).

No linear	No	No	Si
No estacionario	No	Si	Si
Basamento Teórico	Completamente teórico	Completamente teórico	Empírico

### 3. Modo de descomposición empírica ensamblado (EEMD).

El EEMD es un procedimiento asistido por ruido para los modos de descomposición empírica, en el cual se utilizan todas las ventajas de las características estadísticas de la distribución uniforme del ruido blanco Gaussiano (Wang, *et al.*, 2014).

A continuación una breve descripción del EEMD:

1. Inicializar el número de ensambles,  $M$  y la amplitud del ruido blanco ( $\mu$ ) a añadir, con  $m = 1$ .
2. Ejecutar la  $m^{\text{th}}$  iteración en la señal con el ruido blanco añadido.
  - a) Adicionar una serie de  $\mu$  con la amplitud dada a la señal original para generar una nueva señal:

$$x_m(t) = x(t) + \mu_m(t) \quad (1)$$

donde,  $\mu_m$  representa la  $m^{\text{th}}$  serie de ruido blanco añadido,  $x(t)$  es la señal original y  $x_m(t)$  es la nueva señal con el ruido adicionado usada en el EEMD en la  $m^{\text{th}}$  iteración.

- b) Descomponer  $x_m(t)$  en una serie de IMFs  $c_{i,m}$  ( $i = 1, 2, \dots, I$ ) usando el EMD:

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^I c_{i,m} + r_n \quad (2)$$

donde  $c_{i,m}$  denota la  $i^{\text{th}}$  IMF de la  $m^{\text{th}}$  iteración e  $I$  es el número de IMFs de cada prueba.

- c) Si  $m < M$ , ir al paso (a) con  $m = m + 1$ . Los pasos (a) y (b) se repiten con diferentes series de ruido blanco hasta que se cumpla  $m = M$ .
3. Calcular la media del ensamble  $c_i$  de la  $M$  prueba para su correspondiente IMF en descomposición.

$$c_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M c_{i,m}, \dots i = 1, 2, \dots, I, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

Cada media  $c_i$  ( $i = 1, 2, \dots, I$ ) de la  $I$  IMFs son las IMFs finales, representando los modos oscilatorios simples ensamblados de la señal original.

#### 4. Conclusiones.

De la revisión hecha en la bibliografía especializada se puede concluir que las señales más empleadas para la detección del chatter en los procesos de maquinado son: la de fuerza, la de vibración y la de emisión acústica.

Por otra parte de los diferentes métodos empleados para dar tratamiento a las señales antes mencionadas cabe destacar que, los mejores resultados han sido obtenidos mediante la combinación de dos o más técnicas, ya sea para el tratamiento propio de la señal así como para la extracción de rasgos de la misma.

#### Referencias.

- Akanbi, O.A.; Amiri, I.S. ; Fazeldehkordi, E., 2015. "Chapter 4 - Feature Extraction". *A Machine-Learning Approach to Phishing Detection and Defense*. Boston: Syngress, ISBN 978-0-12-802927-5, pp. 45-54.
- 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., 2008. "Analysis of the structure of vibration signals for tool wear detection". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 (3), pp. 735-748, DOI: 10.1016/j.ymsp.2007.09.012.
- Battista, B.M.; Knapp, C. ; McGee, T., 2007. "Application of the empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform to seismic reflection data". *Geophysics*, 72 (2), pp. 29-37, DOI: 10.1190/1.2437700.
- Cao, H.; Lei, Y. ; He, Z., 2013. "Chatter identification in end milling process using wavelet packets and Hilbert–Huang transform". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 69, pp. 11-19, DOI: 10.1016/j.ijmactools.2013.02.007.
- Cao, H.; Zhou, K. ; Chen, X., 2015. "Chatter identification in end milling process based on EEMD and nonlinear dimensionless indicators". *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 92, pp. 52-59, DOI: 10.1016/j.ijmactools.2015.03.002.
- Chen, X. ; Li, B., 2007. "Acoustic emission method for tool condition monitoring based on wavelet analysis". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 33 (9-10), pp. 968-976, DOI: 10.1243/09544054JEM541.
- Du, R.; Elbestawi, M.A. ; Ullagaddi, B.C., 1992. "Chatter detection in milling based on the probability distribution of cutting force signal". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 6 (4), pp. 345-362, DOI: 10.1016/0888-3270(92)90036-l.
- Dutta, S.; Pal, S.K. ; Sen, R., 2016. "Progressive tool flank wear monitoring by applying discrete wavelet transform on turned surface images". *Measurement*, 77, pp. 388-401, DOI: 10.1016/j.measurement.2015.09.028.
- Huang, N.E. ; Shen, S.S., 2005. *Hilbert-Huang transform and its applications*. Covent Garden, London, (UK): World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.
- Huang, N.E. ; Shen, S.S.P., 2014. *Hilbert-Huang transform and its applications*. 2nd edn. Singapore: World Scientific Publishing Co Pte Ltd.

- Huang, N.E.; Shen, Z.; Long, S.R.; Wu, M.C.; Shih, H.H.; Zheng, Q.; Yen, N.C.; Tung, C.C. ; Liu, H.H., 1998. "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis". *Proc. R. Soc. Lond. A*, 454, pp. 903-995, DOI: 10.1098/rspa.1998.0193.
- Huang, P.; Li, J.; Sun, J. ; Zhou, J., 2013. "Vibration analysis in milling titanium alloy based on signal processing of cutting force". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 64 (5), pp. 613-621, DOI: 10.1007/s00170-012-4039-x.
- Jemielniak, K.; Bombinski ; Aristimuno, P.X., 2008. "Tool condition monitoring in micromilling based on hierarchical integration of signal measures". *CIRP Annals -Manufacturing Technology*, 57, pp. 121-124, DOI: 10.1016/j.cirp.2008.03.053.
- Jia, G.; Wu, B.; Hu, Y.; Xie, F. ; Liu, A., 2013. "A synthetic criterion for early recognition of cutting chatter". *Science China Technological Sciences*, 56 (11), pp. 2870-2876, DOI: 10.1007/s11431-013-5360-9.
- Kim, D.; Song, J.; Cha, S. ; Son, H., 2011. "The development of embedded device to detect chatter vibration in machine tools and CNC-based autonomous compensation". *Journal of Mechanical Science and Technology*, 25 (10), pp. 2623, DOI: 10.1007/s12206-011-0737-9.
- Kim, D.W.; Leeb, Y.S.; Park, M.S. ; Chuc, C.N., 2009. "Tool life improvement by peck drilling and thrust force monitoring during deep-micro-hole drilling of steel". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 49 (3-4), pp. 246-255, DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2008.11.005.
- Koenigsberger, F. ; Tlustý, J., 1970. *Machine tool structures*. New York: Pergamon.
- Lamraoui, M.; Barakat, M.; Thomas, M. ; El Badaoui, M., 2015. "Chatter detection in milling machines by neural network classification and feature selection". *Journal of Vibration and Control*, 21 (7), pp. 1251-1266, DOI: doi:10.1177/1077546313493919.
- Lamraoui, M.; Thomas, M. ; El Badaoui, M., 2014a. "Cyclostationarity approach for monitoring chatter and tool wear in high speed milling". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 44 (1-2), pp. 177-198.
- Lamraoui, M.; Thomas, M.; El Badaoui, M. ; Girardin, F., 2014b. "Indicators for monitoring chatter in milling based on instantaneous angular speeds". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 44 (1-2), pp. 72-85.
- Lei, Y.; He, Z. ; Zi, Y., 2011. "EEMD method and WNN for fault diagnosis of locomotive roller bearings". *Expert Systems with Applications*, 38 (6), pp. 7334-7341, DOI: 10.1016/j.eswa.2010.12.095.
- Li, J.; Deng, L.; Haeb-Umbach, R. ; Gong, Y., 2016. "Chapter 4 - Processing in the feature and model domains". *Robust Automatic Speech Recognition*. Oxford: Academic Press, ISBN 978-0-12-802398-3, pp. 65-106.
- Li, X.Q.; Wong, Y.S. ; Nee, A.Y.C., 1997. "Tool wear and chatter detection using the coherence function of two crossed accelerations". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 37 (4), pp. 425-435, DOI: 10.1016/S0890-6955(96)00030-2.
- Liang, S.Y.; Hecker, R.L. ; Landers, R.G., 2014. "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, DOI: 10.1080/10910340600996175.

- Liao, Z. ; Axinte, D.A., 2016. "On monitoring chip formation, penetration depth and cutting malfunctions in bone micro-drilling via acoustic emission". *Journal of Material Processing Technology*, 229, pp. 82-93, DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2015.09.016.
- Liu, H.; Chen, Q.; Li, B.; Mao, X.; Mao, K. ; Peng, F., 2011. "On-line chatter detection using servo motor current signal in turning". *Science China Technological Sciences*, 54 (12), pp. 3119-3129, DOI: 10.1007/s11431-011-4595-6.
- Marinescu, I. ; Axinte, D.A., 2008. "A critical analysis of effectiveness of acoustic emission signals to detect tool and workpiece malfunctions in milling operations". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 48 (10), pp. 1148-1160, DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2008.01.011.
- Matuszak, M. ; Waszczuk, P., 2015. "Sensor fusion based tool-workpiece contact detection in micro-milling". En: Awrejcewicz, J.; Szewczyk, R.; Trojnacki, M. ; Kaliczyńska, M. (eds.), *Ideas for Industrial Application*. Springer International Publishing, pp. 317-325.
- Novakov, T. ; Jackson, M.J., 2010. "Chatter problems in micro- and macrocutting operations, existing models, and influential parameters—a review". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47 (5), pp. 597-620, DOI: 10.1007/s00170-009-2213-6.
- Park, S.S. ; Rahnama, R., 2010. "Robust chatter stability in micro-milling operations". *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 59, pp. 391-394, DOI: 10.1016/j.cirp.2010.03.023.
- 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, DOI: 10.1080/10910340701539908.
- Pelegrina, G.D.; Duarte, L.T. ; Jutten, C., 2016. "Blind source separation and feature extraction in concurrent control charts pattern recognition: Novel analyses and a comparison of different methods". *Computers & Industrial Engineering*, 92, pp. 105-114, DOI: 10.1016/j.cie.2015.12.017.
- Peng, Y., 2006. "Empirical model decomposition based time-frequency analysis for the effective detection of tool breakage". *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 128 (1), pp. 154-166.
- Pérez, D.; Vela, L.; Jáuregui, J.C. ; Alvarez, J., 2012. "Analysis of the entropy randomness index for machining chatter detection". *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 62, pp. 39-45.
- Quintana, G. ; Ciurana, J., 2011. "Chatter in machining processes: a review". *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 51 (5), pp. 363-376.
- Quiza, R. ; Davim, J.P., 2009. "Computational modeling of machining systems". En: Özel, T. ; Davim, J. (eds.), *Intelligent Machining: Modeling and Optimization of the Machining Processes and Systems*. London, UK: ISTE Publishers, pp. 173–213.
- Raja, J.E.; Kiong, L.C. ; Soong, L.W., 2013. "Hilbert–Huang Transform-Based Emitted Sound Signal Analysis for Tool Flank Wear Monitoring". *Arabian Journal for Science and Engineering*, 38 (8), pp. 2219-2226, DOI: 10.1007/s13369-013-0580-7.
- Ricci, R. ; Pennacchi, P., 2011. "Diagnostics of gear faults based on EMD and automatic selection of intrinsic mode functions". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25 (3), pp. 821-838, DOI: 10.1016/j.ymsp.2010.10.002.

- Saidi, L.; Ali, J.B. ; Fnaiech, F., 2014. "Bi-spectrum based-EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis". *ISA Transactions*, 53 (5), pp. 1650-1660, DOI: 10.1016/j.isatra.2014.06.002.
- Shao, Y.; Deng, X.; Yuan, Y.; Mechefske, C.K. ; Chen, Z., 2014. "Characteristic recognition of chatter mark vibration in a rolling mill based on the non-dimensional parameters of the vibration signal". *Journal of Mechanical Science and Technology*, 28 (6), pp. 2075-2080, DOI: 10.1007/s12206-014-0106-6.
- Shen, Z.; Tan, C.Y.; Yao, K.; Zhang, L. ; Chen, Y.F., 2016. "A miniaturized wireless accelerometer with micromachined piezoelectric sensing element". *Sensors and Actuators A: Physical*, 241, pp. 113-119, DOI: 10.1016/j.sna.2016.02.022.
- Siddhpura, M. ; Paurobally, R., 2012. "A review of chatter vibration research in turning". *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 61, pp. 27-47.
- Singh, A.; Dutta, M.K.; ParthaSarathi, M.; Uher, V. ; Burget, R., 2016. "Image processing based automatic diagnosis of glaucoma using wavelet features of segmented optic disc from fundus image". *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 124, pp. 108-120, DOI: 10.1016/j.cmpb.2015.10.010.
- Singh, K.K.; Singh, R. ; Kartik, V., 2015. "Comparative Study of Chatter Detection Methods for High-Speed Micromilling of Ti6Al4V". *Procedia Manufacturing*, 1, pp. 593-606, DOI: 10.1016/j.promfg.2015.09.040.
- Tang, W.-C.; Lu, S.-W.; Tsai, C.-M.; Kao, C.-Y. ; Lee, H.-H., 2007. "Harmonic parameters with HHT and Wavelet transform for automatic sleep stages scoring". *World Academy of Science, Engineering and Technology* 33.
- Tangjitsitcharoen, S., 2009. "In-process monitoring and detection of chip formation and chatter for CNC turning". *Journal of Materials Processing Technology*, 209 (10), pp. 4682-4688, DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2008.10.054.
- Tangjitsitcharoen, S.; Saksri, T. ; Ratanakuakangwan, S., 2015. "Advance in chatter detection in ball end milling process by utilizing wavelet transform". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 26 (3), pp. 485-499, DOI: 10.1007/s10845-013-0805-3.
- Tansel, I.; Arkan, T.T.; Bao, W.Y.; Mahedrankan, N.; Shisler, B.; Smith, D. ; McCool, M., 2000a. "Tool wear estimation in micro-machining. Part I: tool usage-cutting forces relationship". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40 (4), pp. 599-608.
- Tansel, I.; Arkan, T.T.; Bao, W.Y.; Mahedrankan, N.; Shisler, B.; Smith, D. ; McCool, M., 2000b. "Tool wear estimation in micro-machining. Part II: neural-network-based periodic inspector for non-metals". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 40 (4), pp. 609-620.
- Tansel, I.N.; Li, M.; Demetgul, M.; Bickraj, K.; Kaya, B. ; Ozcelik, B., 2012. "Detecting chatter and estimating wear from the torque of end milling signals by using Index Based Reasoner (IBR)". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 58 (1), pp. 109-118, DOI: 10.1007/s00170-010-2838-5.
- Teti, R.; Jemielniak, K.; O'Donnell, G. ; Dornfeld, D., 2010. "Advanced monitoring of machining operations". *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 59 (2), pp. 717-739.
- Thaler, T.; Potočnik, P.; Bric, I. ; Govekar, E., 2014. "Chatter detection in band sawing based on discriminant analysis of sound features". *Applied Acoustics*, 77, pp. 114-121, DOI: 10.1016/j.apacoust.2012.12.004.

- Tobias, S.A., 1965. *Machine tool vibration*. New York: Wiley.
- Wang, H.; Chen, J. ; Dong, G., 2014. "Feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on EEMD and tunable Q-factor wavelet transform". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 48 (1–2), pp. 103-119, DOI: 10.1016/j.ymssp.2014.04.006.
- 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, Y.; Xie, Z.; Xu, K.; Dou, Y. ; Lei, Y., 2016. "An efficient and effective convolutional auto-encoder extreme learning machine network for 3d feature learning". *Neurocomputing*, 174 (Part B), pp. 988-998, DOI: 10.1016/j.neucom.2015.10.035.
- Wu, Z. ; Huang, N.E., 2009. "Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method". *Advances in Adaptive Data Analysis*, 01 (01), DOI: 10.1142/S1793536909000047.
- Yoon, M.C. ; Chin, D.H., 2005. "Cutting force monitoring in the endmilling operation for chatter detection". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 219 (6), pp. 455-465, DOI: 10.1243/095440505X32292.
- Zhang, Z.; Li, H.; Meng, G.; Tu, X. ; Cheng, C., 2016. "Chatter detection in milling process based on the energy entropy of VMD and WPD". *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 108, pp. 106-112, DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2016.06.002.
- Zhu, K. ; Vogel-Heuser, B., 2013. "Sparse representation and its applications in micro-milling condition monitoring: noise separation and tool condition monitoring". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 70 (1), pp. 185-199, DOI: 10.1007/s00170-013-5258-5.
- Zhu, K.; Wong, Y.S. ; Hong, G.S., 2009a. "Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23 (2), pp. 547-560, DOI: 10.1016/j.ymssp.2008.04.010.