

# TÉCNICAS DE *SOFT-COMPUTING* PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE MICRO-FRESADO

Iván La Fé Perdomo<sup>1</sup>, Ramón Quiza Sardiñas<sup>1</sup>, Marcelino Rivas Santana<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centro de Estudios de Fabricación Avanzada y Sostenible (CEFAS), Universidad de Matanzas, Autopista a Varadero km 3½, Matanzas 44740, Cuba.

<sup>1</sup>e-mail: ivan.lafe@umcc.cu

## RESUMEN

En la actualidad, uno de los desafíos de la informática industrial es el ajuste óptimo de los procesos de fabricación en la micro-escala. En este trabajo se presentan un conjunto de técnicas de *soft-computing* para establecer los parámetros de corte óptimos en las operaciones de micro-fresado. La investigación consta principalmente de cuatro pasos: un estudio experimental del proceso de micro-corte; el empleo de un sistema de inferencia borrosa neuro-adaptativo para modelar la fuerza de corte y la rugosidad superficial; optimización multi-objetivo utilizando algoritmos genéticos y el proceso de toma de decisiones usando un sistema de inferencia difusa para identificar la solución más apropiada bajo condiciones de trabajo específicas. Las técnicas propuestas pueden ser mejoradas continuamente, con la incorporación de nuevos valores del proceso al conjunto de datos empíricos que se utiliza para ajustar los modelos. Se realizó un caso de estudio sobre el micro-fresado de una aleación de titanio Ti6Al4V, con el fin de validar el modelo propuesto. Los resultados mostraron la aplicabilidad de las técnicas propuestas a problemas prácticos.

**PALABRAS CLAVES:** Proceso de micro-fresado, Optimización multi-objetivo, Sistema de inferencia borrosa.

## SOFT-COMPUTING TECHNIQUES FOR OPTIMIZING A MICROMILLING PROCESS

### ABSTRACT

Nowadays, one of the challenges of the industrial informatics is the optimal setting of micro-scale manufacturing processes. In this work, three soft-computing techniques are presented for setting the optimal cutting parameters in micro-milling operations. The procedure consists of four steps: an experimental study of the micro-cutting process; the modeling of cutting force and surface roughness with an adaptive neuro fuzzy inference system; multi-objective optimization using genetic algorithms and the decision-making process to identify the most appropriate solution under the specific working conditions using a fuzzy inference system. The proposed techniques can be continuously enhanced, by incorporating new values from the process that is actually executed in the empirical dataset that is used to fit the models. A study case on the micro-milling of a Ti6Al4V titanium alloy was performed, in order to validate the proposed techniques. The results indicated the assurance of the proposed techniques and its successful application to practical problems.

**KEY WORDS:** Micro-milling process, Multi-objective optimization, Fuzzy inference systems.

### 1. INTRODUCCIÓN

Las técnicas de *soft computing* (SC) son un conjunto de paradigmas informáticos, donde se incluyen: la lógica borrosa, las redes neuronales y los algoritmos bioinspirados para la optimización, los cuales pueden ser usados en la obtención de sistemas robustos, flexibles y precisos que den respuesta a determinados problemas del mundo real [1]. Estas técnicas pueden ser aplicadas a: control inteligente, reconocimiento de patrones, la optimización de problemas complejos, etc.

La aplicación de algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales y sistemas de inferencia borrosa a procesos de manufactura como son, la soldadura, fundición, conformación, maquinado (torneado, taladrado y fresado) es reportada por Kumar [2]. En las investigaciones desarrolladas por [3; 4; 5; 6; 7] se aplica al corte de metales la combinación de varios de los paradigmas antes mencionados.

El micro-fresado es uno de los procesos más importante de la fabricación en la micro-escala ya que el mismo permite la obtención de una gran variedad de elementos de configuración compleja, especialmente para las ramas de la medicina (implantes) y de la industria aeroespacial (componentes). El establecimiento de parámetros de corte eficientes ha sido un problema que ha enfrentado la industria manufacturera desde sus inicios y que todavía es objeto de estudio. Los parámetros óptimos de fabricación son la preocupación en el entorno industrial, donde la economía en las operaciones desempeña un rol fundamental para la competitividad en el mercado [2]. Varios esfuerzos se han hecho para optimizar la selección de regímenes de corte en el micro-fresado [8; 9; 10; 11; 12; 13; 14; 15; 16; 17; 18], sin embargo hasta donde se conoce no se ha reportado la combinación de estas técnicas de *soft computing* aplicadas a la optimización de los parámetros de corte del micro-fresado de aleaciones de titanio, por lo que la contribución fundamental de este trabajo radica en proponer un sistema compuesto por tres herramientas de SC que permita la selección de las condiciones de corte óptimas en dicho proceso. Como funciones objetivos se seleccionaron la rugosidad superficial y el tiempo de corte unitario ya que ambas son las que mejor caracterizan el proceso en cuanto a la calidad y productividad respectivamente; además se tomaron como variables de decisión los parámetros controlables de la operación, velocidad de corte, avance y profundidad de corte axial.

## 2. ESTRUCTURA DEL SISTEMA PROPUESTO

El objetivo del sistema presentado es la selección de los parámetros de corte óptimos para el micro-fresado de ranuras de Ti6Al4V. El sistema está formado por cuatro módulos, donde se incluyen, dispositivos físicos y procedimientos para la modelación, la optimización y la toma de decisiones (ver Fig. 1).

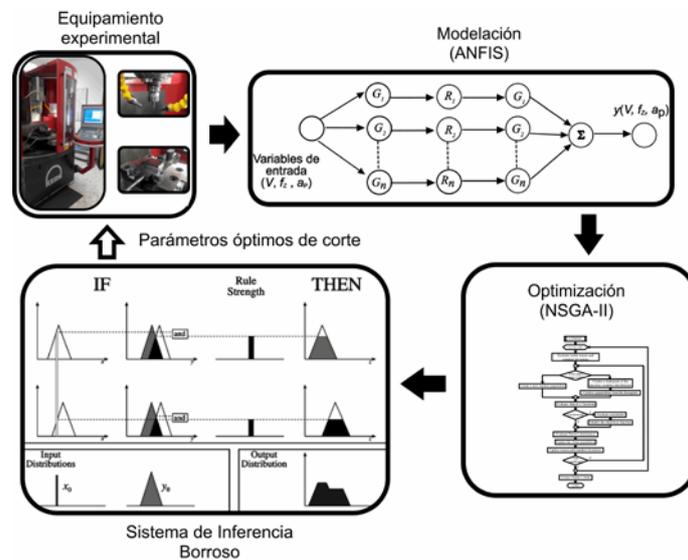


Figura 1: Estructura del sistema propuesto.

Primeramente se presenta el equipamiento experimental necesario para realizar los experimentos y recopilar los datos de las variables medidas en el proceso, como segundo paso está la modelación empírica de la rugosidad superficial y la fuerza de corte de la herramienta, para ello se empleó un sistema de inferencia borrosa neuro adaptativo (ANFIS, por sus siglas en inglés), seguidamente se realiza la optimización lo que permite obtener el conjunto de soluciones óptimas, correspondientes a las diferentes combinaciones de los valores de las funciones objetivos, utiliza un enfoque de optimización multiobjetivo *a posteriori* basado en heurísticas. Finalmente se implementó un sistema de inferencia borrosa (FIS, por

sus siglas en inglés) para la toma de decisión donde las soluciones más apropiadas son seleccionadas en dependencia de las condiciones específicas de trabajo.

### 3. DISEÑO EXPERIMENTAL

El proceso estudiado fue el microfresado de ranuras de Ti6Al4V. Los experimentos se realizaron en un centro de maquinado de tres ejes KERN Evo con una velocidad máxima de rotación del husillo de 50 000  $\text{min}^{-1}$ .

La herramienta de corte es de la marca *Union Tools HLS 2005-015 carbide micro-milling cutter* (Fig. 2a), con dos filos de corte y un ángulo de inclinación de la hélice de 30° y diámetro 0,5 mm. Para la medición de las fuerzas de corte se utilizó una plataforma dinamométrica Kistler Minidyn 9256 (Fig. 2b), la que permite captar la fuerza ejercida por la fresa en los tres planos ( $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ ) con una sensibilidad en los ejes ( $z$ ,  $x$ ) de 26  $\mu\text{C}/\text{N}$  y 13  $\mu\text{C}/\text{N}$  en el eje  $y$ . Es posible registrar fuerzas de hasta 250 N.

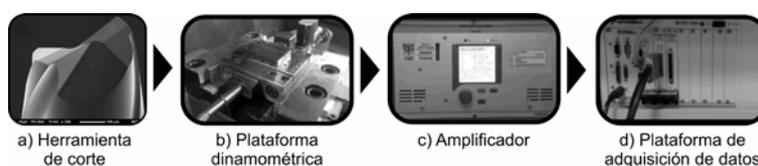


Figura 2: Equipamiento experimental.

Las señales de los datos fueron amplificadas (Fig. 2c) e introducidas en una tarjeta de adquisición de datos *National Instruments NI PXI 6251*, con una frecuencia de muestreo de 50 kHz, y fueron procesadas en el controlador adjunto *National Instruments PXI-8187* (Fig. 2d).

Con el objetivo de obtener la mayor información posible del estudio experimental, se seleccionó un diseño factorial completo para los experimentos, donde se escogieron tres niveles para la velocidad de corte y cuatro niveles para el avance y la profundidad de corte axial (Tabla 1). Se realizaron tres réplicas para cada punto experimental, determinándose para cada uno de ellos la fuerza de corte resultante y la rugosidad superficial:

$$F_c = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (1)$$

Tabla 1: Niveles del diseño experimental.

<i>Factores experimentales</i>	<i>Niveles experimentales</i>			
Velocidad de corte, $V$ [m/min]	32	52	72	
Avance, $f_z$ [ $\mu\text{m}/\text{diente}$ ]	5	10	15	20
Profundidad de corte, $a_p$ [ $\mu\text{m}$ ]	13	20	27	34

#### Procesamiento de la señal de fuerza

Con el objetivo de poder contrastar mejor las señales experimentales de las fuerzas con los resultados obtenidos en la modelación es conveniente eliminar las vibraciones naturales del sistema, ya que no proceden del proceso de micro fresado, sino del comportamiento dinámico del sistema pieza-herramienta.

Para reducir el ruido presente en la señal de fuerza experimental se empleó el método del valor promedio. El cual consiste en tomar varios ciclos de la señal y obtener el valor medio. Estos ciclos incluyen a su vez las fuerzas correspondientes a varias vueltas de la herramienta. Al obtener el valor medio se elimina el “ruido” provocado por las vibraciones, ya que su frecuencia no es un múltiplo entero de la frecuencia principal de la señal y por tanto presentarán un valor aleatorio en cada ciclo, consiguiéndose así la eliminación de las señales que no tengan la misma frecuencia que la señal principal.

Finalmente, el valor medio de la señal de fuerza, correspondiente al corte de un solo filo, fue determinado superponiendo y promediando todas las muestras (Fig. 3). Después de completar el procesamiento de la señal, se obtuvieron 144 valores para la fuerza de corte, coincidiendo con las tres réplicas para 48 puntos experimentales. De la misma manera, se obtuvieron 144 valores de rugosidad superficial para las mediciones correspondientes. El total de datos fue dividido en 101 (lo que representa el 70%) para el entrenamiento de los modelos y 43 (30%) para la validación.

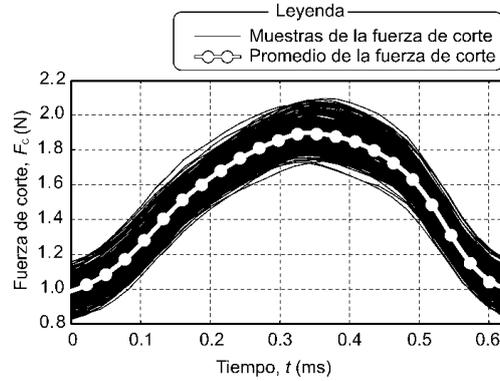


Figura 3: Procesamiento de la fuerza de corte ( $V = 52$  m/min,  $f_z = 15$   $\mu$ m/diente,  $a_p = 27$   $\mu$ m).

#### 4. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

##### Modelación

De los enfoques basados en lógica borrosa para la modelación, uno de los más usados son las redes neuro adaptativas de sistemas borrosos (ANFIS, por sus siglas en inglés). Esta técnica fue seleccionada para la modelación de la fuerza de corte ( $F_C$ ) y la rugosidad superficial ( $R_a$ ) debido a su simplicidad computacional y conveniencia en aplicaciones de tiempo real [19]. Para la implementación del ANFIS se utilizó el *MATLAB 2013a Fuzzy Logic Toolbox v2.2.17*.

La Tabla 2 muestra un resumen de los principales parámetros asociados a la calidad del modelo: coeficiente de determinación,  $R^2$ , el error medio absoluto (MAE, *mean absolute error*), el error estándar de los residuales (SEE, *standard error of the estimations*) y la capacidad de generalización (CG) que se obtuvieron. La razón principal por la cual se calcularon estos parámetros fue para brindar la mayor información posible de la bondad de ajuste de los modelos.

Tabla 2: Parámetros asociados a la calidad de los modelos.

Modelos	$R^2$	MAE	SEE	CG
ANFIS( $R_a$ )	0,87	0,256	0,298	0,932
ANFIS( $F_C$ )	0,84	0,311	0,387	0,895

Como se puede observar ambos modelos explican en un 87% y un 84% la variabilidad de la variable dependiente respectivamente. A los residuales de los conjuntos de entrenamiento y validación se les hizo una comparación de medias y desviación estándar aplicándose para ello los estadígrafos *t-Student* y *F-Fisher* respectivamente, y se obtuvo que la hipótesis nula (las medias iguales y las desviaciones estándar iguales) no puede ser rechazada con un 95% de confiabilidad, por lo que se concluye que ambos conjuntos de residuales pueden ser encontrados siguiendo la misma distribución y el modelo tiene buena capacidad de generalizar.

##### Optimización

Para la optimización fue seleccionado el NSGA-II, debido a que es de los algoritmos evolutivos el más ampliamente difundido y usado en los problemas de corte de metales [8]. Las variables de decisión para la optimización del proceso de micro-fresado fueron la velocidad de corte,  $V$ , y el avance,  $f_z$ . Ambas

variables son restringidas en sus respectivos intervalos experimentales donde fueron obtenidos los modelos empíricos:

$$32 \text{ m/min} \leq V \leq 72 \text{ m/min} \quad (2a)$$

$$5 \text{ } \mu\text{m/diente} \leq f_z \leq 20 \text{ } \mu\text{m/diente} \quad (2b)$$

La profundidad de corte axial se consideró constante, ya que esta corresponde con la profundidad de la ranura y como consecuencia es un parámetro que se da como una especificación de diseño. En este caso de estudio, el valor de la profundidad de corte es de  $a_p = 25 \mu\text{m}$ .

Los objetivos seleccionados para la optimización fueron: el tiempo de corte unitario (i.e. el inverso de la velocidad de remoción del material) y la rugosidad superficial, ya que ellos caracterizan respectivamente la productividad y la calidad del proceso. Estos dos objetivos son normalmente conflictivos entre sí.

El tiempo de corte unitario,  $\tau_0$ , puede ser analíticamente calculado a partir de los parámetros de corte, con la expresión:

$$\tau_0 = \frac{10^3 \pi}{f_z a_p V z} \quad (3)$$

donde,  $z$  es el número de dientes de la herramienta (para la microfresa en estudio,  $z = 2$ ).

La rugosidad superficial,  $R_a$ , se calcula usando el modelo basado en ANFIS explicado en la sección anterior:

$$R_a = f_{\text{ANFIS}}(V, f_z, a_p) \quad (4)$$

Además de las restricciones donde se indican los intervalos de las variables de decisión (ecs. 2a y 2b), otra restricción a tener en cuenta incluye el esfuerzo máximo causado por la fuerza de corte, la cual se puede expresar como:

$$\tau_{\text{eq}} = \frac{F_C \sqrt{L^2 + D^2}}{(\pi/16)D^3} \leq \frac{\tau_U}{\eta} \quad (5)$$

donde,  $\tau_{\text{eq}}$  es el esfuerzo equivalente en la sección más cargada;  $L$ , es la longitud del filo de la herramienta de corte;  $D$ , diámetro de la herramienta;  $\tau_U$ , el esfuerzo máximo del material de la herramienta de corte; y  $\eta$ , el coeficiente de seguridad.

Los parámetros de la herramienta son  $L = 1,5\text{mm}$  y  $D = 0,5\text{mm}$ . El material de la herramienta es carburo de tungsteno con  $\tau_U = 700\text{MPa}$ . Se seleccionó un factor de seguridad elevado,  $\eta = 5,0$ , debido a las características dinámicas del proceso de micro-fresado.

La fuerza de corte,  $F_C$ , se puede calcular como función de los parámetros de corte usando el modelo basado en ANFIS obtenido en la sección previa:

$$F_C = f'_{\text{ANFIS}}(V, f_z, a_p) \quad (6)$$

La restricción de la ec. 5 puede ser reelaborada, más formalmente, para quedar de la siguiente manera:

$$\frac{16\eta f'_{\text{ANFIS}}(V, f_z, a_p) \sqrt{L^2 + D^2}}{\pi D^3 \tau_U} - 1 \leq 0 \quad (7)$$

El algoritmo de optimización fue implementado con los siguientes parámetros: tamaño de la población, 100, número máximo de iteraciones, 300, tamaño de la población élite, 25. La población inicial fue creada siguiendo una distribución aleatoria uniforme. Como valor de la probabilidad asociada a la mutación se aplicó 0,01. Fueron realizadas 50 réplicas con el objetivo de probar la convergencia del algoritmo.

La Fig. 4a representa las soluciones óptimas alcanzadas con el proceso de optimización. Se puede notar que todas estas soluciones corresponden con el nivel alto de la velocidad ( $V = 72$  m/min) y cubre un rango de avances desde  $5,0 \mu\text{m}/\text{diente}$  hasta  $14,8 \mu\text{m}/\text{diente}$  (ver Fig. 4b).

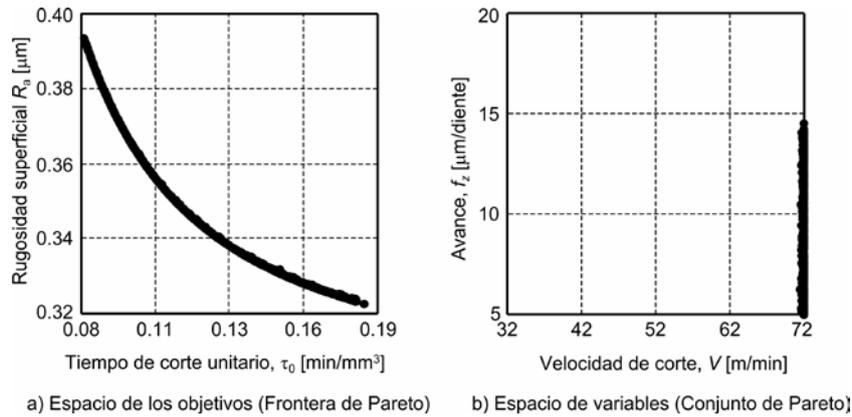


Figura 4: Soluciones óptimas.

El tiempo de ejecución del proceso de optimización fue de  $(58,36 \pm 0,07)$  s, lo que corresponde a un coeficiente de variación del 6,8%. Se evaluó la calidad de la frontera obtenida a través del hiperárea, la cual tuvo un valor de  $(7,22 \pm 0,0005) \times 10^{-3}$ , correspondiente a un coeficiente de variación del 0,13%. La variación de ambos parámetros es muy.

### Toma de decisiones

Una vez obtenida la frontera de Pareto, se debe seleccionar una solución de la misma, con el propósito de establecer los parámetros del proceso de micro-fresado. Como todas las soluciones en dicha frontera son igualmente buenas, desde el punto de vista matemático, la selección debe realizarse en base a la preferencia de los objetivos que se establezca en dependencia de las condiciones concretas de producción.

Un procedimiento simple, basado en el criterio de operadores expertos y tecnólogos es propuesto con un proceso de toma de decisiones implementado en tres pasos (Fig. 5). En el primer paso, las preferencias por los objetivos se entran como números enteros,  $\xi_1$  y  $\xi_2$  (ec. 8), donde el menor valor le asigna más importancia a un objetivo con respecto al otro. De esta forma, las preferencias industriales pueden ser expresadas comprensivamente y de manera que puedan ser fácilmente entendidas en todos los niveles de la fábrica, desde el operario de la máquina herramienta hasta los departamentos de planificación y producción.

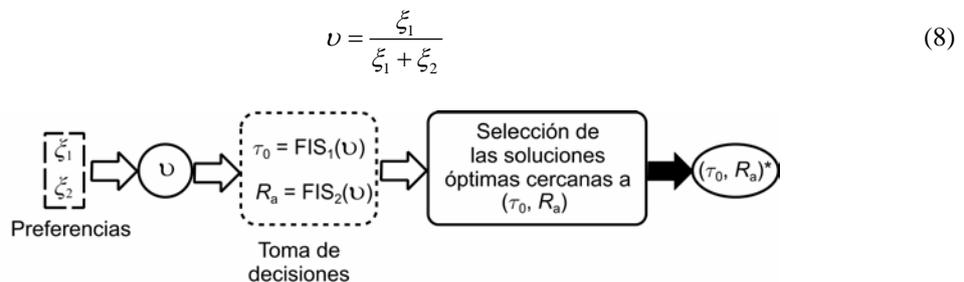


Figura 5: Estructura del sistema para la toma de decisiones.

Las reglas borrosas para ambos sistemas de inferencia son definidas de manera simple, estableciendo una relación directa entre el *ratio* ( $v$ ) y el primer objetivo (tiempo de corte unitario) y una relación inversa entre el *ratio* y el segundo objetivo (rugosidad superficial) (Código 1).

Código 1: Reglas borrosas para los Sistemas de Inferencia Borroso.

**si** ( $v$  es LOW) **entonces** ( $\tau_0$  es LOW) y ( $R_a$  es HIGH)  
**si** ( $v$  es MED) **entonces** ( $\tau_0$  es MED) y ( $R_a$  es MED)  
**si** ( $v$  es HIGH) **entonces** ( $\tau_0$  es HIGH) y ( $R_a$  es LOW)

Para ilustrar el funcionamiento de la toma de decisiones, se ejecutaron cinco combinaciones diferentes de preferencias de los objetivos, para probar así las respuestas del sistema experto.

Tabla 3: Resultados de la toma de decisiones.

Preferencias de los objetivos		Variables de decisión		Objetivos	
$P_1$	$P_2$	$V$ [m/min]	$f_z$ [ $\mu\text{m}/\text{tooth}$ ]	$\tau_0$ [min/mm <sup>3</sup> ]	$R_a$ [ $\mu\text{m}$ ]
0	100	72,0	15,0	0,080	0,396
25	75	71,7	9,8	0,096	0,374
50	50	71,4	8,6	0,120	0,359
75	25	70,8	6,8	0,170	0,337
100	0	72,0	5,2	0,185	0,323

La Tabla 3 no solo muestra los valores de las funciones objetivos, sino que también recoge los valores correspondientes a las variables de decisión (parámetros de corte) para cada solución.

Evidentemente, la primera solución ( $P_1=0$  y  $P_2=100$ ) corresponde a la solución con menor calidad superficial pero mayor productividad. Por el contrario, la última solución ( $P_1=100$  y  $P_2=0$ ) ofrece baja productividad pero mayor calidad superficial. Finalmente, las otras soluciones son combinaciones que se pueden usar en situaciones intermedias, para balancear la producción.

## 5. CONCLUSIONES

De los resultados obtenidos con el trabajo realizado se puede concluir que, la combinación de las técnicas de *soft-computing* propuestas permite: modelar comprensivamente el comportamiento de la fuerza de corte y la rugosidad superficial; el método de algoritmos genéticos empleado probó ser una técnica eficiente y de gran aplicabilidad a los problemas industriales, teniendo en cuenta que los objetivos definidos emulan la productividad y la calidad del proceso de micro-fresado paralelamente. Por último, la toma de decisiones mostró gran flexibilidad para la selección de la solución más adecuada para cualquier combinación de preferencias entre los objetivos.

En estudios futuros se pretende extender la aplicación de estas técnicas a otros procesos de microfabricación como el microtaladrado.

## RECONOCIMIENTOS

Los autores desean agradecer a la Universidad Autónoma de Madrid en el marco del convenio bilateral con la Universidad de Matanzas, especialmente a Rodolfo E. Haber y Gerardo Beruvides por la ayuda ofrecida en la realización de los experimentos.

## REFERENCIAS

1. MELIN, P.; CASTILLO, O. *Soft Computing Applications in Optimization, Control, and Recognition*. Heidelberg, Berlin, Springer-Verlag, 2013. 340 pp. ISBN 978-3-642-35322-2.
2. KUMAR, D. "Expert systems in manufacturing processes using soft computing". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, vol 81, núm. 5, pp.887-896.
3. SILVA, R. G.; WILCOX, S. J., *et al.* "Development of a system for monitoring tool wear using artificial intelligence techniques". *Journal of Engineering Manufacture*, 2006, vol 220, núm. B, pp.1333-1346.
4. LEO, S. P.; JERALD, J., *et al.* "An intelligent process planning system for micro turnmill parts". *International Journal of Production Research*, 2014, vol 52, núm. 20, pp.6052–6075.
5. CHOUGULE, P. D.; KUMAR, S., *et al.* *An expert system for selection of carbide cutting tools for turning operations* All India Manufacturing Technology, Design and Research Conference. IIT Guwahati, Assam, India, 2014. 252: 6.
6. MOSTAFAEIPOUR, A.; ROY, N. "Implementation of web based technique into the intelligent manufacturing system ". *International Journal of Computer Applications*, 2011, vol 17, núm. 6, pp.38-43.
7. CAKIR, M.; CAVDAR, K. "Development of a knowledge-based expert system for solving metal cutting problems". *Materials & Design*, 2006, vol 27, núm. 10, pp.1027-1034.
8. BERUVIDES, G.; CASTAÑO, F., *et al.* "Surface roughness modeling and optimization of tungsten-copper alloys in micro-milling processes". *Measurement*, 2016, vol 86, pp.246–252.
9. BERUVIDES, G.; CASTANO, F., *et al.* Artificial intelligence-based modelling and optimization of microdrilling processes. *IEEE Symposium on Computational Intelligence for Engineering Solutions (CIES)*, 2014. 49-53 p.
10. BERUVIDES, G.; QUIZA, R., *et al.* "Multi-objective optimization based on an improved cross-entropy method. A case study of a micro-scale manufacturing process". *Information Sciences*, 2016, vol 334-335, pp. 161-173.
11. CARDOSO, P.; DAVIM, J. P. "Optimization of surface roughness in micromilling". *Materials and Manufacturing Processes*, 2010, vol 25, núm. 10, pp.1115-1119.
12. KRIMPENIS, A. A.; FOUNTAS, N. A., *et al.* "CNC micromilling properties and optimization using genetic algorithms". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, vol 70, núm. 1, pp.157-171.
13. KUMAR, S. M.; KANNAN, T. T. M., *et al.* "Optimization of micro milling parameters of Al-6082 by ANOVA methodology". *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2014, vol 3, pp.377-382.
14. KURAM, E.; OZCELIK, B. "Optimization of machining parameters during micro-milling of Ti6Al4V titanium alloy and Inconel 718 materials using Taguchi method". *Journal of Engineering Manufacture*, 2015, pp.1–15.
15. NATARAJAN, U.; PERIYANAN, P., *et al.* "Multipleresponse optimization for micro-end milling process using response surface methodology". *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2011, vol 56, pp.177-185.
16. PERIYANAN, P.; NATARAJAN, U., *et al.* "A study on the machining parameters optimization of micro-end milling process". *International Journal of Engineering, Science and Technology*, 2011, vol 3, pp.237-246.
17. SAEDON, J. B.; SOO, S. L., *et al.* "Prediction and optimization of tool life in micromilling AISI D2 (~62 HRC) hardened steel". *Procedia Engineering*, 2012, vol 41, pp.1674-1683.
18. SURMANN, T.; KREBS, E. "Optimization of micromilling by adjustment of inclination angles". *Procedia CIRP*, 2012, vol 2, pp.87-91.
19. MOHD ADNAN, M. R. H.; SARKHEYLI, A., *et al.* "Fuzzy logic for modeling machining process: a review". *Artificial Intelligence Review*, 2015, vol 43, núm. 3, pp.345-379.

## **SOBRE LOS AUTORES**

M.Sc. Iván La Fé Perdomo

Graduado de Ingeniero Mecánico (título de oro) en 2014. Recibió el título de Máster en Ingeniería Asistida por Computadora en el 2017 en la Universidad de Matanzas. En la actualidad se desempeña como profesor instructor en la Universidad de Matanzas y pertenece al Centro de Estudios de Fabricación Avanzada y Sostenible. Principales líneas de investigación: modelación y optimización de procesos de manufactura y diseño mecánico.

Dr.C Ramón Quiza Sardiñas

Recibió el título de Ingeniero Mecánico (título de oro) en 1999 y el título de Doctor en Ciencias Técnicas en el 2004 en la Universidad de Matanzas donde en la actualidad se desempeña como director del Centro de Estudios de Fabricación Avanzada y Sostenible. Sus principales líneas de investigación son: modelación y optimización de procesos de maquinado y aplicaciones de inteligencia artificial. Es profesor titular.

Dr.C Marcelino Rivas Santana

Recibió el título de Ingeniero Mecánico en 1983 y el título de Doctor en Ciencias Técnicas en 1990 en la Universidad de Matanzas donde en la actualidad se desempeña como miembro del Centro de Estudios de Fabricación Avanzada y Sostenible. Sus principales líneas de investigación son: modelación y optimización de procesos de manufactura y aplicaciones de inteligencia artificial y métodos numéricos. Es profesor titular.