



Ingeniería Mecánica

ISSN: 1815-5944

Facultad de Ingeniería Mecánica. Instituto Superior
Politécnico

Curra-Sosa, Dagnier Antonio; Hernández-González, Luis Wilfredo;
de la Rosa-Melán, Julio Ernesto; Zambrano-Robledo, Patricia del
Carmen; Guerrero-Mata, Martha Patricia; Pérez-Rodríguez, Roberto
Estimación del consumo específico de energía en el torneado de
alta velocidad del acero AISI-1045 utilizando redes neuronales
Ingeniería Mecánica, vol. 23, núm. 2, e604, 2020, Mayo-Agosto
Facultad de Ingeniería Mecánica. Instituto Superior Politécnico

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=225164987007>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UDEM
redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto



Estimación del consumo específico de energía en el torneado de alta velocidad del acero AISI-1045 utilizando redes neuronales

Assessment of the specific energy consumption in high speed turning of AISI-1045 steel using neural networks

Dagnier Antonio Curra-Sosa¹*, Luis Wilfredo Hernández-González¹,
Julio Ernesto de la Rosa-Melian¹, Patricia del Carmen Zambrano-Robledo¹, Martha Patricia Guerrero-Mata¹, Roberto Pérez-Rodríguez¹

I. Universidad de Holguín, Centro de Estudios CAD/CAM. Holguín, Cuba

II. Universidad Autónoma de Nuevo León, Centro de Investigación e Innovación en Ingeniería Aeronáutica. Nuevo León, México

III. Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, División de estudios de Posgrados. Nuevo León, México

* Autor de correspondencia: curra@uho.edu.cu

Este documento posee una [licencia Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 internacional](#)



Recibido: 2 de febrero de 2020

Aceptado: 3 de abril de 2020

Resumen

En el presente artículo se estimó el consumo específico de energía en el torneado de alta velocidad en seco del acero AISI 1045, utilizando redes neuronales. Se utilizaron varias arquitecturas de redes neuronales artificiales del tipo perceptrón multicapa, para establecer las relaciones entre los parámetros del régimen de corte y los índices tecnológicos de mecanizado. Se consideraron como magnitudes para la entrada de los modelos de redes neuronales, las siguientes: la velocidad de corte, la duración de la prueba, el tiempo de maquinado, el número de pasadas

y la posición de la herramienta de corte sobre la probeta. El modelo de red neuronal seleccionado fue el mejor, según el error cuadrático medio y el coeficiente de regresión R², reflejando una buena precisión en la aproximación. Los resultados evidenciaron un buen nivel de fiabilidad en la predicción del consumo específico de energía bajo diversas condiciones de mecanizado.

Palabras claves: consumo específico de energía; torneado de alta velocidad; AISI 1045; red neuronal artificial.

Abstract

This article estimates the specific energy consumption in high-speed dry turning of AISI 1045 steel, using neural networks. Various artificial neural network architectures of the multilayer perceptron type were used to establish the relationships between the parameters of the cutting regime and the technological indices of machining. The following were considered as input values for the neural network models: the cutting speed, the test duration, the machining time, the number of passes and the position of the cutting tool

on the specimen. The selected neural network model was the best, based on the mean square error and the regression coefficient R², reflecting good precision in the approximation. The results showed a good level of reliability in predicting specific energy consumption under various machining conditions.

Key words: specific energy consumption; high-speed dry turning; AISI 1045; artificial neural network.

Cómo citar este artículo:

Curra Sosa DA, Hernández González LW, de la Rosa Melian JE, et al. Estimación del consumo específico de energía en el torneado de alta velocidad del acero AISI-1045 utilizando redes neuronales. Ingeniería Mecánica. 2020;23(2):e604. ISSN 1815-5944.

Introducción

En el contexto actual, existe un creciente compromiso a escala global con el desarrollo de sistemas y estrategias de fabricación con un impacto ambiental mínimo, que permita la aplicación de la fabricación sostenible. Los estudios ambientales realizados en el ámbito del consumo energético utilizado en los procesos de fabricación en ingeniería mecánica, evidencian que el 75 % del total de la energía utilizada en este tipo de industria, corresponden a los procesos de corte y conformado de metales [1]. Por lo tanto, la reducción del consumo energético en estos procesos de fabricación no solo beneficia económicamente a los fabricantes, sino que también mejora su impacto ambiental.

Las tecnologías propuestas orientadas al ahorro de energía en el mecanizado se han analizado según dos enfoques fundamentales. El primero, está relacionado con la mejora de la máquina-herramienta, el desarrollo de

nuevos dispositivos y nuevos herramientas, el perfeccionamiento de nuevas tecnologías de corte de metales y en la mejora del *hardware* asociado [2-3]. Este enfoque generalmente se utiliza por los fabricantes de estas máquinas, por el alto costo que presupone su implementación. El segundo enfoque está relacionado con el estudio de la relación existente entre los parámetros del proceso de corte y el consumo de energía, lo que implica la obtención de modelos y métodos de optimización para el ahorro energético [4-5]. Este tipo de análisis es más factible para su aplicación a escala industrial, pues puede ser configurado según las necesidades requeridas.

La vida útil de la herramienta de corte, el desgaste de las herramientas, las fuerzas de corte, entre otros indicadores, son importantes para evaluar la calidad de los procesos de mecanizado por arranque de virutas. Igualmente, estos indicadores tienen una influencia directa en fenómenos físico-químicos relacionados con la fricción, la generación y transmisión de calor, etc., [6]. El consumo energético del proceso de mecanizado está directamente relacionado con parámetros tecnológicos tales como las fuerzas de corte, la rugosidad superficial, los mecanismos de desgaste, la velocidad del husillo, el avance, la velocidad de corte, entre otros. Esta diversidad de factores complejiza de manera determinante la concepción de un modelo analítico adecuado para determinar el consumo de energía [7].

En la revisión bibliográfica se identificaron investigaciones relacionadas con la selección de las condiciones de corte y la consecuente optimización del consumo de energía, específicamente en el torneado del acero AISI 1045. Essel [9] estudió la fuerza de corte resultante, la temperatura de la viruta y el desgaste del flanco, en el torneado en seco del acero AISI 1045 con una herramienta de corte de carburo sin recubrimiento a velocidades moderadas de corte. El desgaste de las herramientas de corte de carburos y de cerámicas, en el mecanizado en seco del acero AISI 1045 fue investigado por Tanaka *et al.* [10]. Por su parte, Denkena *et al.* [11] determinaron los cambios en la formación de la viruta, las fuerzas de corte, el consumo de energía del mecanizado y la temperatura de corte, en función del aumento de la velocidad de corte, en el torneado a alta velocidad de acero AISI 1045 con un inserto recubierto. Özel *et al.* [12] investigaron la influencia de la geometría del inserto sobre las fuerzas de corte y la calidad de la superficie, en el torneado del acero AISI 1045 utilizando una velocidad de corte intermedia.

En la presente década Hernández-González *et al.* [13] estudiaron el efecto de la tasa de volumen de metal eliminado y la velocidad de corte, en el desgaste de los flancos de dos carburos recubiertos y un inserto de cermet, en el torneado de alta velocidad del acero AISI 1045, pero no contemplaron el consumo energético del mecanizado en su análisis. Xie *et al.* [14], presentaron un modelo para predecir el consumo de energía específico, que se validó en el torneado del acero AISI 1045 utilizando velocidades de corte convencionales.

La aplicación de técnicas de la Inteligencia Artificial en la modelación de los procesos de maquinado ha mostrado resultados satisfactorios en el último quinquenio. La investigación realizada por Curra *et al.* [15], permitió obtener un modelo predictivo para la determinación del SEC (*Specific Energy Consumption*) en el torneado del acero AISI 316L mediante la aplicación de Redes Neuronales Artificiales (RNA). En esta dirección, con el empleo de métodos de aprendizaje automatizado se han desarrollado diversos modelos que incluyen, además, técnicas de regresión y máquinas de vectores soporte para analizar la influencia de los parámetros de corte en la fuerza de corte [16] y el consumo de energía [17] en el torneado del acero AISI 1045.

A partir de estos antecedentes, en la presente investigación se propone un modelo predictivo para la determinación del SEC en el torneado en seco de alta velocidad del acero AISI 1045, basado en una RNA.

Métodos y Materiales

Material de la pieza

En la investigación, se seleccionó el acero al carbono AISI-SAE 1045 como material de trabajo. En la composición química del acero AISI 1045 predomina la estructura perlita-ferrita al 50 %, con un porcentaje de carbono medio. La dureza de las muestras se midió en la sección transversal completa, utilizando cinco muestras que pertenecen a la diagonal de un disco seleccionado al azar, usando un micro probador de dureza Shimadzu, la dureza promedio obtenida fue de 271 HV, y su conversión según la norma ASTM (E140-97), es de 258 HB [18].

Características de los insertos

Se utilizó durante los ensayos experimentales, una herramienta de carburo recubierta (CVD) GC4225-P25, así como una Cermet sin recubrimiento CT5015-P10 para determinar las fuerzas de corte. Todas las herramientas fueron fabricadas por Sandvik y sus características se muestran en la Tabla 1 [18].

Tabla 1. Características de los insertos. Fuente: autores

Inserto	Recubrimientos			Substratos				
	Capa 1	Capa 2	Ancho (μm)	W	Ti	Co	Nb	Al ₂ O ₃
CT5015-P10	-	-	-	20,68	47,2	17,71	8,71	5,7
GC4225-P25	Ti(C, N)	Al ₂ O ₃	10	94,77	2,1	3,13	-	-

La geometría seleccionada para los insertos Sandvik fue TMCC 12-04-04-PF. Los insertos se ubicaron en un portaherramientas de referencia Sandvik SCLCR / L2020K12. Los ángulos de las inserciones son: ángulo de posición principal del filo de corte ($\varphi = 95^\circ$), ángulo de ataque ($\gamma = 0^\circ$), ángulo de incidencia principal ($\alpha_p = 7^\circ$)

y ángulo de inclinación de filo de corte ($\lambda = 0^\circ$). Los bordes de las herramientas de corte fueron inspeccionados previamente con el microscopio óptico NIKON EPIPHOT, con un aumento de 50x para revelar cualquier defecto visual. Se confirmó el buen estado de los mismos. La rugosidad de la superficie de los insertos se determinó utilizando una máquina de medición de superficie CARL ZEISS. La rugosidad superficial promedio (R_a) fue menor a 0,25 μm [13].

Máquina herramienta, instrumentos de medición y software

Las piezas se maquinaron en un torno CNC Milltronics de una velocidad máxima de husillo de 3 000 r/min y una potencia de husillo de 9/7,5 kW. Las probetas se utilizaron con un diámetro de 80 mm y una longitud de 300 mm, la relación longitud/diámetro se mantuvo inferior a 10 para evitar vibraciones durante el mecanizado. Las fuerzas de corte se midieron con la ayuda de un dinamómetro piezoeléctrico Kistler (tipo 9257 B) con la tarjeta de adquisición de datos PC16024 (*National Instruments*). Se utilizó el software *LabView* para almacenar y analizar los datos. A través de la interfaz, la señal analógica obtenida del dinamómetro se convirtió en señales digitales [13].

El software utilizado para el procesamiento y ajuste de los datos que describen los procesos de corte, fue el asistente matemático MatLab versión 2017b, debido a sus fortalezas como lenguaje de programación de alto nivel con capacidades gráficas y como un entorno interactivo en la construcción y exploración de modelos computacionales.

Modelo de consumo específico de energía de la máquina herramienta

En este proceso de mecanizado por arranque de virutas, se requiere encontrar la dependencia que existe entre las fuerzas de corte y los parámetros del régimen de corte como variables independientes, mediante una red neuronal que represente la relación funcional entre las mismas. Para ello, los autores se apoyan en las siguientes relaciones para la velocidad de corte y el tiempo de duración (expresiones 1 y 2).

$$N = \frac{1000 * v_c}{\pi * D} \quad (1)$$

$$T = \frac{L}{N * f} \quad (2)$$

Donde N representa el número de revoluciones del husillo (r/min), v_c la velocidad de corte (m/min), D el diámetro de la barra (mm), T la duración de la prueba (min), L la longitud de la barra (mm) y f la velocidad de avance (mm/r).

Los valores de estas variables permiten el cálculo del SEC de las máquinas-herramienta. El SEC representa la tasa de la energía consumida al remover 1 cm^3 de material y para su obtención, se precisa del cálculo de las potencias de corte y la tasa de remoción de material (MRR, *Material Removal Rate*) a través de la expresión 3 [15].

$$SEC = \frac{E_c}{V} = \frac{\int P_i(t) dt}{\int MRR(t) dt} = 60 * \frac{\int (P_c(t) + P_u(N) + P_{ad}(t)) dt}{a_{sp} * f * v_c * T} \quad (3)$$

Donde E_c representa la energía consumida por el sistema del husillo, V denota el volumen de material eliminado, $P_i(t)$ es la potencia de entrada del sistema del husillo, $MRR(t)$ es la tasa de remoción de material, $P_c(t)$ denota la potencia de corte del proceso de maquinado, $P_u(N)$ denota la potencia inactiva, $P_{ad}(t)$ representa la pérdida de carga adicional en el sistema del husillo, a_{sp} es la profundidad de corte y t el tiempo de maquinado. Las funciones $P_c(t)$, $P_u(N)$ y $P_{ad}(t)$ están determinadas por las expresiones 4, 5 y 6.

$$P_c(t) = F_c(t) * \frac{v_c(t)}{60} = \sqrt{F_x^2(t) + F_y^2(t) + F_z^2(t)} * \frac{v_c(t)}{60} \quad (4)$$

$$P_u(N) = 1.573 * N + 98 \quad (5)$$

$$P_{ad}(t) = 3 * 10^{-6} * P_c^2(t) + 0.1939 * P_c(t) \quad (6)$$

Siendo $F_x(t)$, $F_y(t)$ y $F_z(t)$ los valores de fuerza respecto al tiempo que serán estimados por la red neuronal diseñada.

Matriz experimental y diseño factorial de la investigación

La investigación experimental se enfocó hacia la determinación de las fuerzas de corte de dos insertos (Cermat CT5015 sin recubrimiento y carburo GC4225 con recubrimiento) en el torneado en seco de alta velocidad del acero AISI 1045, variando la velocidad de corte y el tiempo de maquinado. La profundidad de corte ($a_{sp} = 0,5$ mm) y el avance ($f = 0,1$ mm/r) se mantuvieron constantes durante todas las pruebas. El experimento se realizó utilizando dos niveles de material de herramienta de corte (CT5015-P10 y GC4225-P25), tres niveles de velocidad de corte ($v_c = 400$ m/min, $v_c = 500$ m/min, $v_c = 600$ m/min) y cinco niveles de duración de la prueba (T_1 ; T_2 ; T_3 ; T_4 ; T_5). Se realizó un diseño factorial completo con dos réplicas para la adquisición de información [18].

A partir de la prueba experimental en el torneado de acero AISI 1045, se registraron los parámetros del régimen de corte, constituidos por los valores de velocidad de corte (v_c), duración de la prueba (T_i), tiempo de maquinado

(t), número de pasadas (n_p) y la posición de la herramienta de corte en la pieza de trabajo para cada inserto (p_c). Los registros que se introducen en los modelos diseñados en MatLab constituyen tuplas formadas por estas cinco variables independientes y las tres variables dependientes que denotan las componentes direccionales de la fuerza de corte, tal y como sigue: ($v_c, T_t, t, n_p, p_c, F_x, F_y, F_z$).

En correspondencia con la gran variedad de aplicaciones de las RNA, existen varias arquitecturas orientadas al modelado de fenómenos particulares que requieren estimación, clasificación, agrupación y predicción entre otras; en el caso que nos ocupa, se utiliza una red de tipo (PMC, Perceptrón Multicapas) debido a su potencial en el ajuste de funciones. La tabla 2 muestra la matriz del experimento computacional utilizado, a partir de la cual se obtuvieron los valores de las fuerzas de corte.

Tabla 2. Matriz experimental computacional. Fuente: autores

Inserto	v_c (m/min)	T_t (min)	Observaciones
CT5015-P10	400	2,0	1 136
		4,0	2 442
		6,0	2 520
		8,0	1 224
		10,0	1 234
	500	1,0	727
		2,0	1 265
		3,0	1 266
		4,0	640
		5,0	656
	600	0,6	384
		1,2	737
		2,0	812
		3,0	648
		4,0	666
GC4225-P25	400	2,0	1 226
		4,0	2 451
		6,0	2 658
		8,0	1 267
		10,0	1 249
	500	1,0	644
		2,0	1 249
		3,0	1 250
		4,0	655
		5,0	646
	600	0,6	442
		1,2	772
		2,0	765
		3,0	633
		4,0	512

Resultados y Discusión

Al considerar varios diseños de redes, según las características que se muestran en la Tabla 3 que determinan su rendimiento, en el procesamiento de los *datasets* de ambos insertos, los mejores resultados fueron obtenidos con arquitecturas similares.

Tabla 3. Alternativas para el diseño de la RNA. Fuente: autores

Características	Alternativas
Número de capas ocultas	[1,2] capa(s) oculta(s)
Número de neuronas en la(s) capa(s) oculta(s)	[10,15,20,25] neuronas
Funciones de transferencia de las neuronas en la(s) capa(s) oculta(s)	Sigmoide Tangente Hiperbólica, Sigmoide Logarítmica
Funciones de transferencia de las neuronas en la capa de salida	Lineal Positiva, Lineal, Exponencial Normalizada
Función de rendimiento	Error Cuadrático Medio, Error Absoluto Medio
División de la muestra para entrenamiento, validación y prueba	{0.6;0.2;0.2}, {0.7;0.15;0.15}, {0.8;0.1;0.1}
Selección de registros para entrenamiento, selección y prueba	Aleatorio, Ordenado
Algoritmo de entrenamiento	Retropropagación Levenberg-Marquardt, Gradiente Escalado Conjugado

En la experimentación computacional se consideraron la mayoría de las combinaciones posibles, en la medida en que se fueron descartando opciones debido al pobre rendimiento que mostraron, a partir de identificar en cada una de éstas, la mejor de 10 redes neuronales obtenidas con las mismas condiciones iniciales. Se decide

utilizar una red compuesta por una capa de entrada con cinco neuronas, una capa oculta con 25 neuronas y en la capa de salida tres neuronas, como muestra la Figura 1. En la misma, I_i ($1 \leq i \leq 5$) son las neuronas de la capa de entrada, H_h ($1 \leq h \leq 25$) son las neuronas de la capa oculta, b_h son los bias de las neuronas de la capa oculta, w_{ih} son los pesos de las conexiones entre la capa de entrada y la capa oculta, O_o ($1 \leq o \leq 3$) son las neuronas de la capa de salida, B_o son los bias de las neuronas de la capa de salida y W_{ho} son los pesos de las conexiones entre la capa oculta y la capa de salida.

Las funciones de transferencia en las neuronas que mostraron mejores resultados fueron la Sigmoide Tangente Hiperbólica en la capa oculta y la función lineal idéntica en la capa de salida. Aunque ambas funciones de rendimiento ofrecen resultados similares, se considera el Error Cuadrático Medio por ser más sensible a la presencia de valores atípicos que pueden aparecer en los valores de fuerza debido al entorno de trabajo.

Los 16357 registros del inserto CT5015-P10 quedaron divididos en la proporción 60 %, 20 % y 20 % para los procesos de entrenamiento, validación y prueba respectivamente; al tener el menor valor del error de aproximación que las otras dos variantes. Con esta división, de igual modo se descartó la selección aleatoria y se consideró la selección ordenada en la cual, por cada cinco registros consecutivos, tres de estos elegidos aleatoriamente se toman para el entrenamiento, otro para la validación y el restante para la prueba. Con dicha estrategia el aprendizaje de la red resultó más efectivo.

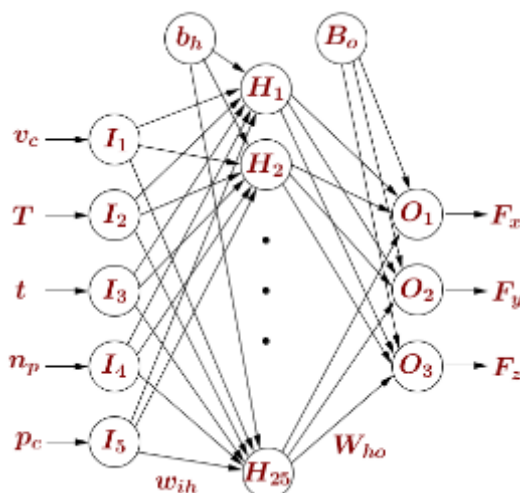


Fig. 1. Arquitectura del PMC. Fuente: autores

En el caso de los 16419 registros del inserto C4225-P25, la proporción que mejor resultó fue 70 %, 15 % y 15 % con una selección ordenada donde, de cada 20 registros consecutivos, se eligen de modo aleatorio 14 para entrenamiento, tres para validación y tres para la prueba. El algoritmo supervisado para entrenar las redes fue la retropropagación Levenberg-Marquardt debido a un mejor rendimiento sobre su contraparte en cuanto a velocidad y adaptabilidad.

A partir de varios entrenamientos de la arquitectura de red seleccionada, la figura 2 muestra el nivel de ajuste de los valores de las componentes de las Fuerzas de Corte Estimadas (FCE), a los valores de las componentes de las Fuerzas de Corte Reales (FCR) o experimentales, mediante el coeficiente de regresión R para cada inserto.

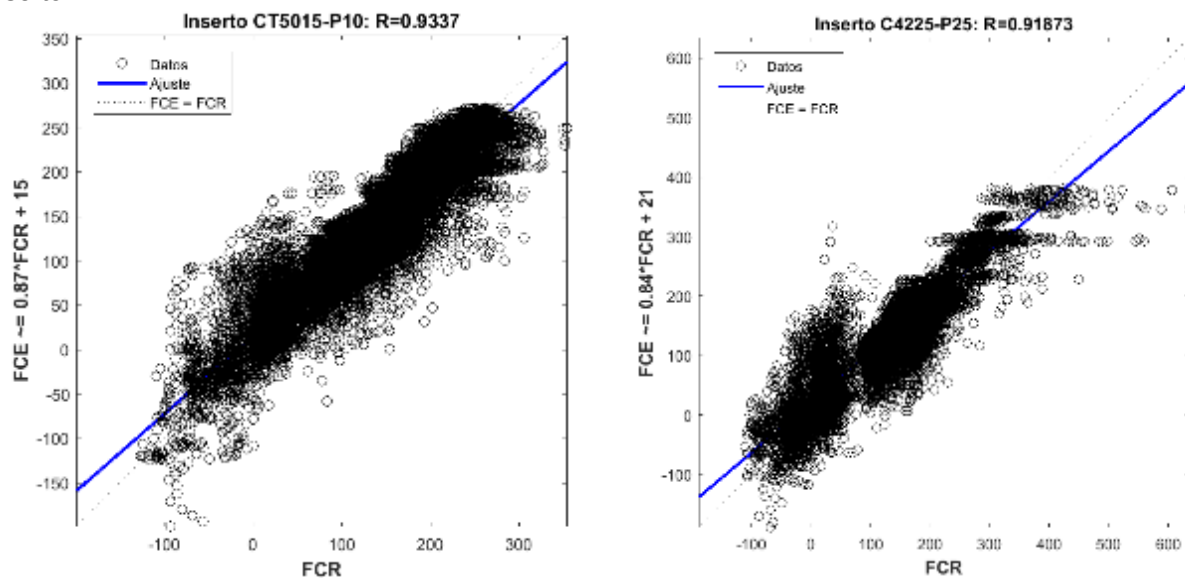


Fig. 2. Regresión FCR versus FCE. Fuente: autores

Los valores del SEC calculados a partir de las componentes de las fuerzas de corte se presentan en las Figuras 3 y 4. Los diagramas de cajas en todas las combinaciones de la experimentación, indican el rango de valores del SEC, en los cuales los valores medios se representan por el segmento interior de la caja.

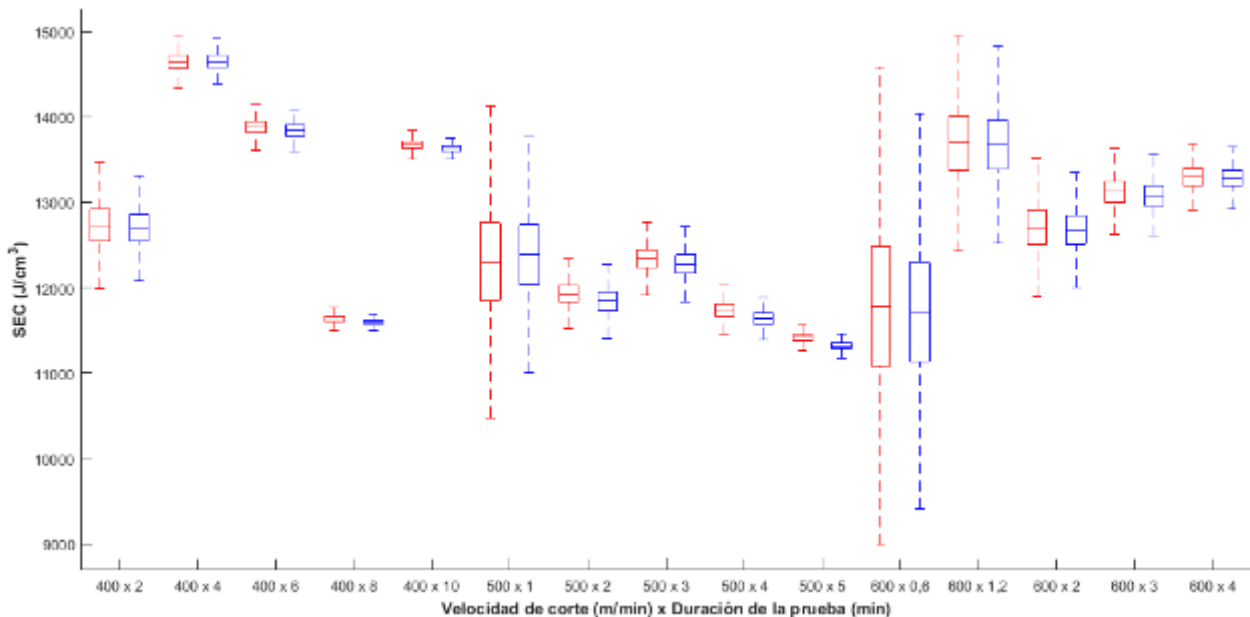


Fig. 3. SEC experimental *versus* SEC estimado para el inserto CT5015-P10. Fuente: autores

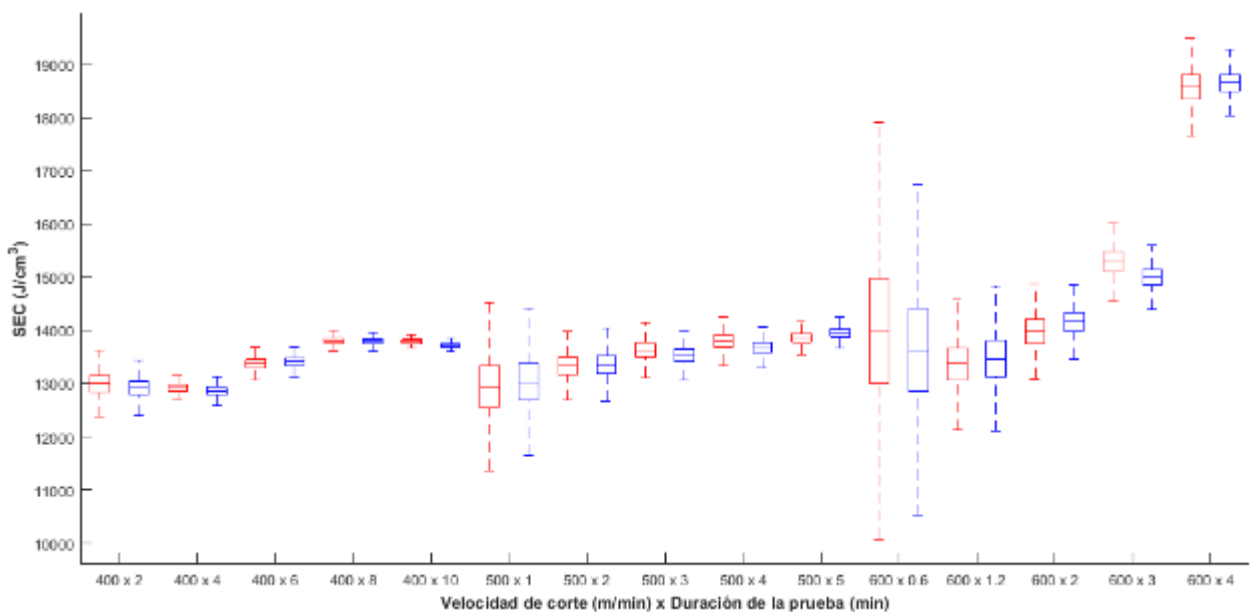


Fig. 4. SEC experimental *versus* SEC estimado para el inserto C4225-P25. Fuente: autores

Los bordes superiores e inferiores se corresponden con el primer y el tercer cuartil respectivamente, de los valores obtenidos por los modelos considerados. Además, para cada caso de estudio (dado por una combinación de v_c y T) se tiene una caja roja que muestra el rango de valores del SEC experimental y una caja azul para el SEC estimado. En la mayoría de los casos, los valores de las desviaciones inducidas por el error, son menores para los resultados estimados, hecho que se constata al comparar el tamaño de las cajas rojas y azules en cada caso de estudio, lo cual confirma la precisión de la predicción realizada.

Llegados a este punto es importante enfatizar la utilidad práctica de estos modelos en la obtención de la carta tecnológica del ingeniero, de modo que cuente con un instrumento que le apoyará en la toma de decisiones respecto al régimen de corte adecuado, en función de optimizar el uso de los recursos y las tecnologías disponibles en su entorno laboral.

Conclusiones

Se obtuvo la estimación del consumo específico de energía en el torneado de alta velocidad en seco del acero AISI 1045, utilizando una red neuronal perceptrón multicapas. Esta tipología de red permitió establecer las relaciones entre los parámetros del régimen de corte y los índices tecnológicos de mecanizado, a partir de la

información generada en la experimentación. Se determinó el comportamiento de las componentes de la fuerza de corte resultante, para calcular las potencias de corte que definen la energía consumida por unidad de volumen; al considerarse como magnitudes para la entrada de los modelos: la velocidad de corte, la duración de la prueba, el tiempo de maquinado, el número de pasadas y la posición de la herramienta de corte sobre la probeta. El modelo seleccionado fue el mejor evaluado según el error cuadrático medio y el coeficiente de regresión R^2 , reflejando una buena precisión en la aproximación. Los resultados evidenciaron un buen nivel de fiabilidad en la predicción del consumo específico de energía bajo diversas condiciones de mecanizado.

Referencias

1. Cai W, Li L, Jia S, et al. Task-Oriented energy benchmark of machining systems for energy-efficient production. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*. 2020;7:205-218. DOI 10.1007/s40684-019-00137-x.
2. Mourtzis D, Vlachou E, Milas N, et al. Energy consumption estimation for machining processes based on real-time shop floor monitoring via wireless sensor networks. *Procedia CIRP*. 2016;57:637-642. DOI 10.1016/j.procir.2016.11.110.
3. Hacksteiner M, Duer F, Ayatollahi I, et al. Automatic assessment of machine tool energy efficiency and productivity. *Procedia CIRP*. 2017;62:317-322. DOI 10.1016/j.procir.2016.06.034.
4. Yang Y, Li X, Gao L, et al. Modeling and impact factors analyzing of energy consumption in CNC face milling using GRASP gene expression programming. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016;87: 1247-1263. DOI 10.1007/s00170-013-5017-7.
5. Zhao GY, Liu ZY, He Y, et al. Energy consumption in machining: classification, prediction, and reduction strategy. *Energy*. 2017;133:142-157. DOI 10.1016/j.energy.2017.05.110.
6. Halim NHA, Harona CHC, Ghani JA, et al. Tool wear and chip morphology in high-speed milling of hardened Inconel 718 under dry and cryogenic CO₂ conditions. *Wear*. 2019;426-427:1683-1690. DOI 10.1016/j.wear.2019.01.095.
7. Natasha AR, Othman H, Ghani JA, et al. Chip formation and coefficient of friction in turning S45C medium carbon steel. *International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering*. 2014;14(6):89-92.
8. Ali-Laghari R, Li J, Mia M. Effects of turning parameters and parametric optimization of the cutting forces in machining SiCp/Al 45 wt% composite. *Metals*. 2020;10(6):840. DOI 10.3390/met10060840.
9. Essel I. Machinability enhancement of non-lead free cutting steels. *Doktors der Ingenieurwissenschaften Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen*, 2006.
10. Tanaka R, Yamane Y, Sekiya K, et al. Machinability of BN free-machining steel in turning. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. 2007;47(12-13):1971-1977. DOI 10.1016/j.ijmachtools.2007.02.003.
11. Denkena B, Ben-Amor R, De Leon Garcia L, et al. Material specific definition of the high speed cutting range. *International Journal of Machining and Machinability of Materials*. 2007;2(2):176-185. DOI 10.1504/IJMMM.2007.013781.
12. Özel T, Esteves A, Davim J. Neural network process modelling for turning of steel parts using conventional and wiper inserts. *International Journal of Materials and Product Technology*. 2009;35(1-2):246-258. DOI 10.1504/IJMPT.2009.025230.
13. Hernández González LW, Pérez Rodríguez R, Zambrano Robledo PC, et al. Estudio del rendimiento del torneado de alta velocidad utilizando el coeficiente de dimensión volumétrica de la fuerza de corte resultante. *Revista de Metalurgia*. 2013;49(4):245-256. DOI 10.3989/revmetal.1226.
14. Xie J, Liu F, Qiu H. An integrated model for predicting the specific energy consumption of manufacturing processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016;85:1339-1346. DOI 10.1007/s00170-015-8033-y.
15. Curra DA, Pérez R, del Risco R. "Predictive model for specific energy consumption in the turning of AISI 316L steel". En: *Progress in Artificial Intelligence and Pattern Recognition*. Switzerland: Springer, 2018. DOI 10.1007/978-3-030-01132-1_6.
16. Ahmed M, Singh A. Optimisation of tool wear and cutting forces on the basis of different cutting parameters. *International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education*. 2017;3:613-626.
17. Kant G. Prediction and optimization of machining parameters for minimizing surface roughness and power consumption during turning of AISI 1045 steel. *Birla Institute of Technology & Science*, 2016.
18. Hernández LW, Pérez R, Zambrano PC, et al. Análisis experimental del torneado de alta velocidad del acero AISI 1045. *Ingeniería Mecánica*. 2012;15(1):10-22.

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses

Contribución de los autores

Dagnier Antonio Curra Sosa. <https://orcid.org/0000-0001-5361-6536>

Participó en la modelación y análisis de los resultados. Trabajó en la modelación y optimización. Contribuyó al análisis de los resultados. Realizó la redacción de la introducción. Trabajó en la redacción y revisión final del artículo.

Luis Wilfredo Hernández González. <https://orcid.org/0000-0002-2181-1959>

Diseñó la investigación. Planificó y ejecutó la ejecución experimental. Trabajó en la redacción y revisión final del artículo.

Julio Ernesto de la Rosa Melian. <https://orcid.org/0000-0001-6334-0211>

Realizó la redacción de los antecedentes. Trabajó en la redacción y revisión final del artículo.

Patricia del Carmen Zambrano Robledo. <https://orcid.org/0000-0002-9491-0069>

Diseñó la investigación. Trabajó en la redacción y revisión final del artículo.

Martha Patricia Guerrero Mata. <https://orcid.org/0000-0002-8337-298X>

Diseñó la investigación. Trabajó en la redacción y revisión final del artículo.

Roberto Pérez Rodríguez. <https://orcid.org/0000-0001-5741-5168>

Trabajó en la formulación y ejecución de la optimización, en el análisis de los resultados. Participó en la redacción y revisión final del artículo.