



CIENCIAS TÉCNICAS

Premio Anual de la Academia de Ciencias de Cuba, 2020

Determinación de indicadores tecnológicos y parámetros de corte en el mecanizado de alta velocidad en aceros por métodos experimentales, de simulación numérica y de inteligencia artificial

Roberto Pérez Rodríguez ^{1,6,*} <https://orcid.org/0000-0001-5741-5168>

Luis Wilfredo Hernández González ¹ <https://orcid.org/0000-0002-2181-1959>

Ricardo del Risco Alfonso ² <https://orcid.org/0000-0002-0225-9281>

Arturo Molina Gutiérrez ^{3,7} <https://orcid.org/0000-0001-5461-2879>

Patricia del Carmen Zambrano Robledo ^{4,7} <https://orcid.org/0000-0002-9491-0069>

Yoandris Morales Tamayo ⁵ <https://orcid.org/0000-0001-7456-1490>

Dagnier Antonio Curra Sosa ¹ <https://orcid.org/0000-0001-5361-6536>

Héctor Siller Carrillo ³ <https://orcid.org/0000-0002-0782-1974>

¹ Universidad de Holguín. Holguín, Cuba

² Universidad de Camagüey. Camagüey, Cuba

³ Tecnológico de Monterrey. Monterrey, México

⁴ Universidad Autónoma de Nuevo León. Nuevo León, México

⁵ Universidad Técnica de Cotopaxi. Cotopaxi, Ecuador

⁶ Titular de la Academia de Ciencias de Cuba. La Habana, Cuba

⁷ Titular de la Academia Mexicana de Ciencias. México

* Autor para la correspondencia: roberto.perez@uho.edu.cu

RESUMEN

Palabras clave

predicción; indicadores tecnológicos; maquinado de alta velocidad; inteligencia artificial; aceros

Introducción: En la última década el maquinado de alta velocidad ha sido de especial interés para los sectores académico e industrial. Su influencia en el desempeño del mecanizado por arranque de virutas permite un alto valor de metal removido y un buen acabado superficial. **Objetivos:** en este trabajo se muestra la determinación de indicadores tecnológicos y parámetros de corte en el maquinado de alta velocidad en aceros con la utilización combinada de métodos experimentales, de simulación numérica y de inteligencia artificial. **Métodos:** Se realizaron ensayos experimentales en el maquinado de alta velocidad de varios tipos de aceros, utilizando diversas herramientas de corte y condiciones de elaboración. Se utilizaron métodos estadísticos matemáticos para los análisis de correlación, se simuló por el método de los elementos finitos las condiciones experimentales y a través de herramientas de inteligencia artificial, se obtuvieron modelos predictivos combinados. **Resultados:** Se definieron nuevos criterios para el estudio de la maquinabilidad de aceros que permitan evaluar su desempeño; se obtuvieron modelos matemáticos de correlación entre las variables fundamentales del maquinado de alta velocidad de aceros por métodos experimentales; se obtuvieron modelos numéricos por el método de elementos finitos que complementan los ensayos experimentales; y se definió e implementó mediante herramientas de inteligencia artificial, la predicción de indicadores tecnológicos.



Prediction using the hybrid method of technological index's in steels high-speed machining

ABSTRACT

Keywords

prediction; technological index's; high-speed machining; artificial intelligence; steels

Introduction: In the last decade High-Speed Machining has been of special interest to the academic and industrial sectors. Its influence on the performance of machining by chip removal allows a high value of removed metal and a good surface finish. Goals. This work shows the determination of technological indicators and cutting parameters in High-Speed Machining in steels with the combined use of experimental methods, numerical simulation and Artificial Intelligence. **Methods:** Experimental tests were carried out in High-Speed Machining of various types of steels, using various cutting tools and processing conditions. Mathematical statistical methods were used for correlation analyzes, experimental conditions were simulated by the Finite Elements Method and through Artificial Intelligence tools, combined predictive models were obtained. **Results:** New criteria were defined for the study of the machinability of steels that allow evaluating their performance; mathematical correlation models were obtained between the fundamental variables of High-Speed Machining of steels by experimental methods; numerical models were obtained by Finite Element Analysis that complement the experimental tests; the prediction of technological indicators was defined and implemented using Artificial Intelligence tools.

INTRODUCCIÓN

Las operaciones de maquinado han sido el centro de atención de la industria de fabricación desde la revolución industrial. El maquinado es un proceso de remoción de material que utiliza herramientas de corte y máquinas herramienta, para obtener las dimensiones y exactitud requeridas de las piezas. Las industrias de fabricación se esfuerzan por lograr un costo mínimo de producción o un máximo valor de producción, o la combinación óptima entre los dos enfoques, con la mejor calidad del producto. La selección apropiada del material de la pieza en bruto, de la herramienta de corte, de la máquina herramienta, de los fluidos de corte, de las condiciones de maquinado y el orden de las operaciones tecnológicas, son factores claves para el logro de estos objetivos.

Las primeras evidencias del maquinado de alta velocidad (MAV) se observan en Alemania entre los años 1924 y 1931, y fue concebido por Salomón, considerado el pionero en esta área, quien utilizó una serie de velocidades de corte en materiales no ferrosos, revelando que la temperatura de corte alcanza su máximo valor a cierta velocidad de corte y disminuye con el incremento de la velocidad de corte. ⁽¹⁾

Según Grzesik, el MAV es un término difícil de definir debido al número de factores que intervienen y que incluye las propiedades del material a elaborar, la disponibilidad de los materiales de las herramientas de corte, los rangos de velocidades y de avance disponibles en las máquinas herramienta.

⁽¹⁾ Un concepto aceptado, considera al MAV como la optimiza-

ción del corte con las limitaciones existentes: pieza-material de la herramienta de corte-máquina herramienta. Se admite también, maquinar a velocidades de corte entre 5 y 10 veces superiores a las que se utilizan de manera convencional para cada material.

La dificultad de desarrollar niveles cualitativamente superiores de procesos de maquinado ha aumentado considerablemente con la aparición de nuevos paradigmas. El maquinado de alto desempeño y de alta velocidad, el micro maquinado, el nano maquinado, y otros, han definido nuevos retos para los campos de investigación en la manufactura del siglo XXI.

La optimización de los parámetros de corte es de gran importancia cuando son utilizadas las máquinas herramienta con control numérico computarizado (CNC). Además, el desgaste de la herramienta de corte tiene gran influencia en la exactitud de elaboración, en la rugosidad superficial y en el costo de la pieza. Así mismo, si el desgaste no se detecta con inmediatez, puede ocurrir una degradación significativa de la rugosidad superficial y de la exactitud de elaboración. ⁽²⁾

Los estudios del corte de metales se han enfocado en tres direcciones: el estudio experimental, los modelos del proceso de formación de la viruta y la modelación numérica del corte utilizando la simulación por elementos finitos. ^(3, 4) Como tendencia de los últimos años, se observa la utilización intensiva de los métodos de inteligencia artificial ⁽⁵⁾ y la integración de los modelos de manufactura con la filosofía de la Industria 4.0. ⁽⁶⁾

En este sentido, el presente artículo tiene por objetivo la determinación de indicadores tecnológicos y parámetros de corte en el maquinado de alta velocidad en aceros con la utilización combinada de métodos experimentales,⁽⁷⁾ los modelos matemáticos,⁽⁸⁾ el método de los elementos finitos⁽⁹⁾ y la inteligencia artificial (IA)⁽¹⁰⁾. En el siguiente epígrafe se muestran los trabajos más relevantes analizados que describen de manera concreta el estado de la ciencia desde estas perspectivas.

MÉTODOS

Modelación de indicadores de eficiencia en operaciones de maquinado

Los procesos de maquinado convencionales ocupan una parte dominante de los procesos de fabricación. Los avances

en las tecnologías de las máquinas-herramienta y herramientas de corte, unido al desarrollo de materiales avanzados, están dirigidos a mejorar la productividad de la fabricación, la calidad de la producción y la reducción de los costos. Por tanto, se requieren de modelos predictivos en los sistemas de planificación de los procesos de mecanizado.⁽¹¹⁾

En el mecanizado de una pieza, se incluye la selección de las condiciones óptimas de corte, el tipo de lubricante, la herramienta de corte, entre otros; el objetivo es satisfacer los requerimientos funcionales de diseño con una planificación optimizada. En esta dirección, se ha incrementado el desarrollo y la integración de modelos predictivos en la planificación de los procesos de corte.⁽¹²⁾ Para estos últimos, se precisa de la estimación de indicadores de eficiencia (Figura 1), los cuales se clasifican en fundamentales y relevantes, donde los primeros constituyen un prerrequisito para los segundos.

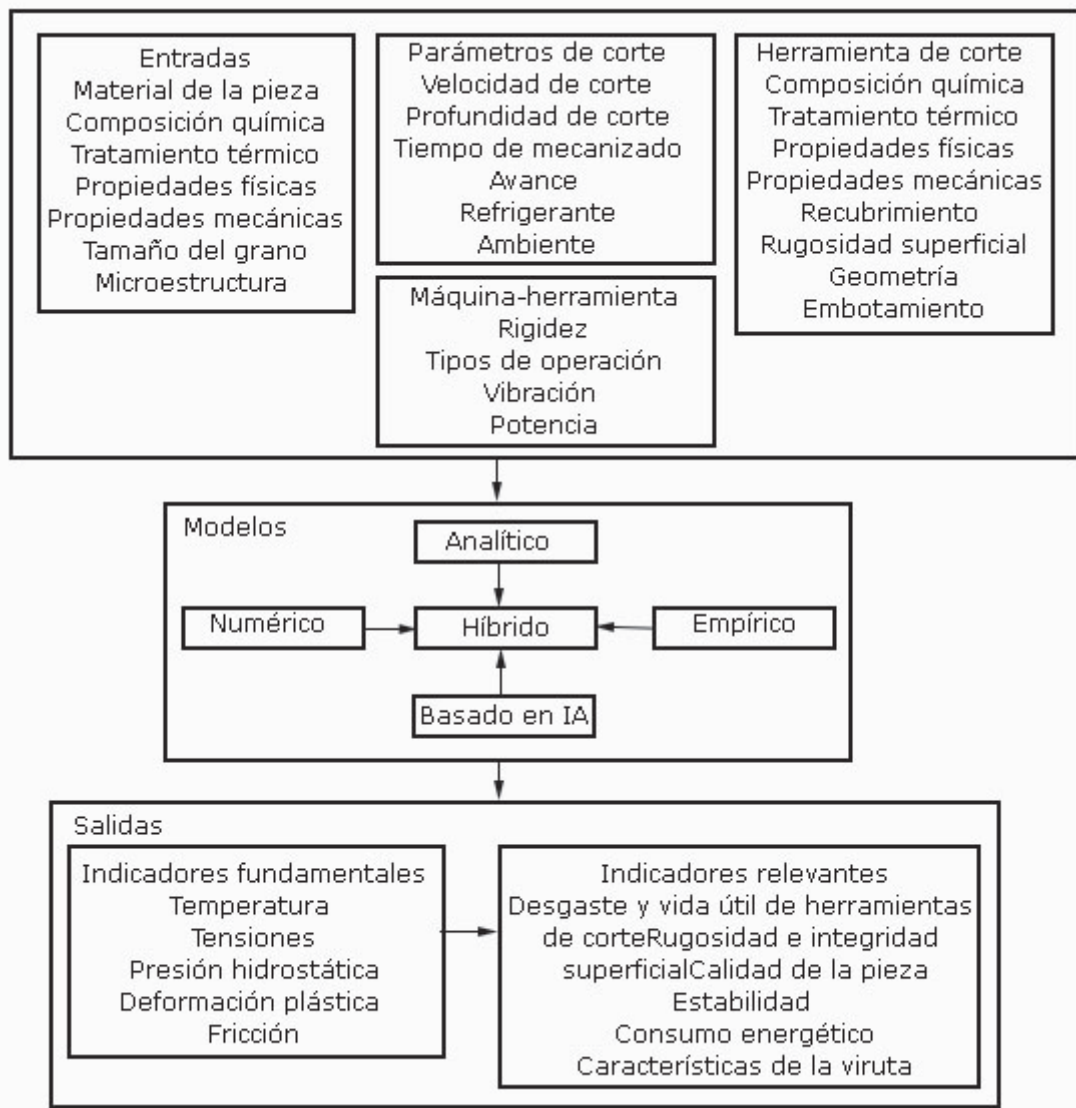


Fig. 1. Enfoque de modelación en operaciones de mecanizado (adaptado de Arrazola PJ, Özel T, Umbrello D, Davies M, Jawahir IS. Recent advances in modelling of metal machining processes).⁽¹¹⁾

Según la figura 1, los modelos predictivos pueden agruparse en técnicas de modelación: analítica, numérica, empírica, basados en IA e híbrida.⁽¹³⁾ La selección de las mismas, está en correspondencia con las particularidades de la situación que se precisa modelar.

Modelación basada en análisis de regresión (AR)

El AR es una herramienta estadística para evaluar la relación de una o más variables independientes con una o varias

variables continuas dependientes. Este análisis, es usado cuando las variables independientes no pueden ser controladas, por ejemplo, como el que se utiliza para los estudios de los procesos de maquinado. Usualmente, su efectividad se determina con el apoyo de la tabla ANOVA.⁽¹⁴⁾ Este método es muy utilizado en la modelación de operaciones de mecanizado (Tabla 1).

Tabla 1. Investigaciones asociadas a la modelación con AR y AA*

Estudio	Operación	Parámetros variables	Índices tecnológicos
AR			
Amran et al. ⁽¹⁴⁾	Taladrado	N, f, D	R_a
Bandapalli et al. ⁽¹⁵⁾	Fresado	N, f, a_p	F_c, R_a
Shrivastava & Singh ⁽¹⁶⁾	Torneado	N, f, a_p	MRR, CI
Ahmed et al. ⁽¹⁷⁾	Taladrado	I, v_c, f	RUL, F_c, k_s
Alok & Das ⁽¹⁸⁾	Torneado	v_c, f, a_p	F_x, F_y, F_c, R_a, w
Khan et al. ⁽¹⁹⁾	Fresado	N, f, a_p, a_e	MRR, R_a, ECA
Kumar & Singh ⁽²⁰⁾	Torneado	N, f, a_p	CI
Wang et al. ⁽²¹⁾	Fresado	N, f, C_p	P_c
AA			
Abhishek et al. ⁽²²⁾	Taladrado	N, f, T_p, D	F_f, R_a
Zhang et al. ⁽²³⁾	Fresado	N, f, a_p	R_a
Park et al. ⁽²⁴⁾	Taladrado	N, f, a_p, l_c	E_c
Dambatta et al. ⁽²⁵⁾	Rectificado	$NC_{mql}, P_{air}, f, a_p$	F_n, F_z, R_a
Kant & Sangwan ⁽²⁶⁾	Torneado	N, f, a_p	P_c
Kulisz et al. ⁽²⁷⁾	Fresado	v_c, f_z	F_x, F_y, F_z
Arnold et al. ⁽²⁸⁾	Fresado	$D_I, L_I, v_c, f, a_p, h_m$	K_c
Kumar & Singh ⁽²⁹⁾	Torneado	N, f, a_p	MRR, CI

*Leyenda: N: número de revoluciones del husillo en rpm; f: velocidad de avance en m/min; D: diámetro a elaborar en mm; a_p : profundidad de corte axial en mm; a_e : profundidad de corte en mm; I: material de la herramienta de corte; v_c : velocidad de avance en m/min; C_p : coeficiente que contempla la viruta; R_a : rugosidad superficial en μm ; F_c : fuerza de corte resultante en N; MRR: coeficiente de remoción de material en cm^3/min ; CI: índice de vibración; RUL: vida útil de la herramienta de corte en minutos; k_s : energía de corte específica en J/mm^3 ; F_x : fuerza de corte axial en N; F_y : fuerza de corte radial en N; w : desgaste del inserto en μm ; ECA: energía de corte activa en kJ; P_c : potencia de corte en W; F_p : D_I : diámetro del inserto en mm; v_c : velocidad de corte en m/min; F_f : fuerza de empuje en N; F_n : fuerza normal de rectificado en N; E_c : consumo energético del sistema del husillo en J; l_c : longitud de corte en mm; P_{air} : presión del aire en Bar; NC_{mql} : concentración de nano fluido MQL en %; t: tiempo de maquinado en minutos; a_r : profundidad de corte radial en mm; T: temperatura de corte en °C; MQL: Mínima Cantidad de Lubricante.

Modelación basada en aprendizaje automatizado (AA)

La modelación matemática mediante el AA proporciona métodos computacionales eficientes para el desarrollo de máquinas, sistemas de datos expertos y otras aplicaciones desde una perspectiva multidisciplinaria. En las técnicas del AA, se distinguen patrones de actuación característicos del ser humano.

El maquinado es un proceso no lineal y dependiente del tiempo, por lo que proporcionar modelos predictivos precisos es extremadamente difícil utilizando sólo métodos clásicos. Recientemente, el uso de los métodos de AA ha sido utilizado por muchos investigadores como una opción en la modelación de fenómenos diversos. Estas técnicas poseen rasgos atractivos para la modelación y optimización de operaciones de maquinado como son: la capacidad de aproximación universal de funciones, la resistencia al ruido derivado de la información incompleta y una buena capacidad de generalización (Tabla 1).⁽²²⁾

Análisis de regresión versus aprendizaje automatizado

La tendencia en la modelación con AR, tiene un pobre comportamiento no lineal en un dominio experimental regular y en una región de factores relativamente pequeña, dada su limitación en la creación de modelos para ajustar los datos sobre una región experimental irregular. La mayor ventaja de estas técnicas, es su capacidad para exhibir la contribución de los factores desde los coeficientes en el modelo de regresión.

Dicha capacidad permite identificar los principales factores, productos de factores y términos cuadráticos no significativos en el modelo, cuya eliminación pueden reducir la

complejidad del problema. También, este enfoque requiere una precisa definición de los rangos de cada factor para asegurar que los objetivos considerados cambien de modo normal dentro de estos rangos.⁽³⁰⁾

Los métodos de AA tienen mejor capacidad de ajuste que los de AR, cuando se tienen fuertes relaciones no lineales entre las variables. Pueden crear un modelo eficiente con un pequeño número de experimentos; sin embargo, su precisión sería mejor cuando una cantidad numerosa de experimentos se consideran en la modelación. En la investigación aplicada, la modelación con AA es superior al admitir como variables de entrada, conjuntos mixtos de variables cuantitativas y cualitativas. Además, incluye la modelación de múltiples objetivos con una mayor precisión de las estimaciones respecto al AR.

En la tabla 2 se presentan algunas investigaciones donde se realiza la modelación de regímenes de corte mediante estas herramientas.

En la mayoría de estos trabajos, se observa la regularidad de estar definidos por una expresión matemática que, aunque no carece de rigor, no poseen la capacidad de distinguir y manejar el ruido presente en los valores del indicador objeto de estudio. Además, según el caso, pueden no considerar el nivel de incidencia variable que tienen algunos factores del proceso, de acuerdo a las condiciones de mecanizado.

La introducción de modelos computacionales basados en la simulación por el método de los elementos finitos y la utilización de herramientas de IA, reducen en gran medida las limitaciones antes mencionadas. Sus fortalezas en dicho sentido, radica en comprender relaciones matemáticas diversas entre sus elementos componentes, así como la presencia de rutinas o algoritmos de actualización, que iteran buscando la mejor solución posible en un amplio espacio de posibilidades.

Tabla 2. Investigaciones asociadas a la modelación con AR y AA

Estudio	Operación	Parámetros variables	Índices tecnológicos
Bajić <i>et al.</i> ⁽³¹⁾	Fresado	v_c, f_z, a_p	F_x, F_y, F_z, R_a, w
Çiçek <i>et al.</i> ⁽³²⁾	Taladrado	I, v_c, f	F_f
Kara <i>et al.</i> ⁽³³⁾	Torneado	I, v_c, f	F_c, F_f
Tebassi <i>et al.</i> ⁽³⁴⁾	Torneado	v_c, f, a_p	F_c, R_a
Kilickap <i>et al.</i> ⁽³⁵⁾	Fresado	v_c, f, a_p	F_c, R_a, w
Morales <i>et al.</i> ⁽³⁶⁾	Torneado	I, v_c, f, t	R_a
Yanis <i>et al.</i> ⁽³⁷⁾	Fresado	v_c, f_z, a_p, a_r	F_c
Tanikić <i>et al.</i> ⁽³⁸⁾	Torneado	v_c, f, a_p	T

En este ámbito, las tecnologías de IA toman una nota especial en la formalización de modelos, cuando se dispone de una información suficiente que caracterice al proceso de estudio en cuestión.

La figura 2 muestra las etapas o niveles utilizados en la investigación para el desarrollo de un modelo híbrido computacional, que incluyen un conjunto de acciones cuyos resultados se toman como base por las acciones del nivel superior.

Se considera pertinente subrayar las cuestiones siguientes:

- La definición de un esquema para el desarrollo del modelo híbrido estableció el conjunto de acciones a seguir, donde se estudian, seleccionan, codifican y evalúan modelos empíricos obtenidos de la literatura científica y la aplicación de las herramientas de IA, en la modelación de indicadores de eficiencia.
- El desarrollo del modelo híbrido permitió describir las particularidades de las herramientas de IA, como aproximadores universales de relaciones funcionales, a partir de las cuales se identifican las arquitecturas de mejores resultados en la modelación de problemas de regresión.
- La concepción de algoritmos para crear y seleccionar según su rendimiento, varios modelos a través de las diferentes topologías obtenidas en cada arquitectura de herramientas de IA utilizadas, permitió obtener un modelo híbrido mediante la integración de modelos teóricos, empíricos y por MEF; para la estimación de indicadores de eficiencia en operaciones de maquinado.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para evidenciar y evaluar las ventajas de la utilización del método híbrido en la predicción de indicadores tecnológicos en el maquinado de alta velocidad, a continuación, se describen de manera resumida tres casos de estudio.

Predicción de indicadores tecnológicos en el MAV del acero AISI 1045

En el primer caso de estudio, se identificó como objetivo de investigación, determinar cómo influye la velocidad de corte tanto en el desgaste del flanco de los insertos de carburos GC4225 y GC4215 recubiertos y cermet CT5015 sin recubrimiento, como en las fuerzas de corte en el torneado de alta velocidad en seco del acero AISI 1045 en tornos CNC. Para ello, se realizaron un conjunto de corridas experimentales para la determinación de las fuerzas de corte y el desgaste de las herramientas, bajo diferentes regímenes de corte (Figura 3).

Una vez que se tuvieron los registros experimentales, se pasó al filtrado y evaluación de la información, determinándose los modelos matemáticos por análisis de regresión, que caracterizan los fenómenos del corte de metales estudiado.

En esta investigación, por primera vez se determina la influencia de la velocidad de corte en el desgaste del flanco de los insertos de carburo GC4225 y GC4215 recubiertos y cermet CT5015 sin recubrimiento y de las fuerzas de corte, durante el torneado de alta velocidad en seco del acero AISI 1045 en tornos CNC. Además, se introducen dos nuevos criterios para el estudio de la maquinabilidad: el coeficiente de dimensión volumétrica de la vida útil de la herramienta de cor-

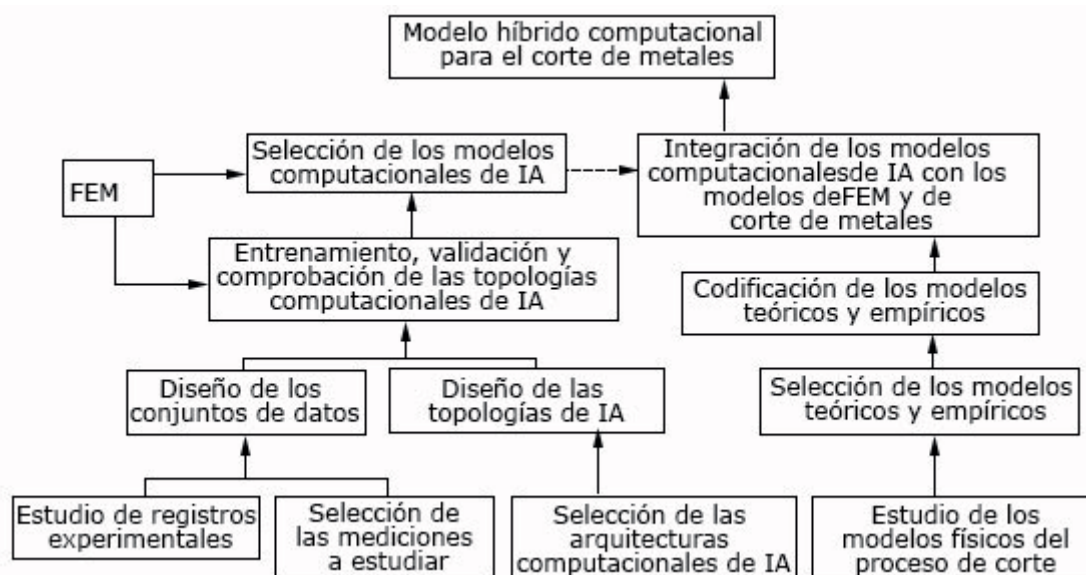


Fig. 2. Secuencia del modelo computacional basado en la simulación por el método de los elementos finitos (FEM) y las herramientas de IA.

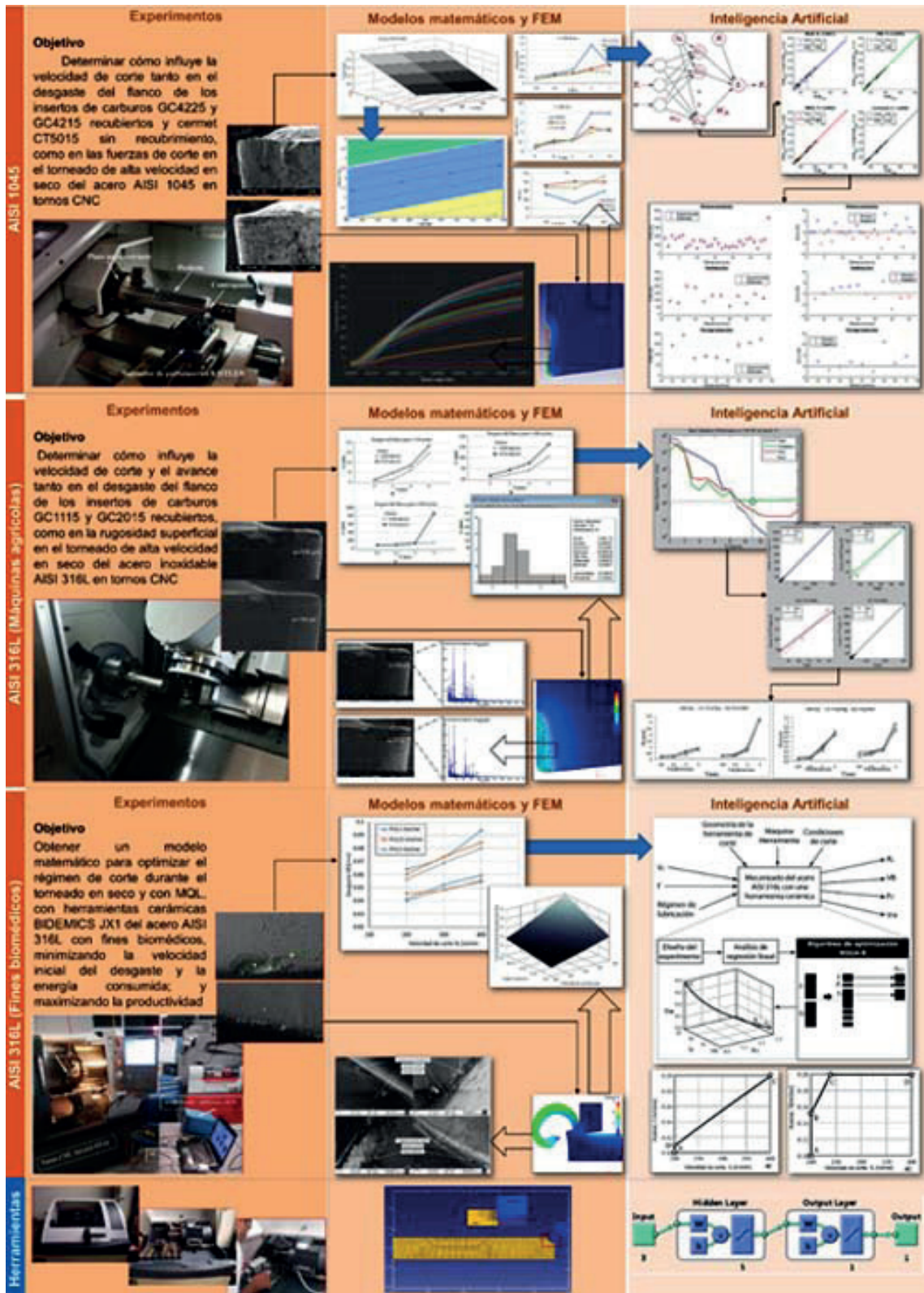


Fig. 3. Casos de estudio de aplicación del método híbrido.

te y el coeficiente de dimensión volumétrica de las fuerzas de corte. Mediante estos criterios se consigue relacionar el volumen de metal maquinado, el desgaste del flanco y las fuerzas de corte respectivamente.

A partir del alto costo que supone el método experimental, y la necesidad de generar un conjunto de datos mayor, que favoreciera la obtención de modelos predictivos de mayor confiabilidad, se utilizaron las simulaciones por el MEF que

facilitaron modelar computacionalmente los experimentos. Se utilizó para ello *software* profesionales de altas prestaciones, que permitieron generar cientos de miles de datos no solo referentes a las variables utilizadas, sino que se obtuvieron simulaciones de aspectos tales como los gradientes de temperatura generadas en el proceso de corte, las tensiones superficiales, etc. (v. figura 3).

En la tercera etapa, se utilizaron varias configuraciones de redes neuronales artificiales para determinar la más efectiva, para el caso de los cálculos del coeficiente específico de energía. Con estas herramientas de IA, se fundamenta la integración al ciclo de vida del mecanizado, de un módulo de soporte digital que procesa y asimila el conocimiento relativo a los comportamientos de las operaciones de maquinado, como una herramienta de apoyo a la toma de decisiones.

Predicción de indicadores tecnológicos en el MAV del acero AISI 316L para máquinas agrícolas

En el segundo caso, se definió como objetivo de investigación, determinar cómo influye la velocidad de corte y el avance tanto en el desgaste del flanco de los insertos de carburos GC1115 y GC2015 recubiertos, como en la rugosidad superficial en el torneado de alta velocidad en seco del acero inoxidable AISI 316L en tornos CNC (v. figura 3). Siguiendo la secuencia experimental, se realizaron corridas para la determinación de los indicadores tecnológicos.

Siguiendo la misma secuencia que en el caso anterior, a partir de los datos experimentales y utilizando el análisis de regresión, se determinaron las ecuaciones matemáticas que rigen los procesos modelados. Para aumentar la cantidad de datos a ser utilizados por las herramientas de IA, se realizaron ensayos numéricos por el MEF que facilitaron la obtención de un número elevado de registros para su posterior evaluación.

Fueron propuestos dos criterios para el estudio de la maquinabilidad, el coeficiente de vida útil de la herramienta de corte en relación al volumen de metal cortado y el coeficiente de rugosidad superficial en relación al volumen de metal cortado, los cuales permiten evaluar el desempeño del proceso de corte a través de la relación entre el desgaste del flanco de los insertos y la rugosidad superficial de la pieza con el volumen de metal maquinado.

Se implementó una red neuronal artificial para cada velocidad de corte, con el objetivo de estimar las variables dependientes analizadas. Las redes neuronales alcanzaron valores de correlación cercanas al 0,99; demostrando la pertinencia de los modelos.

Predicción de indicadores tecnológicos en el MAV del acero AISI 316L para fines biomédicos

En el tercer caso, se definió como objetivo, obtener un modelo matemático que permita la optimización del régi-

men de corte durante el torneado en seco y con el empleo del MQL, con herramientas cerámicas BIDEMICS JX1 del acero AISI 316L con fines biomédicos, minimizando la velocidad inicial del desgaste y la energía consumida; y maximizando la productividad, garantizando los valores de rugosidad superficial establecidas para este tipo de piezas según la norma ISO 7206-2 (v. figura 3).

Para obtener los valores experimentales de las variables independientes, se realizaron los ensayos experimentales. Estas variables se analizaron y filtraron. Se utilizó el Análisis por Regresión para la determinación de las ecuaciones matemáticas que relacionan las variables. Al igual que los casos anteriores, se generaron datos complementarios por el MEF para aumentar los datos a utilizar en los métodos de optimización.

La utilización de algoritmos genéticos permitió obtener un modelo matemático que permite la optimización del régimen de corte durante el torneado en seco y con el empleo del MQL, con herramientas cerámicas BIDEMICS JX1 del acero AISI 316L con fines biomédicos, permitiendo obtener los conjuntos y las fronteras de Pareto que permiten elegir la solución más adecuada según las condiciones concretas del taller donde sea aplicado, minimizando la velocidad inicial del desgaste y la energía consumida; y maximizando la productividad. Se garantizan los valores de rugosidad superficial establecidas para este tipo de piezas según la norma ISO 7206-2.

Conclusiones

En el presente trabajo se definieron nuevos criterios para el estudio de la maquinabilidad de aceros basados en métodos experimentales. Se obtuvieron modelos matemáticos de correlación numérica entre las variables fundamentales del mecanizado por alta velocidad de aceros por métodos experimentales y la obtención de modelos numéricos por análisis de elementos finitos que complementan los ensayos experimentales. Se implementaron herramientas de inteligencia artificial para la predicción de indicadores tecnológicos en el maquinado de alta velocidad de aceros, basados en las mediciones experimentales y los datos ofrecidos por las simulaciones por el método de los elementos finitos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Grzesik W. High Speed Machining. In: Davis J, editor. *Advanced Machining Processes of Metallic Materials Theory, Modelling and Applications*. Polonia: Elsevier; 2008. 213-25p.
2. Choudhury IA, El-Baradie MA. Machinability assessment of Inconel 718 by factorial design of experiment coupled with response surface methodology. *Journal of Manufacturing Processing Technology*. 1999;95(1-3):30-9.
3. Ebrahimi SM, Araee A, Hadad M. Investigation of the effects of constitutive law on numerical analysis of turning processes to

- predict the chip morphology, tool temperature, and cutting force. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2019;105:4245-64.
4. da-Silva LR, da-Silva OS, dos-Santos FV, Duarte FJ, Veloso GV. Wear mechanisms of cutting tools in high-speed turning of Ti6Al4V alloy. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2019;103:37-48.
 5. Zerti A, Yallese MA, Zerti O, Nouioua M, Khettabi R. Prediction of machining performance using RSM and ANN models in hard turning of martensitic stainless steel AISI 420. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*. 2019;233(13):1-24.
 6. Xu K, Li Y, Liu C, Liu X, Hao X, Gao J, et al. Advanced Data Collection and Analysis in Data-Driven Manufacturing Process. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*. 2020;33(43):2-21.
 7. Hernández LW, Pérez R, Zambrano-Robledo PC, Guerrero-Mata MP, Dumitrescu L. Estudio del desgaste del flanco de carburos recubiertos y cermet durante el torneado de alta velocidad en seco del acero AISI 1045. *Revista de Metalurgia*. 2011;47(3):262-72.
 8. Morales-Tamayo Y, Zamora-Hernández YK, Beltrán-Reyna RF, López-Cedeño KM, López-Bustamante RJ. Comparación entre redes neuronales artificiales y regresión múltiple para la predicción de la rugosidad superficial en el torneado en seco. *Ingenius Revista de Ciencia y Tecnología*. 2018(19):79-88.
 9. Pérez R, Hernández LW, Quesada AM, Pino J, Zayas EE. Finit Element Method modeling of temperatures fields on the cutting edge in the dry High-Speed turning of AISI 1045 steel. *Facta Universitatis Series: Mechanical Engineering*. 2020;18(2):215-7.
 10. Curra-Sosa DA, Pérez-Rodríguez R, del-Risco-Alfonso R. Predictive model for specific energy consumption in the turning of AISI 316L steel. In: Verlag S, editor. *Progress in Artificial Intelligence and Pattern Recognition*. 2018. 51-8p.
 11. Arrazola PJ, Özel T, Umbrello D, Davies M, Jawahir IS. Recent advances in modelling of metal machining processes. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*. 2013;62:695-718.
 12. Van-Luttervelt CA, T. C, Jawahir IS, Klocke F, Venuvinod PK. The state-of-the-art of modelling in machining processes. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*. 1998;47(2):587-626.
 13. La-Fé-Perdomo I, Quiza R, Rivas M, Ramtahalsing V. Hybrid Modelling and Optimization of the Oblique Cutting of AISI 1045 Steel. *International Journal of Manufacturing, Materials, and Mechanical Engineering*. 2018;8(4):22.
 14. Amran M, Salmah S, Sanusi M, Yuhazri M, Mohamad N, Azam MA, et al. Surface roughness optimization in drilling process using Response Surface Method. *Jurnal Teknologi (Sciences & Engineering)*. 2014;66(3):29-35.
 15. Bandapalli C, Singh KK, Sutaria BM, Bhatt DV. Experimental investigation of machinability parameters in high-speed micro-end milling of titanium (grade-2). *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016;85:2139-53.
 16. Shrivastava Y, Singh B. Assessment of stable cutting zone in CNC turning based on empirical mode decomposition and Genetic Algorithm approach. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*. 2017;232(20):3573-94.
 17. Ahmed YS, Youssef H, El-Hofy H, Ahmed M. Prediction and optimization of drilling parameters in drilling of AISI 304 and AISI 2205 steels with PVD monolayer and multilayer coated drills. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*. 2018;2(1):16.
 18. Alok A, Das M. Multi-objective optimization of cutting parameters during sustainable dry hard turning of AISI 52100 steel with newly developed HSN2-coated carbide insert. *Measurement*. 2019;133:288-302.
 19. Khan MA, Jamil M, Salonitis K, Sarfraz S, Zhao W, He N, et al. Multi-objective optimization of energy consumption and surface quality in nanofluid SQCL assisted face milling. *Energies*. 2019;12(4):1-22.
 20. Kumar S, Singh B. A new approach to explore tool chatter in turning operation on lathe. *Australian Journal of Mechanical Engineering*. 2019;17(2):1-20.
 21. Wang SM, Lee CY, Gunawan H, Yeh CC. An accuracy-efficiency-power consumption hybrid optimization method for CNC milling process. *Applied Sciences*. 2019;9(7):1-20.
 22. Abhishek K, Pandab BN, Dattac S, Mahapatra SS. Comparing predictability of genetic programming and ANFIS on drilling performance modeling for GFRP composites. *Procedia Materials Science*. 2014;6:544-50.
 23. Zhang G, Li J, Chen Y, Huang Y, Shao X, Li M. Prediction of surface roughness in end face milling based on Gaussian Process Regression and cause analysis considering tool vibration. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2014;75:1357-70.
 24. Park J, Law KH, Bhinge R, Biswas N, Srinivasan A, Dornfeld DA, et al., editors. *A generalized data-driven energy prediction model with uncertainty for a milling machine tool using Gaussian Process*. *International Manufacturing Science and Engineering Conference MSEC2015*; 2015; Charlotte, North Carolina, USA: ASME.
 25. Dambatta YS, Sayuti M, Sarhan AAD, Shukor HBA, Derahman NAB, Manladan SM. Prediction of specific grinding forces and surface roughness in machining of AL6061-T6 alloy using ANFIS technique. *Industrial Lubrication and Tribology*. 2019;71(2):309-17.
 26. Kant G, Sangwan KS. Predictive modeling for power consumption in machining using Artificial Intelligence techniques. *Procedia CIRP*. 2015;26:403-7.
 27. Kulisz M, Zagórski I, Semeniuk A. Artificial Neural Network modelling of cutting force components during AZ91HP alloy milling. *Applied Computer Science*. 2016;12(4):49-58.
 28. Arnold F, Hänel A, Nestler A, Brosius A. New approaches for the determination of specific values for process models in machining using Artificial Neural Networks. *Procedia Manufacturing*. 2017;11:1463-70.
 29. Kumar S, Singh B. Use of Artificial Neural Network and Multi-Objective Genetic Algorithm approach to predict and ascertain stable cutting zone in conventional turning process. *Noise & Vibration Worldwide*. 2018;49(5):191-214.
 30. Nouioua M, Yallese MA, Khettabi R, Belhadi S, Bouhalais ML, Girardin F. Investigation of the performance of the MQL, dry, and wet turning by Response Surface Methodology and Artificial Neural Network. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2017.
 31. Bajić D, Celent L, Jozić S. Modeling of the influence of cutting parameters on the surface roughness, tool wear and the cutting force in face milling in off-line process control. *Journal of Mechanical Engineering*. 2012;58(11):673-82.

32. Çiçek A, Kivak T, Samtas G, Çay Y. Modelling of thrust forces in drilling of AISI 316 stainless steel using Artificial Neural Network and Multiple Regression Analysis. *Journal of Mechanical Engineering*. 2012;58:492-8.
33. Kara F, Aslantas K, Çiçek A. ANN and Multiple Regression method-based modelling of cutting forces in orthogonal machining of AISI 316L stainless steel. *Neural Computing and Applications*. 2015;26:237-50.
34. Tebassi H, Yaltese MA, Meddour I, Girardin F, Mabrouki T. On the modeling of surface roughness and cutting force when turning of Inconel 718 using Artificial Neural Network and Response Surface Methodology: Accuracy and benefit. *Periodica Polytechnica Mechanical Engineering*. 2017;61(1):1-11.
35. Kilickap E, Yardimeden A, Çelik YH. Mathematical modelling and optimization of cutting force, tool wear and surface roughness by using Artificial Neural Network and Response Surface Methodology in milling of Ti-6242S. *Applied Sciences*. 2017;7(10):1064.
36. Morales Y, Zamora Y, Vásquez P, Porras M, Bárcaga J, López R. Comparación entre Redes Neuronales Artificiales y Regresión Múltiple para la predicción de la rugosidad superficial en el torneado en seco. *Ingenius*. 2018;19:79-88.
37. Yanis M, Mohruni AS, Sharif S, Yani I, Suzen Z, Ahmad ZA, editors. Cutting force prediction when green machining of thinwalled Ti-6Al-4V under dry and MQL-cutting using Response Surface Methodology and Artificial Neural Networks algorithm. 5th International Conference on Green Design and Manufacture; 2019; Jawa Barat, Indonesia.
38. Tanikić D, Marinković V, Manić M, Devedžić G, Randelović S. Application of Response Surface Methodology and Fuzzy Logic based system for determining metal cutting temperature. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Sciences*. 2016;54(2):435-45.
- Curación de datos: Luis Wilfredo Hernández González, Yoandris Morales Tamayo, Ricardo del Risco Alfonso
 - Análisis formal: Héctor Siller Carrillo, Roberto Pérez Rodríguez, Patricia del Carmen Zambrano Robledo
 - Investigación: Roberto Pérez Rodríguez, Luis Wilfredo Hernández-González, Ricardo del Risco Alfonso, Yoandris Morales Tamayo, Dagnier Antonio Curra-Sosa
 - Metodología: Arturo Molina-Gutiérrez, Patricia del Carmen Zambrano Robledo, Héctor Siller Carrillo
 - Recursos: Arturo Molina Gutiérrez, Patricia del Carmen Zambrano Robledo, Héctor Siller Carrillo
 - Software: Dagnier Antonio Curra-Sosa, Yoandris Morales Tamayo, Luis Wilfredo Hernández González, Ricardo del Risco Alfonso
 - Validación: Dagnier Antonio Curra Sosa, Yoandris Morales Tamayo, Luis Wilfredo Hernández González, Ricardo del Risco-Alfonso
 - Redacción-borrador original: Roberto Pérez-Rodríguez, Luis Wilfredo Hernández González, Ricardo del Risco Alfonso, Yoandris Morales Tamayo, Dagnier Antonio Curra Sosa
 - Redacción-revisión y edición: Roberto Pérez Rodríguez, Luis Wilfredo Hernández González, Ricardo del Risco Alfonso, Yoandris Morales Tamayo, Dagnier Antonio Curra Sosa

Recibido: 20/05/2021
Aprobado: 18/08/2021

Conflicto de intereses. No existen conflictos que declarar.

Contribución de autoría

- Conceptualización: Roberto Pérez Rodríguez, Dagnier Antonio Curra Sosa, Arturo Molina Gutiérrez, Patricia del Carmen Zambrano Robledo

Financiación

PRONABES (México); Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica de la Universidad Autónoma de Nuevo León (México); Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (México); además del salario devengado por los autores.

Cómo citar este artículo

Pérez-Rodríguez R, Hernández González LW, del Risco Alfonso R, Molina Gutiérrez A *et al*. Determinación de indicadores tecnológicos y parámetros de corte en el mecanizado de alta velocidad en aceros por métodos experimentales, de simulación numérica y de inteligencia artificial. *Anales de la Academia de Ciencias de Cuba [internet]* 2021[citado en día, mes y año];11(3): e1030. Disponible en: <http://www.revistaccuba.cu/index.php/revacc/article/view/1030>

