

MODELADO POR MEDIO DE INTELIGENCIA COMPUTACIONAL DEL SOBRE CORTE EN UN SISTEMA DE MANUFACTURA

García-Mejía Juan Fernando¹, Salas-Hernández Silvia², Granda- Gutiérrez Everardo Efrén¹, Flores Fuentes Allan Antonio¹ García-Mejía José Antonio¹, Chiñas Sánchez Pamela³

¹Universidad Autónoma del Estado de México
Centro Universitario UAEM Atlacomulco
Carretera Toluca-Atlacomulco, km 60 Atlacomulco México

²Tecnológico Nacional de México
Instituto Tecnológico de Saltillo
Blvd. Venustiano Carranza, Priv. Tecnológico 2400, 25280 Saltillo, Coah.

³Tecnológico Nacional de México
Tecnológico de Estudios Superiores de Tianguistenco
Carretera Tenango, Santiago - La Marquesa 22, 52650 Santiago Tilapa, Méx.

fgarciam@uaemex.mx

Área: Computación

RESUMEN.

Una forma de realizar representaciones abstractas de realidades complejas es por medio de la lógica difusa, en específico, el Algoritmo Mamdani. Con esto en mente, en esta propuesta se presenta el modelado del sobre corte de un proceso de manufactura conocido como Electrochemical Discharge Machining. Esto a partir de funciones de membresía gaussianas sintonizadas por medio de algoritmos genéticos con codificación real, con respecto a las reglas difusas estas son diseñadas por medio de un sistema de inferencia neurodifuso, como resultado de este proceso se obtiene un modelo que presenta un Error Porcentual Absoluto Medio menor a un modelo difuso con conjuntos triangulares y trapezoidales sintonizado de forma empírica

Keywords: Maquinado por descarga Electroquímica, Algoritmo Genético, Lógica Difusa

ABSTRACT

One way to make abstract representations of complex realities is through fuzzy logic, specifically, the Mamdani Algorithm. With this in mind, this proposal presents the overcut modeling of a manufacturing process known as Electrochemical Discharge Machining. This, from Gaussian membership functions tuned by means of genetic algorithms with real coding, with respect to the fuzzy rules these are designed by means of a neurofuzzy inference system, as a result of this process, a model is obtained that presents a Mean Absolute Percentage Error minor than a fuzzy model with triangular and trapezoidal sets empirically tuned.

Keywords: Electrochemical Discharge Machining, Genetic Algorithm, Fuzzy Logic

1. INTRODUCCIÓN

La construcción de piezas tales como tornillos, tuercas, broques, rondanas por mencionar algunos productos es

conocido como manufactura (del latín *manus* — mano — y *factus* — hacer — , es decir hacer con la mano), este termino se definió por primera vez en 1567 y engloba, en terminos generales, a dos formas de realizar las piezas antes mencionados: los maquinados convencionales y los no convencionales [1] [2]

En los procesos de maquinado convencional existen un contacto entre la pieza y la herramienta de trabajo como por ejemplo el fresado, torneado y rectificado. Mientras que en el maquinado no convencional no existe el contacto entre los elementos de la manufactura, algunos ejemplos de esto son el maquinado con rayo láser, chorro de agua, chorro abrasivo, maquinado electroquímico y el maquinado por descarga electroquímica [2] [3]

El Maquinado por Descarga Electroquímica (Electrochemical Discharge Machining ECDM, por sus siglas en inglés), es un proceso de eliminación de material basado en una solución electrolítica y descargas eléctricas que tiene el potencial de utilizarse como una técnica de micromaquinado. Este proceso involucra varios parámetros que incluyen herramienta, material tamaño y forma del electrodo, característica de humectabilidad de la herramienta-electrodo, velocidad de alimentación, material de la pieza de trabajo, voltaje aplicado, corriente, electrolito, espacio entre herramienta-electrodo y pieza de trabajo, distancia entre el cátodo y ánodo, material del ánodo por menciona algunos es particularmente útil para maquilar materiales eléctricamente no conductores. En la Fig.1 se muestra un diagrama esquemático de un proceso ECDM básico, cuyo desempeño se puede definir por el Diámetro de Sobre Corte

(DOC), es determinado por medio de la magnitud, frecuencia y corriente de la fuente de voltaje (Voltage source) involucrada en el proceso[4]

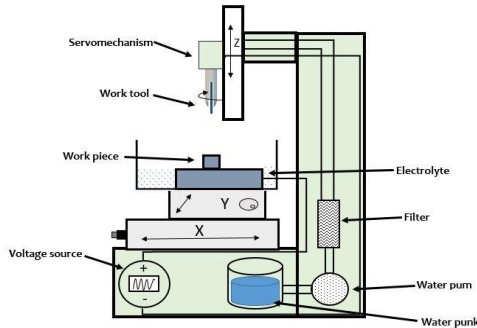


Fig. 1. Modelo de clases con base en la notación de la teoría de conjuntos

La configuración de parámetros de entrada tales como la magnitud, frecuencia y corriente de la fuente de voltaje (Voltage source) de los procesos ECDM suele realizarse por medio de la experiencia del operador, lo cual implica en la elección de valores que impacta en resultados no deseados en el sobrecorte el cual puede medirse en función del diámetro de la perforación realizada en un proceso de manufactura. DOC. Esto puede solucionarse por medio de simuladores computarizados basados en modelos de caja negra, los cuales pueden ser realizados desde un enfoque computacional dado que en "Fuzzy systems as universal approximators" Bart Kosko demostró que los controladores difusos del tipo mamdani pueden aproximar funciones $f(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}$ [5].

A partir de lo expuesto por Kosko, se plantea como objeto de estudio del proceso investigativo documentado en esta propuesta, el modelado del Diámetro de Sobre Corte por medio de lógica difusa, usando funciones de membresía gaussianas ajustadas por medio de un algoritmo genético con codificación real, con reglas obtenidas por medio de un esquema neuronal.

Una revisión al estado del arte muestra en terminos generales 4 grupos de propuestas:

- a) Construcción de modelos de procesos de manufactura no convencional a partir de lógica difusa [6] [7] [8] : Estos trabajos se caracterizan por emplear el algoritmo de mamdani, con defuzzificadores los métodos de centroides, centro de área bisectriz y promedio de máximos.
- b) Sintonización de sistemas difusos por medio de algoritmos genéticos [9] [10] [11]: En esta serie de propuestas, basadas en el algoritmo de mamdani, se optimizan las reglas de inferencia y las funciones de membresía con algoritmos evolutivos

- c) Sintonización de sistemas difusos por medio de redes neuronales [4]: En estos trabajos se ajustan y eliminan reglas difusas que se pueden considerar redundantes
- d) Construcción de modelos de procesos de manufactura no convencional a partir de lógica difusa, algoritmos genéticos y sistemas de inferencia neurodifusos [12]: En este trabajo se usa el algoritmo de Mamdani con funciones de membresía gaussianas ajustadas por medio de algoritmos genéticos codificados con numeros reales y reglas de inferencia diseñadas por medio de un algoritmo neurodifuso denominado HyFIS

El estado del arte muestra que los modelos difusos de la Tasa de Remoción de Material MRR tienen un Error Porcentual Absoluto Medio de 10.74 % cuando sus funciones de membresía del tipo triangular son ajustadas de forma empírica, por otra parte cuando se usan funciones de membresía gaussianas y reglas de inferencia ajustadas por medio de lógica difusa y redes neuronales respectivamente se logra un MAPE de 8.05% con un número menor de reglas

2. SUSTENTO TEÓRICO

Una de las aplicaciones de la Lógica Difusa descrita en 1965 por Lofti Zadeh, es la implementación de Fuzzy Inference System (FIS), el cual permite realizar la correspondencia de una determinada entrada a una ecuación de salida, con la finalidad de tomar o discernir decisiones, diseñar sistemas de control o aproximar funciones matemáticas [10].

El Fuzzificador en un FIS se implementa a partir de conjuntos difusos, definidos como $A = \{x, \mu_A(x)\} \forall x \in X$. Donde X es denominado universo de discurso, $\mu_A(x)$ es la función de pertenencia de x en A sobre $[0,1]$. La base de reglas de un FIS son expresiones lingüísticas que reflejan el conocimiento del problema, escritas a partir de conocimiento experto y datos históricos del dominio del problema, son interpretadas por un proceso de inferencia o máquina de inferencia

Por otra parte, un algoritmo neuro-difuso, es una combinación de redes neuronales con algoritmos difusos, la topología mas conocida es denominada Hybrid Neural Fuzzy Inference System, HYFIS, propuesto por Kim y Kasobov, permite reducir el número de los conjuntos difusos y las reglas difusas de un FIS con inferencia Mamdani, este modelo se compone de una estructura de aprendizaje y un modelo neurodifuso como se muestra en la Fig 3.

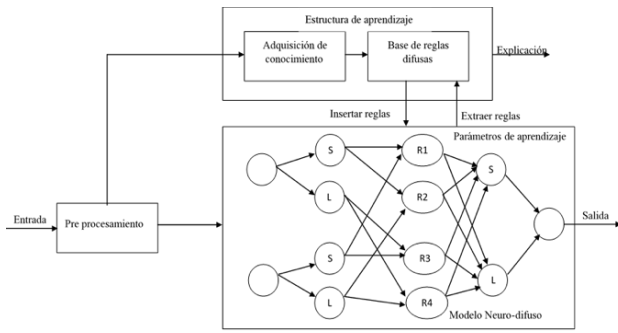


Fig. 3. Estructura general del método HYFIS.

Es importante recalcar que el modelo neuro difuso es compuesto por una Red neuronal del tipo perceptrón de 5 capas mostrado en la fig 4 en la primera se recibe los datos de entrada, la segunda los antecedentes para pasar a las reglas en la tercera capa, el consecuente estará en la cuarta capa y la salida será en la quinta capa. El método de ajuste de parámetros del modelo es el gradiente descendiente.

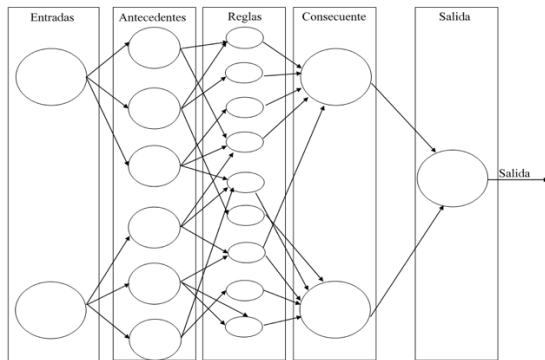


Fig. 4 Topología de la red Neuro-Difusa para el método HYFIS

Un algoritmo usado en la optimización numérica es el Algoritmo Genético (Genetic Algorithm, GA, por sus siglas en inglés), fue desarrollado por John Holland en la Universidad de Michigan, basado en los principios de Charles Darwin y Gregory Mendel presentes en la naturaleza [11].

La Fig.5 muestra el diagrama de flujo de un Genetic Algorithm, para la solución de un problema de optimización mono objetivo Cabe destacar que la selección puede realizarse por los operadores elitista, torneo y ruleta, este último es el que garantiza el carácter estocástico de un algoritmo genético, los operadores de cruce permiten realizar la recombinación es el BLX- α , que se define como $C^H = rand[(h_{min} - I * \alpha), (h_{max} + I * \alpha)]$. Donde C^H es el cromosoma descendiente, $h_{min} = \min(C_i^1, C_i^2)$, $h_{max} = \max(C_i^1, C_i^2)$, $I = h_{max} - h_{min}$, $\alpha = rand[0,1]$ con distribución uniforme [11]

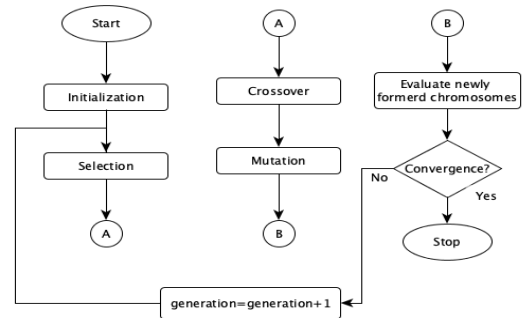


Fig. 5 Algoritmo Genético Canónico

Los algoritmos evolutivos, la lógica difusa y las redes neuronales fueron englobados en un concepto denominado *Soft computing* el cual fue propuesto por Lofthi Zadeh. Ahora bien, cuando existe una interacción entre estas técnicas es denominada Inteligencia computacional y se considera como un estado superior a la inteligencia artificial

3. METODOLOGÍA

Para la elaboración del modelo del proceso ECDM se propone el esquema metodológico que se muestra en la Fig 6

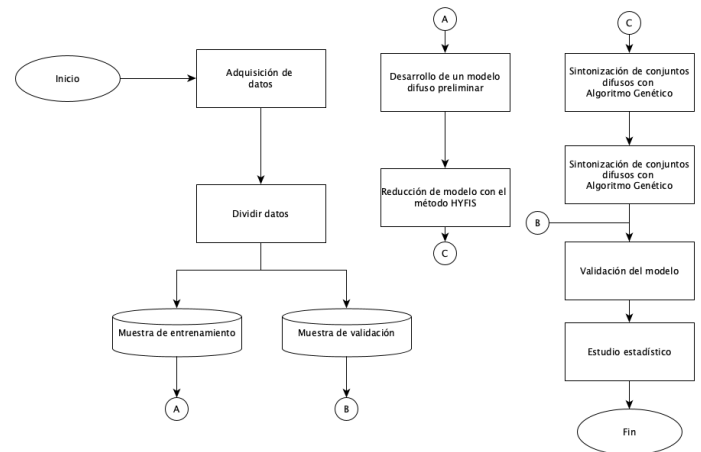


Fig. 5 Esquema Metodológico

Los datos de las muestras de validación y entrenamiento, que indica el esquema metodológico propuesto son obtenidos de [7] y se muestran en las tablas 1y 2 respectivamente. En cuanto al modelo difuso este es compuesto por reglas y conjuntos difusos obtenidos por medio del algoritmo HYFIS, con la topología de 5 capas mostrada en la Fig 2.

Tabla 1 Conjunto de entrenamiento

	Voltaje	Corriente	Frecuencia	DOC
Dato	Vs(V)	Ip(A)	(kHz)	(mm)
1	70	25	40	1.2966
2	60	20	10	1.59
3	50	25	15	2.2908
4	50	22	30	2.31
5	60	10	25	2.4966
6	50	15	40	2.6832
7	50	20	25	2.3632
8	60	25	10	1.43
9	70	10	25	2.0966

Tabla 2 Conjunto de validación

	Voltaje	Corriente	Frecuencia	DOC
Dato	Vs(V)	Ip(A)	(kHz)	(mm)
1	70	10	40	2.2433
2	70	20	40	1.3634
3	70	20	10	1.33
4	50	20	10	2.3617
5	50	20	40	2.27
6	70	10	10	1.8984
7	60	15	25	1.79
8	50	10	10	3.8433
9	50	10	40	3.4157
10	50	15	25	3.03
11	70	15	25	1.51
12	50	17	17	3.29
13	70	13	10	2.25
14	70	15	5	2.15

Para la sintonización de los conjuntos difusos obtenidos de algoritmo HYFIS, es realizada con algoritmos genéticos, con una población de 60 cromosomas codificados con números reales con una probabilidad de cruce de 80% y una mutación de 5%, con el operador BLX- α con $\alpha = rand[0,1]$. La función objetivo que se propone optimizar en este proceso investigativo es $f_{obj} = \frac{1}{MAPE} = \frac{1}{\sum_{n=1}^N \frac{|val_{real} - val_{predicho}|}{|val_{real}|}}$, donde el MAPE se define

como el Error Porcentual Absoluto Medio (Mean Absolute Percentage Error, MAPE, por sus siglas en inglés).

Como se especificó el cromosoma es codificado por medio de números reales, los cuales son representativos de los valores de las funciones de membresía de los conjuntos difusos correspondientes a las variables de entrada (Voltaje, Corriente y Frecuencia) y de salida (el DOC, expresado en milímetros). La codificación del cromosoma se puede observar en la tabla 3, la cual muestra las variables lingüísticas de los conjuntos antes mencionados.

Tabla 3 Codificación del cromosoma

Variable de Entrada	Conjuntos Difusos	Función de membresía
V (voltaje)	s pequeño	$\mu_{gausina}(V: c1, c2)$
	m mediano	$\mu_{gausina}(V: c3, c4)$
	l grande	$\mu_{gausina}(V: c5, c6)$
F (Frecuencia)	vs muy pequeño	$\mu_{gausina}(F: c7, c8)$
	s pequeño	$\mu_{gausina}(F: c9, c10)$
	l grande	$\mu_{gausina}(F: c11, c12)$
I (Corriente)	vl muy grande	$\mu_{gausina}(F: c13, c14)$
	vs muy pequeño	$\mu_{gausina}(I: c15, c16)$
	s pequeño	$\mu_{gausina}(I: c17, c18)$
DOC (Diámetro de Sobrecorte)	m mediano	$\mu_{gausina}(I: c19, c20)$
	vl muy grande	$\mu_{gausina}(I: c21, c22)$
	vs muy pequeño	$\mu_{gausina}(DOC: c23, c24)$
	s pequeño	$\mu_{gausina}(DOC: c25, c26)$
	m mediano	$\mu_{gausina}(DOC: c27, c28)$
	l grande	$\mu_{gausina}(DOC: c29, c30)$

4. RESULTADOS

En esta sección se describen los resultados obtenidos del esquema metodológico propuesto para el modelo difuso del DOC en primer lugar se muestra la convergencia, es decir el número de iteraciones necesarias para converger a una solución, la cual se muestra en la figura 6

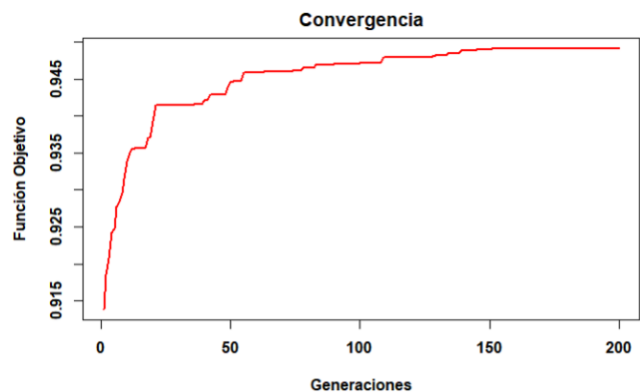


Fig. 6 Topología de la red Neuro-Difusa para el método HYFIS

comparando los resultados del modelo del DOC de un ECDM por medio de ajuste realizado empíricamente documentado en [11], con respecto a la propuesta desarrollada, se obtiene la tabla 4.

La figura 7 muestra los conjuntos normalizados para esta propuesta, en primer término, se muestra el conjunto difuso para las variables voltaje (a), frecuencia de la fuente de alimentación (b), corriente (c) y por último el diámetro de sobre corte (d) con si respectivas variables lingüísticas de cada una de las variables del modelo.

Como se puede observar con respecto del modelo con conjuntos ajustados empíricamente cuyos resultados son mostrados en la tabla 4. El uso de conjuntos ajustados por sistema neuro difuso y algoritmos genéticos implican menos reglas, así como una reducción de 2.92 puntos porcentuales sobre el MAPE

Tabla 4 Resultados obtenidos

	Modelo con conjuntos ajustados empíricamente	Modelo con conjuntos ajustados por sistema neuro difuso y algoritmos genéticos
MAPE	11.07 %	8.15%
Número de reglas	27	14
Número de conjuntos difusos	14	15
Tipos de conjuntos	Triangulares y trapezoidales	Gaussianos

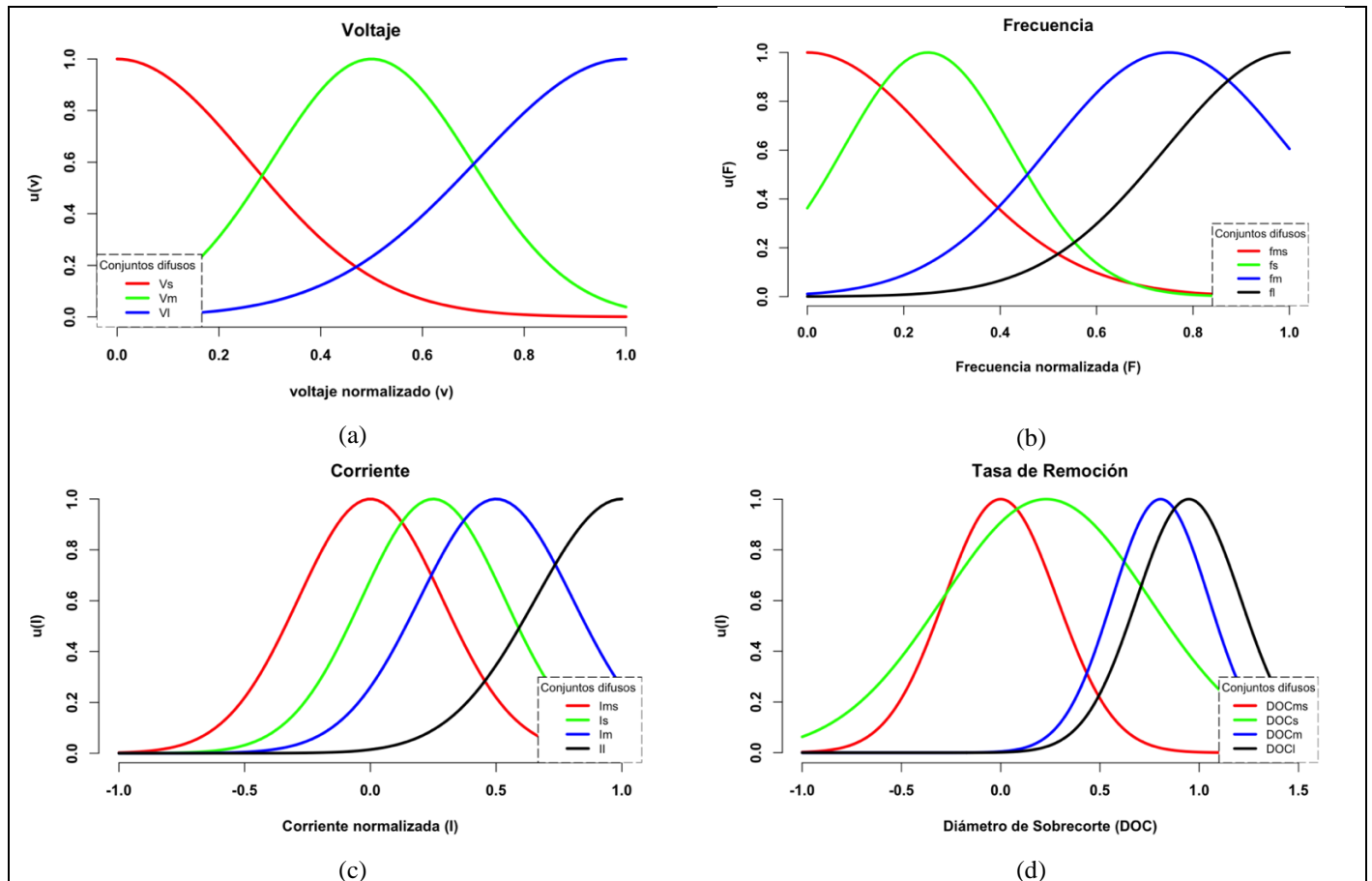


Fig. 7 Conjuntos difusos obtenidos por la aplicación del algoritmo genético

5. CONCLUSIONES

Es posible afirmar que un modelo con menor número de reglas en el motor de inferencia difusa permite reducir los tiempos de simulación, se muestra que el enfoque desarrollado por Kosko es aplicable a la construcción de modelos de proceso de manufactura. Los resultados obtenidos permiten formular las siguientes preguntas, las cuales pueden constituirse como orientaciones para nuevos procesos investigativos

- ¿Cuál es el efecto de otras heurísticas sobre el MAPE?
- ¿Cómo se reduce las iteraciones si se usa heurísticas de tamaño reducido?

6. REFERENCIAS

- [1] Groover, M., 2007. Fundamentos de manufactura moderna y materiales. Tercera ed. Guadalajara: MCGRAW-HILL.
- [2] Kalpakjian, S. & Schmid, S., 2002. Manufactura ingeniería y tecnología. Cuarta ed. México: Prentice Hall.
- [3] Barbosa, A., Mar, C. & Molar, J., 2019. Manufactura: Conceptos y aplicaciones. Primera ed. -- -: Patria.
- [4] Leyva-Bravo, J., Chiñas-Sanchez, P., Hernandez-Rodriguez, A. et al. Electrochemical discharge machining modeling through different soft computing approaches. *Int J Adv Manuf Technol* 106, 3587–3596 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00170-019-04766-z>
- [5] Kosko, B. (1992). Fuzzy systems as universal approximators. [1992 Proceedings] *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Published. <https://doi.org/10.1109/fuzzy.1992.258720>
- [6] Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04697-1_5 Koch, N., Knapp, A., Zhang, G., Baumeister, H.: UML-based Web Engineering: An approach based on Standards. In: Rossi, G., Pastor, O., Schwabe, D., Olsina, L. (Eds.): *Web Engineering: Modelling and Implementing Web Applications*, Springer, pp. 157–191 (2008)
- [7] Tianyu GENG, Zhengyang XU. Electrochemical discharge machining for fabricating holes in conductive materials: A review[J]. *Journal of Advanced Manufacturing Science and Technology* , 2021, 1(3): 2021006. doi: 10.51393/j.jamst.2021006
- [8] Chakraborty, S., Das, P. P., & Kumar, V. (2018). Application of grey-fuzzy logic technique for parametric optimization of non-traditional machining processes. *Grey Systems: Theory and Application*, 8(1), 46–68. <https://doi.org/10.1108/gt-08-2017-0028>
- [9] SKRABALAK, G. (2004). Building of rules base for fuzzy-logic control of the ECDM process. *Journal of Materials Processing Technology*. Published. [https://doi.org/10.1016/s0924-0136\(04\)00206-7](https://doi.org/10.1016/s0924-0136(04)00206-7)
- [10] LEYVA BRAVO, J. (2018, noviembre). Modelado del proceso de maquinado ECDM mediante lógica difusa. COMINSA.
- [11] Kim, J., & Kasabov, N. (1999). HyFIS: adaptive neuro-fuzzy inference systems and their application to nonlinear dynamical systems. *Neural Networks*, 12(9), 1301–1319. [https://doi.org/10.1016/s0893-6080\(99\)00067-2](https://doi.org/10.1016/s0893-6080(99)00067-2)
- [12] García-Mejía, J. F., Antonio Gonzalez, L., Torres-Reyes, C. E., Pérez Martínez, J. A., & Garcia-Mejía, J. A. (2019). Un algoritmo genético con fertilización in-vitro aplicado a la sintonización de un regulador difuso. *Research in Computing Science*, 148(8), 463–476. <https://doi.org/10.13053/rcs-148-8-35>
- [13] Alaoui, E. M. (2021). *Fuzzy TOPSIS: Logic, Approaches, and Case Studies*. CRC Press.
- [14] García-Mejía, J. F., Flores-Fuentes, A. A., Ambriz-Polo, J. C., González-Escobar, L. A., Torres-Reyes, C. E., & Granda Gutiérrez, E. E. (2017). Sintonización de controladores PID por medio de un algoritmo genético con fertilización in vitro aplicado a un convertidor multicelular. *Research in Computing Science*, 135(1), 129–143. <https://doi.org/10.13053/rcs-135-1-9>