



# Evaluación de los efectos de la corrosión del acero en ambientes mineros aplicando técnicas de IA

Maria Luisa de la Torre<sup>1</sup>, Javier Aroba<sup>2</sup>, Jose Miguel Davila<sup>1</sup>, Aguasanta M. Sarmiento<sup>1</sup>, Cristian Rodriguez<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Minera, Mecánica, Energética y de la construcción. Universidad de Huelva. [mltorre@uhu.es](mailto:mltorre@uhu.es), [jmdavila@uhu.es](mailto:jmdavila@uhu.es), [amsarmiento@uhu.es](mailto:amsarmiento@uhu.es), [cristian.rodriguez@uhu.es](mailto:cristian.rodriguez@uhu.es)

<sup>2</sup> Departamento de Tecnologías de la Información. Universidad de Huelva. [aroba@uhu.es](mailto:aroba@uhu.es)

---

*Uno de los principales problemas que sufren las instalaciones mineras de sulfuros son las pérdidas económicas debidas a la corrosión del acero, que se ve acelerada y agravada por el contacto con las aguas ácidas que se generan en estas minas cuando los sulfuros entran en contacto con el oxígeno y el agua. Esta generación de aguas ácidas, a su vez, se ve acelerada por la presencia de bacterias acidófilas. Para conocer con más detalle este proceso de corrosión y la interacción entre el acero y el agua ácida, se llevó a cabo un experimento de laboratorio en el que se introdujeron placas de acero al carbono en dos soluciones diferentes durante 26 días: una solución ácida de mina con alto contenido en  $Fe^{2+}/Fe^{3+}$  (PO) y otra solución ácida de agua de otra mina con alto contenido en  $Fe^{3+}/Fe^{2+}$  (PH). Cada 24 horas se midieron los parámetros fisicoquímicos y se tomaron muestras de agua para realizar un análisis de los elementos disueltos. Los resultados de estas mediciones se procesaron mediante un modelo de IA basado en la lógica difusa. Se pudo observar que, en ambos casos, se produjo un aumento del pH, así como de las concentraciones de Fe y, en particular, de  $Fe^{2+}$ , como consecuencia de la oxidación de las placas de acero. Proporcionalmente, el aumento de la concentración de Fe fue mayor en PO que en PH porque en este último se produjeron precipitados de Fe. El aumento de  $Fe^{2+}$  fue proporcionalmente mucho mayor en PH y especialmente en las primeras horas de exposición, porque se partía de una menor concentración inicial de este ion. Por otro lado, las concentraciones de Cu disminuyeron a lo largo del experimento, como resultado de un proceso electroquímico que genera una precipitación de Cu junto con hidróxidos de Fe. Esta disminución es menor en PH debido a que la elevada acidez total lo mantiene en disolución durante más tiempo. Con la aplicación de una herramienta de inteligencia artificial ha sido posible evaluar los efectos de la corrosión del acero en ambientes mineros, corroborando y ampliando lo obtenido previamente mediante estadística clásica.*

---

## 1. Introducción.

### 1.1. Drenaje ácido de mina y corrosión del acero

La minería de sulfuros polimetálicos, y más concretamente la de sulfuros de Fe, genera un lixiviado ácido (Drenaje Ácido de Mina) con una elevada concentración de sulfatos y metales disueltos que representa un problema a escala mundial [1], no solo por la contaminación que produce, y que afecta directamente al medio hídrico, sino por la cantidad de problemas indirectos que genera. Uno de los problemas indirectos del AMD es la aceleración del proceso de corrosión del acero [2], que es uno de los materiales más empleados en este tipo de industria en todas sus fases de explotación, por lo que es necesario conocer los procesos de corrosión que pueden proporcionar importantes recomendaciones anticorrosión.

El proceso de generación del Drenaje Ácido de Mina se origina cuando los sulfuros metálicos se exponen al oxígeno atmosférico y al agua. En ese momento se producen una serie de reacciones que generan sulfatos, precipitados de hierro e hidrogeniones, y consecuente bajada del pH del agua. Esta reacción global tiene varias reacciones intermedias en las que se produce la oxidación del  $Fe^{2+}$ , siendo la velocidad de esta reacción muy lenta, pero en medios naturales se puede incrementar desde 104 a 106 veces por bacterias (FeOBs) [3] [4] tales como la *Thiobacillus ferrooxidans*, *Leptospirillum ferrooxidans*, etc., que actúan como catalizadores de la oxidación del ion ferroso [5]. Por este motivo los drenajes ácidos de mina tienen un elevado carácter oxidante, con potenciales redox que pueden ser superiores a 700 mV [6].

### 1.2. Modelo de IA basado en lógica borrosa

Actualmente, la Inteligencia Artificial ofrece técnicas combinadas con la lógica borrosa, que, en situaciones con cierto grado de incertidumbre, supera los resultados obtenidos mediante métodos estadísticos clásicos [7]. Por tanto, los modelos que utilizan lógica borrosa pueden manejar datos inciertos mediante conjuntos difusos, lo que permite modelar procesos no lineales complejos y obtener información de los datos a través de varios algoritmos de aprendizaje automático [8].

### 1.3. Objetivo

Este artículo presenta un enfoque innovador basado en técnicas de Inteligencia Artificial (IA) con el fin de evaluar los efectos de la corrosión del acero al carbono en los drenajes ácidos, así como contrastar y validar los resultados obtenidos mediante estadística clásica.

## 2. Materiales y Métodos

### 2.1. Experiencia en laboratorio.

Se llevó a cabo un experimento en laboratorio en el que se colocaron dos contenedores de plástico en los que se introdujo, en cada uno de ellos, una placa de acero al carbono S-235JR (EN 10025) (densidad: 7,85 g/cm<sup>3</sup>) inmersos en dos soluciones diferentes, durante 26 días: una con un lixiviado ácido procedente de mina Poderosa, con un alto contenido en  $Fe^{2+}/Fe^{3+}$  (en adelante PO) y otra con otro lixiviado ácido procedente de mina Peña del Hierro con un alto contenido en  $Fe^{3+}/Fe^{2+}$  (en adelante PH). Todas las placas se colocaron verticalmente dentro de su contenedor, de forma que toda la superficie estuviera inmersa en la solución en todo momento.

Cada 24 horas se midieron los parámetros fisicoquímicos de cada solución (temperatura, pH, conductancia específica, potencial redox y oxígeno disuelto). Temperatura, pH y conductancia específica se midieron con un multiparamétrico portátil (CrisonMM40). El oxígeno disuelto se midió utilizando un medidor Hanna y el potencial redox se determinó con un medidor Hanna con electrodos de Pt and Ag/AgCl (Crison). El medidor de pH se calibró utilizando soluciones estándar Hanna (pH 4.01 and pH 7.01) y el potencial redox con soluciones Hanna específicas estándar (240 mV y 470 mV).

También cada 24 horas, se tomó una muestra de 10 mililitros de cada solución para llevar a cabo una analítica de los elementos que se encontraban disueltos. Las muestras de agua se filtraron, en el momento de ser tomadas, a través de filtros Millipore de 0,22  $\mu$ m montados en portafiltras de policarbonato Sartorius, se acidificaron a pH < 2 con HNO<sub>3</sub> suprapur (2%) y se almacenaron en la oscuridad a 4 °C en botellas de polietileno hasta su análisis. Las muestras para la determinación de  $Fe^{2+}$  se filtraron a través de 0,22  $\mu$ m, y el  $Fe^{2+}$  se complejó añadiendo una solución de cloruro de 1,10-fenantrolina al 0,5% (p/p) después de tamponarla a pH 4,5 con un tampón acetato de amonio/acético [9].

En cada muestra recogida diariamente, se analizó la concentración de elementos mediante un espectrómetro de masa con plasma de acoplamiento inductivo Agilent Technologies 7700 Series (ICP-MS) y un espectrómetro de emisión atómica Iris Intrepid Model (ICP-AES). Los límites de detección se calcularon utilizando medias y desviaciones estándar de diez blancos, y resultaron: 100  $\mu$ g/L para Al, Ca, Fe, Mn, Mg, Na, K, Si; 50  $\mu$ g/L para Zn; 5  $\mu$ g/L para Cu; 2  $\mu$ g/L para As y 1  $\mu$ g/L para los elementos traza. Las especies de hierro se determinaron utilizando colorimetría a 510 nm con un espectrofotómetro Shimadzu UVmini-1240. Los límites de detección

fueron de 0,3 mg/L y la precisión superior al 5%. Los análisis de especiación de las muestras fueron llevadas a cabo con la asistencia del modelo de especiación química de equilibrio/transferencia de masa PHREEQC [10] utilizando la base de datos termodinámica WATEQ4F [11].

Por último, en cada muestra, se calculó la acidez neta [12] con la fórmula que da la acidez en mg/L de CaCO<sub>3</sub>, donde las concentraciones de metales están en mg/L:

$$\text{Acidez calculada} = 50((2\text{Fe}^{2+}/56) + (3\text{Fe}^{3+}/56) + 3(\text{Al}/27) + (2\text{Mn}/55) + 1000(10-\text{pH}))$$

## 2.2 Inteligencia Artificial Explicable: Enfoque de Lógica Difusa

Entender cómo funciona una técnica de IA nos permite interpretar el conocimiento que los algoritmos han adquirido a través de modelos de aprendizaje automático y aplicarlo en nuestro propio contexto. Este campo, actualmente conocido como Inteligencia Artificial Explicable [13], incluye técnicas como la lógica borrosa, que tradicionalmente ha tenido éxito en la resolución de problemas prácticos mediante el uso de términos lingüísticos.

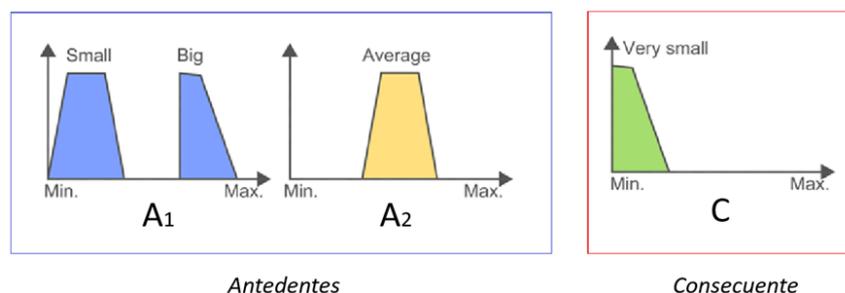
### 2.2.1 Fuzzy Clustering

En este estudio se utiliza un modelo de reglas borrosas obtenido mediante algoritmos de agrupamiento difuso. El objetivo principal de los algoritmos de agrupamiento [14], es organizar una colección de datos en clústeres, dentro de los cuales, los puntos de datos están más estrechamente relacionados entre sí (según una métrica dada) que con los puntos de otros clústeres. Los métodos de agrupamiento difuso [15] permiten que los puntos de datos pertenezcan a múltiples clústeres simultáneamente (con un grado de pertenencia), grado que se expresa como un número entre 0 y 1, indicando un gradiente de pertenencia. Este enfoque mejora la clasificación y aumenta la flexibilidad en la agrupación de los puntos de datos.

### 2.2.2 Enfoque Propuesto de Lógica Borrosa

El enfoque propuesto utilizando lógica borrosa [16] se basa en la metodología descrita en [17], con el objetivo de construir modelos difusos basados en el algoritmo de agrupamiento difuso fuzzy c-Means [18] resultando un conjunto de reglas difusas IF-THEN de la forma: SI  $x \in A$  ENTONCES  $y \in B$ . Aquí,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  representa las variables de entrada (antecedentes),  $A=(A_1, A_2, \dots, A_n)$  representa  $n$  conjuntos difusos, y es la variable de salida (consecuente), y  $B$  es un conjunto difuso para esta variable de salida.

Antes de procesar los datos, el paso inicial consiste en identificar las variables dentro del conjunto de datos que requieren ser estudiadas. Estas variables seleccionadas servirán como los consecuentes en las reglas difusas que se generarán. Los parámetros restantes en el conjunto de datos funcionarán como antecedentes en estas reglas. Posteriormente, la metodología propuesta analiza automáticamente el conjunto de datos, agrupando los parámetros consecuentes en un número óptimo de clústeres difusos [19]. Una vez que los parámetros consecuentes están agrupados, cada clúster difuso se proyecta en el espacio de antecedentes [17], determinando el grado de pertenencia de los antecedentes para cada clúster. Finalmente, basado en la información obtenida de estos pasos, se genera un conjunto de reglas difusas gráficas IF-THEN, como se ilustra en la Figura 1, donde las variables antecedentes son A1 y A2, y la variable consecuente es C.



**Figura 1.** Ejemplo de regla difusa gráfica IF-THEN.

La regla difusa asociada con la figura 1 se puede entender en lenguaje natural de la siguiente manera: SI A1 es pequeño o grande Y A2 es promedio, ENTONCES C es muy pequeño.

Sin embargo, esta regla difusa también puede interpretarse como: C es muy pequeño, SI A1 es pequeño o grande Y A2 es promedio.

El enfoque difuso propuesto ha sido creado para ser utilizado en conjuntos de datos numéricos de múltiples parámetros, produciendo un sistema basado en reglas difusas sin intervención manual. Este sistema proporciona un modelo descriptivo de los datos analizados.

## 3. Resultados y Discusión

## 3.1. Sumario estadístico

**Tabla 1.** Resumen estadístico de los parámetros medidos y elementos en disolución analizados en cada solución (Valores en  $\mu\text{g/L}$ , excepto para Al, Ca, Cu, Fe,  $\text{Fe}^{2+}$ , K, Mg, Na, S, Si y Zn que están en  $\text{mg/L}$ , EC en  $\text{mS/cm}$  y NA en  $\text{mg/L}$  como  $\text{CaCO}_3$ ). EC: conductividad eléctrica, Eh: potencial redox, DO: oxígeno disuelto.

	Parámetro	Mediana	Varianza	Mínimo	Máximo
PEÑA DEL HIERRO (PH)	pH	2,55	0,169779	1,44	3,08
	EC	40,5	19,8539	29,5	46,64
	Eh	385	2216	320	545
	DO	2,2	258,552	0	56,6
	T	17,4	1,1113	14,6	18,7
	Ca	21,391	3,48421	19,1247	25,3104
	Fe	32023,4	2,24E+07	22147,5	41246,9
	$\text{Fe}^{2+}$	7350	2,14E+06	330	7425
	K	2,01712	0,288422	1,71304	3,85081
	S	29413,9	7,56E+06	26292,8	36099,5
	Cu	2644,38	1,88E+07	370,965	15643,6
	Li	7107,2	739253	5242,9	9441,78
	Mn	53902,8	1,62E+08	27262,2	76991,8
	Ni	1001,88	237713	282,559	1801,17
	Sr	254,376	712,839	233,701	349,17
Zn	16487,4	4,21E+06	14564,1	22792,2	
PODEROSA (PO)	pH	3,26	0,186802	1,78	3,5
	EC	9,105	1,20508	8,2	13,51
	Eh	360	550,028	330	424
	DO	8,6	272,904	0	56,5
	T	17,4	1,14621	14,7	18,7
	Ca	133,15	122,673	122,06	163,59
	Fe	3536,47	288196	1930,11	4503,65
	$\text{Fe}^{2+}$	3090	287211	1390	3970
	K	19,7	2,28868	18,27	24,15
	S	3137,43	54292,7	2816,74	3754,7
	Cu	2709,44	6,99E+08	645,045	117972
	Li	293,487	1040,29	221,584	346,275
	Mn	9285,27	5,74E+06	5525,09	15560,8
	Ni	364,374	3766,82	142,332	441,341
	Sr	188,473	344,581	163,624	236,936
Zn	94181,3	7,37E+07	83381,5	116457	

En la tabla 1 se muestra el sumario estadístico de los parámetros monitorizados en cada una de las soluciones, denotándose grandes diferencias entre ellas.

La solución que tiene una mayor concentración de Fe inicial es PH, desde un mínimo de 22147,5  $\text{mg/L}$  llegando hasta los 41246,9  $\text{mg/L}$ , es decir que aumenta 1,8 veces respecto a la concentración inicial. En el caso de PO, la concentración de este elemento parte de un mínimo de 1930,11  $\text{mg/L}$  llegando hasta 4503,65  $\text{mg/L}$  (ratio de 2,3). Comparando las soluciones se observa un aumento relativo mayor de la concentración de Fe en PO que en PH debido a una mayor concentración inicial en esta última de  $\text{Fe}^{3+}$ , así como de acidez total, que conducen a un mayor aumento de especies hidroxiladas en disolución que posteriormente precipitan sobre la superficie del acero como oxihidroxisulfatos.

Si nos fijamos en lo que ocurre con el  $\text{Fe}^{2+}$  en cada solución, vemos como para PH la concentración mínima es de 330  $\mu\text{g/L}$  llegando hasta un máximo de 7425  $\mu\text{g/L}$  (ratio de 22,5) y PO parte de una mayor concentración de  $\text{Fe}^{2+}$  de 1390  $\mu\text{g/L}$  llegando a 3970  $\mu\text{g/L}$  (ratio de 2,8). Es decir, en el caso de la solución en la que el contenido  $\text{Fe}^{3+}$

$\text{Fe}^{2+}$  es mayor (PH) el aumento del  $\text{Fe}^{2+}$  es mucho más significativo que en PO, todo ello consecuencia de la oxidación del acero y la acción de las bacterias acidófilas.

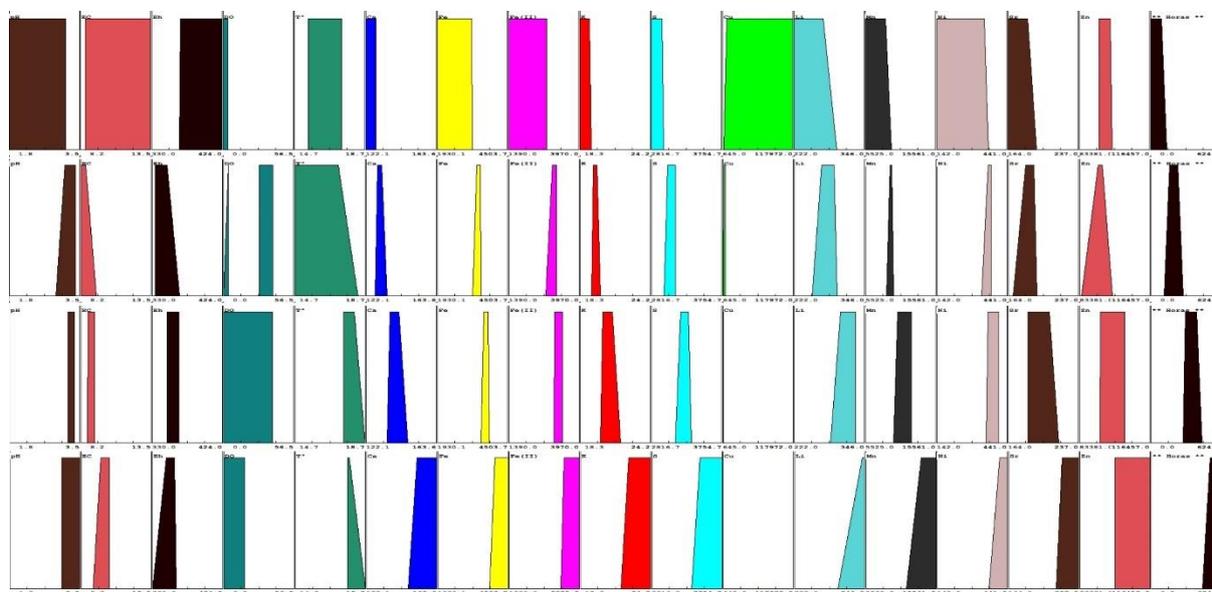
Es interesante comprobar cómo el valor mínimo de DO es 0, llegando hasta un máximo de 56,6% en PH y 56,5 en PO. El oxígeno se consume en las reacciones de oxidación del hierro pero además el oxígeno, como aceptor de electrones, proporciona la energía a los FeOBs para su proceso metabólico [3]. Estas bacterias consumen oxígeno, cuando éste llega a anoxia comienzan a consumir Fe por lo que aumenta el oxígeno hasta que baja otra vez y vuelven a consumir Fe.

Otro elemento que presenta una gran diferencia entre los valores máximos y mínimos es el Cu. En el caso de PH tiene un mínimo de concentración de 370,965 mg/L y un máximo de 15643,6 mg/L (ratio de 42,17, en este caso de disminución como se observa en el siguiente apartado con la aplicación de IA). En PO el mínimo de es 645,045 mg/L y el máximo de 117972 mg/L (ratio 182,9). Es decir, es en la solución PO en la que hay una mayor amplitud de variación de la concentración de Cu, siendo mucho menor en PH. El Cu disminuye por un proceso electrolítico que genera una precipitación del mismo [20], eso ocurre en todos los casos, pero, además, el Cu en AMD coprecipita con los hidróxidos de Fe. En PH la precipitación del Cu tiene un menor ratio por la elevada la acidez neta que tiene esta solución, que lo mantiene durante más tiempo en disolución.

La solución PH es la que presenta una mayor concentración de S (en forma de sulfatos) desde un mínimo de 26292,8 mg/L a 36099,5 mg/L (ratio 1,37) y en PO de 2816,74 mg/L a 3754,7 mg/L (ratio 1,3). Por tanto, el ratio de variación en la concentración de S es similar en las dos soluciones. Esto puede ser debido a la ausencia de bacterias sulfato-reductoras, que reducen  $\text{SO}_4^{2-}$  a  $\text{HS}^-$  [3].

### 3.2. Resultados con técnicas de IA

En las figuras 2 y 3 se representa la evolución de los distintos parámetros analizados en las muestras obtenidas en cada una de las soluciones (antecedentes) respecto del tiempo que se ha mantenido esa solución en contacto con el acero (consecuente), teniendo lugar reacciones de oxidación en el mismo, que, a su vez, modifican la fisicoquímica de las soluciones en contacto con él. El universo de discurso de cada variable, es decir, los valores que pueden tomar las variables, tiene en sus valores extremos el máximo y el mínimo que se obtuvieron analíticamente. Para este trabajo, se han estudiado y procesado datos de los 26 días totales de los 2 experimentos realizados, obteniendo como resultado los dos sistemas de reglas difusas (SRD) de las figuras 2 y 3. En la primera regla (fila 1) de estos 2 sistemas de reglas difusas se representan los valores que puede tomar cada parámetro del antecedente (pH, EC, Eh, ..., Zn) para las primeras 160 horas de estudio, es decir, 7 días; en la segunda regla (fila 2) para el intervalo de horas (160, 325), es decir, 13 días; en la tercera regla (fila 3) para el intervalo de horas (325, 485), es decir, 20 días; y por último, en la cuarta regla (fila 4) para el intervalo de horas aprox. (485, 624), es decir, 26 días.



**Figura 2:** Evolución de los parámetros analizados en las muestras obtenidas en la solución de PO (antecedentes) en relación con el tiempo que la solución estuvo en contacto con el acero (consecuentes).



## 5. Agradecimientos.

Este trabajo ha sido financiado por MCIU/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE, a través del proyecto PID2021-123130OB-I00. Asimismo, este trabajo ha sido parcialmente financiado por los proyectos PID2020-119478GB-I00 y PID2022-137646OB-C31

## 6. Referencias

- [1] Lindsay M.B., Moncur M.C., Bain J.G., Jambor J.L., Ptacek C.J., Blowes D.W., “Geochemical and mineralogical aspects of sulfide mine tailings”, *Applied Geochemistry* **57**, 157-177. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2015.01.009> (2015)
- [2] Javaherdashti R., Nikraz H., “On the role of deterioration of structures in their performance; with a focus on mining industry equipment and structures”, *Materials and Corrosion* **61**, 885-890. <https://doi.org/10.1002/maco.200905515> (2010)
- [3] Liu X., Wang Y., Song Y., Liu W., Zhang J., Li N., Dong K., Cai Y., Han E., “The respective roles of sulfate-reducing bacteria (SRB) and iron-oxidizing bacteria (IOB) in the mixed microbial corrosion process of carbon steel pipelines”, *Corrosion Science* **240**, 112479 <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2024.112479> (2024)
- [4] Qiming, M., Wenqing Q., Binghua Y., Lin L., “Ferrous iron oxidation efficiency and kinetics by indigenous iron-oxidizing bacteria in acid mine drainage Environmental”, *Technology & Innovation* **36**, 103785 <https://doi.org/10.1016/j.eti.2024.103785> (2024)
- [5] Leduc D., Leduc L.G., Ferroni G.D., “Quantification of bacterial populations indigenous to acidic drainage stream”, *Water Air and Soil Pollution* **135**, 1-21. <https://doi.org/10.1128/aem.63.11.4516-4522.1997> (2002)
- [6] Sarmiento A.M., Nieto J.M., Olias M., Canovas C.R., “Hydrochemical characteristics and seasonal influence on the pollution by acid mine drainage in the Odiel river Basin (SW Spain)”, *Applied Geochemistry* **24(4)**, 697-714. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2008.12.025> (2009)
- [7] Yi Y., Sun J., Zhang S., Yang Z., “Assessment of Chinese sturgeon habitat suitability in the Yangtze River (CHINA): Comparison of generalized additive model, data-driven fuzzy logic-based model, and preference curve model”, *Journal of Hydrology* **536**, 447-456. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.005> (2016)
- [8] Martín del Brío B., Sanz-Molina A., *Redes neuronales y sistemas borrosos*. Ra-Ma, Madrid (2006)
- [9] Rodier J., Legube B., Merlet N., *L'analyse de L'eau*, Dunod, Paris. (2016)
- [10] Parkhurst D.L., “User’s guide to PHREEQC – a computer program for speciation, reactionpath, 1D-transport, and inverse geochemical calculations”, *Water-Resources Investigation Report* **95**, 4227. <https://doi.org/10.3133/wri954227> (1995)
- [11] Ball J.W and Nordstrom D.K., “User’s manual for WATEQ4F, with revised thermodynamic data base and text cases for calculating speciation of major, trace, and redox elements in natural Waters”, *USGS Numbered Series. Open-File Report* **91**,183. <https://doi.org/10.3133/ofr91183> (1991).
- [12] Kirby C.S, Cravotta III C.A., “Net alkalinity and net acidity 2: Practical considerations”, *Applied Geochemistry* **20**, 1941–1964. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2005.07.003> (2005).
- [13] Farkhadov M., Eliseev A., Petukhova N., “Explained Artificial Intelligence Helps to Integrate Artificial and Human Intelligence Into Medical Diagnostic Systems: Analytical Review of Publications”, IEEE 14th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT), Tashkent (2020)
- [14] Kaufman L., Rousseeuw P.J., *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*, Wiley & Sons, New York (2009)
- [15] Hathaway R., Bezdek J., “Switching regression models and fuzzy clustering”. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* **1**, 195–204, <https://doi.org/10.1109/91.236552> (1993)
- [16] Aroba J., “Advances in the decision making in software development projects”, PhD Thesis, University of Sevilla, Spain (2003).
- [17] Sugeno M., Yasukawa A., “A fuzzy-logic based approach to qualitative modeling”, *IEEE Transactions on Fuzzy System* **1**, 7-31 (1993).
- [18] Höppner F., Klawonn F., “A contribution to convergence theory of fuzzy c-means and derivatives”, *IEEE Transactions on Fuzzy System* **11**, 682-694, <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2003.817858> (2003)

- [19] Fukuyama Y., Sugeno M., “A new method of choosing the number of clusters for fuzzy means method”, *Proceedings of the 5th Fuzzy Systems Symposium* 247-250 (1989)
- [20] Sánchez-España J., Ilin A., Yusta I., “Metallic copper (Cu[0]) obtained from Cu<sup>2+</sup>-rich acidic mine waters by two different reduction methods: crystallographic and geochemical aspects”, *Minerals* **12**, 322. <https://doi.org/10.3390/min12030322> (2022)
- [21] Sarmiento A.M., Rodriguez-Perez A.M., Davila J.M., de la Torre M.L., “Effect of acid mine drainage on the mechanical properties of AISI 1020 carbon steel and AW6060 aluminium”, *Journal of Materials Research and Technology* **32**, 541-549. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2024.07.099> (2024)
- [22] Caldeira C.L., Ciminell, V.S.T., Osseo-Asare K., “The role of carbonate ions in pyrite oxidation in aqueous systems”, *Geochimica et Cosmochimica Acta* **74**,1777–1789. <https://doi.10.1016/j.gca.2009.12.014> (2010)