



REVISTA TÉCNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

Una Revista Internacional Arbitrada
que está indizada en las publicaciones
de referencia y comentarios:

- REDALYC
- REDIB
- SCIELO
- DRJI
- INDEX COPERNICUS INTERNATIONAL
- LATINDEX
- DOAJ
- REVENCYT
- CHEMICAL ABSTRACT
- MIAR
- AEROSPACE DATABASE
- CIVIL ENGINEERING ABTRACTS
- METADEX
- COMMUNICATION ABSTRACTS
- ZENTRALBLATT MATH, ZBMATH
- ACTUALIDAD IBEROAMERICANA
- BIBLAT
- PERIODICA

UNIVERSIDAD DEL ZULIA



REVISTA TÉCNICA
DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

Dr. Ignacio Rodríguez Iturbe - Zuliano ilustre
Ingeniero civil, hidrólogo profesor universitario,
doctor honoris causa de la Universidad del Zulia,
ciudadano ejemplar con numerosos premios nacionales e internacionales.

Propuesta de un Modelo de Estimación de Velocidad de Corrosión Externa para Tuberías Enterradas en Suelos Arcillosos

José Faría González*, Lisseth Ocando 

Centro de Estudios de Corrosión, Facultad de Ingeniería, Universidad del Zulia, Estado Zulia, Maracaibo 4001, Venezuela.

*Autor de correspondencia: [faraijm7@gmail.com](mailto:fariajm7@gmail.com)

<https://doi.org/10.22209/rt.v46a16>

Recepción: 18 de octubre de 2023 | Aceptación: 14 de diciembre de 2023 | Publicación: 27 de diciembre de 2023

Resumen

Diversos estudios evidencian la necesidad en la industria petrolera venezolana de implementar alternativas viables en el ámbito de mantenimiento de la integridad de tuberías. Este trabajo tuvo como objetivo proponer un modelo de predicción de la velocidad de corrosión externa, para tuberías de transporte de crudo enterradas en un campo de producción, ubicado en el occidente del estado Zulia, Venezuela, con suelos predominantemente arcillosos. Luego de la recopilación, revisión y clasificación de los datos de campo sobre parámetros del suelo y operacionales, se realizó una definición de variables de entrada y salida, utilizados para generar dos modelos; uno de regresión y otro de clasificación. Para el modelo por redes neuronales, se obtuvo un bajo ajuste de regresión (R^2) de 6,62 % y un RMSE (*root-mean-square error*) de 2,13; indicadores de una baja eficiencia, debido a las restricciones de los datos suministrados y tamaño de muestra. Por otro lado, para el modelo por clasificación de árbol de decisión, se alcanzó una exactitud de 98,14 %, agrupando los datos de velocidad de corrosión en rangos o renglones de severidad. Este modelo de árbol de clasificación servirá como punto de partida para posteriores investigaciones que deseen profundizar en el área.

Palabras clave: árbol de clasificación; corrosión externa; modelos de predicción; redes neuronales; tuberías.

A Prediction Model for External Corrosion Rate for Buried Pipelines in Clay Soil

Abstract

Many studies have shown the need in the Venezuelan oil industry to implement viable alternatives in the field of pipeline integrity management. Thus, the aim of this work is to propose a prediction model for the external corrosion rate of buried transmission pipelines in a crude oil production field with clay soils, located in the west of Zulia State in Venezuela. After the collection, revision and classification of soil and operating parameter data in the field, a definition of input and output variables was carried out, used to generate 2 models, one regression type and the other classification type. For the neural network model, a low regression fit (R^2) of 6.62 % and an RMSE of 2.13 were obtained, indicators of low model efficiency due to the restrictions of the data provided and sample size. On the contrary, for the decision tree classification model, an accuracy of 98.14 % was obtained, when classifying the corrosion rate in severity ranges. This classification tree model will serve as a starting point for subsequent research to delve deeper into the area.

Keywords: classification tree; external corrosion; neural networks; pipelines; prediction models.

Proposta de um Modelo para Estimar a Velocidade de Corrosão Externa em Tubulações Enterradas em Solos Argilosos

Resumo

Diversos estudos destacam a necessidade urgente dentro da indústria petrolífera venezuelana de implementar alternativas viáveis na manutenção da integridade de dutos. Este estudo teve como objetivo propor um modelo para prever a velocidade de corrosão externa em dutos de transporte de petróleo bruto enterrados em um campo de produção localizado na região oeste do Estado de Zulia, Venezuela, caracterizado por solos predominantemente argilosos. Após a coleta, revisão e classificação de dados de campo que englobam parâmetros de solo e operacionais, foi realizada uma definição de variáveis de entrada e saída. Essas informações foram utilizadas para criar dois modelos, um baseado em regressão e outro em classificação. O modelo baseado em redes neurais apresentou um ajuste de regressão baixo (R^2) de 6,62% e um RMSE de 2,13, sugerindo eficiência limitada devido a restrições nos dados fornecidos e no tamanho da amostra. Por outro lado, o modelo de classificação por árvore de decisão alcançou uma precisão de 98,14%, categorizando os dados de velocidade de corrosão em faixas ou níveis de severidade. Este modelo de árvore de classificação servirá como ponto inicial para futuras pesquisas que busquem uma exploração mais aprofundada nesse campo.

Palavras-chave: árvore de classificação; corrosão externa; modelos de previsão; oleodutos redes neurais.

Introducción

De acuerdo con la norma ASME B31.8S (2020), existen 21 amenazas, 9 categorías de tipos de fallas y 3 tipos de defectos dependientes del tiempo, que pudieran comprometer la integridad de las tuberías de gas natural. Además, para las tuberías que transportan crudo, la norma API1160 (2019) enlista las amenazas similares en las categorías de pérdida de metal y daños por construcción/terceros. Dentro de estos, la corrosión es uno de los problemas más destacados y constituye una de las primeras 3 amenazas para los sistemas de tuberías de líquido y gas. Al respecto, se ha reportado que 1/3 de los accidentes ocurridos en tuberías se deben principalmente a la corrosión (Xu *et al.*, 2021). La corrosión incrementa la probabilidad de la ocurrencia de accidentes, causa pérdidas de producción e incrementa los costos de operación y mantenimiento de las tuberías, entre muchos otros problemas. Es por ello que, el mantenimiento de la integridad de las tuberías juega un papel de suma importancia para las industrias, en todos sus niveles. La corrosión ocurre naturalmente, y no puede ser detenida completamente, sino controlada. Se ha desarrollado una serie de medidas preventivas para disminuir la corrosión de las tuberías, siendo los recubrimientos y la protección catódica (PC) los principales métodos de control de corrosión para las tuberías enterradas (Li *et al.*, 2022).

Según la Agencia Nacional de Hidrocarburos (2018), en Venezuela existen miles de kilómetros de tuberías enterradas destinadas al transporte de crudo y gas, las cuales se han deteriorado aceleradamente debido a las fallas en su mantenimiento y al bajo presupuesto dedicado para tal fin, así como a la falta de herramientas que permitan predecir o priorizar, de forma económica, las zonas más probables de daños. Los modelos de predicción de velocidad de corrosión externa se presentan como una herramienta para facilitar la selección de los puntos de inspección, a fin de optimizar la eficiencia de los programas de mantenimiento de la integridad de tuberías (Ezuber *et al.*, 2020). Estos modelos, deben ser retroalimentados y ajustados a las condiciones de cada zona para mejor eficiencia. En este sentido, en el presente trabajo se presenta la propuesta de un modelo de predicción de velocidad de corrosión externa para tuberías enterradas en un campo de producción de crudo, cuyos suelos son principalmente arcillosos y cálidos (temperaturas alrededor de los 30 °C), e intermitencia de los períodos de lluvia y sequía (aproximadamente 50 %), que sirva de herramienta para la identificación de los factores relevantes del monitoreo de la corrosión de tuberías en campo.

Materiales y Métodos

La investigación se llevó a cabo sobre un sistema de tuberías ubicadas en un campo de producción de crudo en el occidente de Venezuela, específicamente, Campo Boscán; situado a unos 40 km de Maracaibo. Este sistema se extiende en un área de 600 km² en un suelo arcilloso. Los datos fueron proporcionados por la empresa Integridad Técnica, C.A. (INTTEC, C.A.); empresa dedicada a la evaluación de la integridad de tuberías, que comprende un número aproximado de 120 muestras de suelo y otros parámetros fisicoquímicos, operacionales y de corrosión en las tuberías enterradas. Estos datos fueron depurados y clasificados para ser utilizados en el desarrollo de los modelos de predicción.

Se realizó una extensa revisión bibliográfica para determinar los parámetros más importantes al momento de realizar una estimación de velocidad de corrosión en tuberías enterradas (Song *et al.*, 2023), los cuales se presentan en la Tabla 1. También se llevó a cabo una revisión bibliográfica de los tipos de modelos más utilizados para la generación de modelos de predicción de velocidad de corrosión (Seghier *et al.*, 2021), los cuales se representan en la Tabla 2. Luego de la verificación de los datos, y con base en los valores suministrados, se identificaron las variables de entrada y salida que serían utilizadas para construir un modelo numérico de estimación de la velocidad de corrosión, las cuales se presentan en la Tabla 3. La variable de salida seleccionada fue la velocidad de corrosión, que fue calculada dividiendo la máxima profundidad del defecto encontrado (espesor perdido) entre el tiempo de exposición (Zakikhani *et al.*, 2020). En este caso, se tomó como premisa que el tiempo de exposición sería de 10 años (a pesar de que algunas tuberías tuvieran mayor tiempo). Dicha premisa se consideró por dos motivos, uno porque el sistema de protección catódica de algunas tuberías comenzó a fallar desde el año 2008, hasta quedar inoperativo para la fecha de inspección (2018), y dos, porque el periodo de intermitencia de lluvia y sequía es de aproximadamente 50 % anual, hecho que divide el tiempo de exposición real de 20 años a la mitad.

Tabla 1. Parámetros importantes para realizar una estimación de la velocidad de corrosión en tuberías enterradas (Kim *et al.*, 2021).

	Parámetro	Dependencia
1	Tiempo de servicio de la línea	Año de instalación.
2	Integridad del recubrimiento	Daño en la línea.
3	Tipo de recubrimiento	Fabricante, especificaciones de la línea.
4	Profundidad de la tubería	Condiciones del proceso.
5	Eficiencia protección catódica (PC)	Mantenimiento, años de servicio PC.
6	Concentración de oxígeno en suelo	Profundidad tubería.
7	Tipo de suelo	Localización.
8	Profundidad de picaduras	Severidad de la corrosión.
9	Resistividad del suelo	Concentración de iones, humedad.
10	Humedad del suelo	Precipitación, porosidad del suelo.
11	Porosidad del suelo	Naturaleza del suelo.
12	Actividad microbiana	Humedad, entre otros.
13	Temperatura del suelo	Condiciones climáticas diarias y tipo de suelo
14	Lluvia anual	Condiciones anuales.
15	pH del suelo	Diversos factores.
16	Concentración de iones (CO ₃ ⁼ , HCO ₃ ⁼ , Cl ⁻ , SO ₄ ⁼)	Exposición a sustancias, atmósfera.

Tabla 2. Modelos más importantes para la estimación de velocidad de corrosión externa (Calderon *et al.*, 2005).

Modelos			
1	Regresión lineal	10	Análisis espectral bayesiano
2	Cadena de Markov	11	Modelo log-normal de Poisson multivariado
3	Proceso gaussiano inverso y gamma	12	Análisis de regresión múltiple
4	Proceso de onda cuadrada de Poisson	13	Algoritmo de MARS
5	Proceso de movimiento browniano	14	Red bayesiana
6	Proceso de puente browniano	15	Modelo de agrietamiento por corrosión bajo tensión
7	Modelo cuadrático modificado	16	COMSOL MULTIPHYSICS
8	ANOVA	17	Redes neuronales
9	Modelo BSAR:	18	Árbol de decisión

ANOVA: análisis de varianza, BSAR: *Bayesian Spectral Analysis Regresión*, MARS: *Multivariate Adaptive Regresión System*.

Tabla 3. Variables de entrada y salida para la construcción de un modelo numérico de estimación de velocidad de corrosión (De Arriba *et al.*, 2020).

Variables de entrada	Variable de salida
1 Tipo de recubrimiento	Velocidad de corrosión (calculada según premisa de 10 años de tiempo de exposición.
2 dB ACVG (fallas de recubrimiento)	
3 Temperatura de la tubería (°C)	
4 Tipo de suelo	
5 Humedad	
6 Resistividad máxima medida ($\Omega \cdot \text{cm}$)	
7 Resistividad mínima medida ($\Omega \cdot \text{cm}$)	
8 Temperatura del suelo (°C)	
9 Concentración de iones Cl^- (mg/kg)	
10 Concentración de iones SO_4^- (mg/kg)	
11 pH	
12 Presencia de bacterias sulfato-reductoras (SRB)	
13 Protección catódica	
14 Potencial natural o polarizado (mV)	

ACVG: *Alternating Current Voltage Gradient*.

Resultados y Discusión

Modelo de redes neuronales (modelo de regresión)

Luego de una serie de iteraciones para lograr buenas medidas de desempeño, las mejores estadísticas fueron de R^2 : 6,65 % y RMSE: 2,13. Esto es indicativo de un modelo con ajuste muy malo al compararlo con un R^2 de 100 %, y un error grande al comparar el RMSE con el valor medio de las velocidades mayores a cero, el cual es de 3,15 mpy. Los parámetros finales del modelo de redes neuronales utilizado, se describen en la Tabla 4. En cada ciclo (epoch) todos los datos de entrenamiento pasaron por la red neuronal, para que esta aprendiera sobre ellos. Los resultados desfavorables fueron debidos a la poca información, ya que luego de la depuración, solo 84 datos estaban completos con las variables de entrada y salida seleccionadas. Esto indica la importancia de realizar un muestreo relevante con todos los datos requeridos, ya que según UNIR (2021), la certeza de los modelos de predicción no depende solamente de la cantidad de datos tomados, sino también de la calidad de estos.

Tabla 4. Descripción de parámetros ingresados en el modelo de redes neuronales.

Descripción	Valor
Capa de normalización	-
Capa dropout	0,2
3 capa densas	32
1 capa densa	1
Razón de aprendizaje	0,005
Número de ciclos (epochs)	2000

Modelo de árbol de decisión (clasificación)

La exactitud obtenida en el modelo de árbol de decisión fue excelente, de 98,14 %. Para este modelo (Figura 1), la severidad de la corrosión fue mayor a bajas resistividades mínimas, potenciales naturales o polarizados más positivos, altas concentraciones de iones SO_4^- , altas temperaturas y altos valores de dB ACVG (*Alternating Current Voltage Gradient*); concordando con lo establecido en la literatura (Calderon *et al.*, 2005). En la Figura 2 se puede apreciar uno de los gráficos de correlación emitidos por este modelo, donde se distingue la correlación de resistividad mínima medida contra el contenido de iones sulfato; parámetros que resultaron ser más influyentes en la velocidad de corrosión bajo los datos empleados, tal como se aprecia en la Tabla 5; donde también destaca la importancia ponderada de cada variable considerada; es decir, mientras más cercano a 1 mayor será la incidencia en la corrosión.

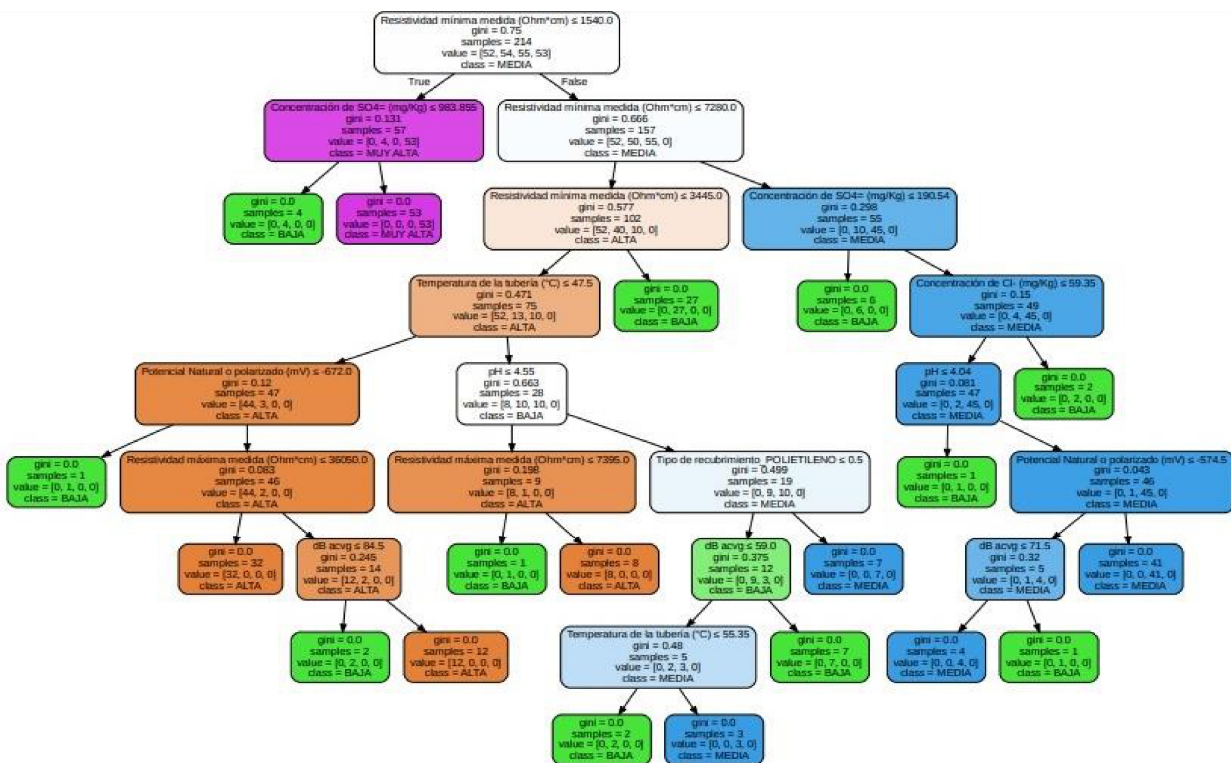


Figura 1. Modelo de árbol de decisión para la predicción de rangos de velocidad de corrosión, de acuerdo a las variables medidas en el suelo (electrolito) donde se encuentran enterradas el sistema de tuberías.

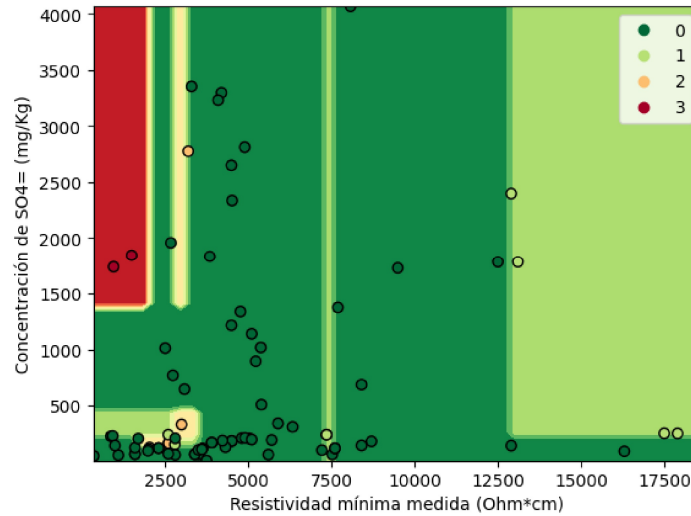


Figura 2. Gráfico de concentración de iones SO_4^- versus resistividad mínima medida con indicación de áreas de clasificación de velocidad de corrosión. En la leyenda los números representan una clasificación de la velocidad de corrosión: 0 es “baja”, 1 es “media”, 2 es “alta” y 3 es “muy alta”.

Tabla 5. Importancia ponderada de cada variable de entrada utilizada en el modelo de clasificación.

Variable	Importancia ponderada
dB ACVG	0,044421
Temperatura de la tubería (°C)	0,084570
Resistividad máxima medida (Ohm*cm)	0,013555
Resistividad mínima medida (Ohm*cm)	0,631334
Concentración de Cl^- (mg/kg)	0,021917
Concentración de SO_4^- (mg/kg)	0,102540
pH	0,057287
Potencial natural o polarizado (mV)	0,013382
Tipo de recubrimiento POLIETILENO	0,030993

ACVG: *Alternating Current Voltage Gradient*.

Finalmente, como se muestra en la Tabla 5, la incidencia de los iones cloruro en la severidad de la velocidad de corrosión no fue de especial relevancia, a diferencia de los iones sulfato, que resultaron ser el segundo factor más influyente. Esto deber ser estudiado con mayor profundidad más adelante, ya que podría deberse a su participación en la resistividad del medio y a la sinergia con las bacterias sulfato-reductoras – SRB (Kiani-Khouzani *et al.*, 2019). Adicionalmente, los resultados de la Tabla 6 destacan la eficacia del modelo del árbol de decisión para ajustarse a los datos introducidos. Es importante destacar que estos valores no garantizan que los resultados sean consistentes con la realidad del sistema de tuberías; es necesario que el sujeto experto en la materia verifique a fondo cada resultado de los modelos, para identificar que lo presentado sea ajustado a la realidad.

Tabla 6. Medidas de desempeño del modelo de clasificación de la severidad de corrosión.

Descripción	Precisión	Sensibilidad (Recall)	Puntuación F1 (F1-score)
Baja	1,00	0,90	0,95
Media	1,00	1,00	1,00
Alta	0,94	1,00	0,97
Muy alta	1,00	1,00	1,00
Exactitud			0,98

Conclusiones

El modelo de clasificación del árbol de decisión mostró un excelente desempeño para el rango de severidad definido, minimizando la incertidumbre en el cálculo de la velocidad de corrosión y destacando la alta capacidad de adaptación del metamodelo a la información suministrada. Se evidenció que las variables con mayor efecto en la severidad de la velocidad de corrosión fueron la resistividad mínima, la concentración de iones $\text{SO}_4^{=}$, la temperatura, el pH y dB ACVG (estado del recubrimiento). Se demostró la utilidad de este modelo como una herramienta para la identificación de los factores relevantes del monitoreo en campo, permitiendo con ello ponderar y priorizar zonas de inspección directa para el manejo de la integridad de las tuberías. El modelo de regresión basado en redes neuronales tuvo un bajo desempeño, debido principalmente a la baja cantidad de muestras y eliminación de variables sin registros de campo, evidenciando la necesidad de una recolección de datos completa con todos los parámetros recomendados por el experto, validando así la calidad de las muestras recolectadas sobre la cantidad de los datos registrados.

Referencias Bibliográficas

- Agencia Nacional de Hidrocarburos. (2018). *Estadísticas de Venezuela* [en línea] disponible en: <http://www.anh.gob.ve/estadisticas/index.php/estadisticas-venezuela> [consulta: 7 julio 2023].
- API 1160. (2019). *Managing system integrity for hazardous liquid pipelines*. Washington: American Petroleum Institute (API).
- ASME B31.8S. (2020). *Managing system integrity of gas pipelines*. New York: The American Society of Mechanical Engineer (ASME).
- Calderón, J. A., Delgado, J., Peñaranda, S. A. (2005). Análisis estadístico de los factores que intervienen en la corrosión de tuberías enterradas. *Revista de la Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, 34, 23-34.
- De Arriba, L., Rodríguez, V., Villanueva, J., Ortega, F. (2020). Design of predictive models to estimate corrosion in buried steel structures. *Sustainability*, 12(23), 9879.
- Ezuber, H., Alshater, A., Hossain, Z., El-Basir, A. (2020). Impact of soil characteristics and moisture content on the corrosion of underground steel pipelines. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46, 6177-6188.
- Kiani-Khouzani, M., Bahrami, A., Hosseini-Abari, A., Khandouzi, M., Taheri, P. (2019). Microbiologically influenced corrosion of a pipeline in a petrochemical plant. *Metals*, 9(4), 459.
- Kim, C., Chen, L., Wang, H., Castaneda, H. (2021). Global and local parameters for characterizing and modeling external corrosion in underground coated steel pipelines: a review of critical factors. *Journal of Pipeline Science and Engineering*, 1(1), 17-35.
- Li, Y., He, X., Shuai, J. (2022). Risk analysis and maintenance decision making of natural gas pipelines with external corrosion based on Bayesian network. *Petroleum Science*, 19, 1250-1261.
- Seghier, M. E. A. B., Keshtegar, B., Taleb-Berrouane, M., Abbassi, R., Nguyen-Thoi, T. (2021). Advanced intelligence frameworks for predicting maximum pitting corrosion depth in oil and gas pipelines. *Process Safety and Environmental Protection*, 147, 818-833.
- Song, Y., Wang, Q., Zhang, X., Dong, L., Bai, S., Zeng, D., Zhang, Z., Zhang, H., Xi, Y. (2023). Interpretable machine learning for maximum corrosion depth and influence factor analysis. *NPJ Mater Degradation*, 7(1), 9.
- UNIR. (2021). *Árboles de decisión: en qué consisten y aplicación en Big Data* [en línea] disponible en: <https://www.unir.net/ingenieria/revista/arboles-de-decision> [consulta: 7 julio 2023].
- Xu, M., Liang, H., Liu, Y., Asselin, E. (2021). Predicting the external corrosion rate of X60 pipeline steel: a mathematical model. *Metals*, 1(4), 583.
- Zakikhani, K., Nasiri, F., Zayed, T. (2021). A failure prediction model for corrosion in gas transmission pipelines. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 235(3), 374-390.



UNIVERSIDAD
DEL ZULIA

REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Volumen 46. Año 2023, Edición continua _____

*Esta revista fue editada en formato digital y publicada en diciembre 2023, por el **Fondo Editorial Serbiluz**, Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela*

www.luz.edu.ve
www.serbi.luz.edu.ve
www.produccioncientificaluz.org