

(02-025) - Modelling the Effect of Abrasion on Outdoor Structures.

Terrados Cristos, Marta ¹; Andrés Vizán, Sara Maria ¹; Fernández Iglesias, Ana ¹;
Morán-Palacios, Henar ¹

¹ Universidad de Oviedo

The phenomenon of degradation of metal structures due to abrasion caused by wind-blown particles is a growing problem resulting from the increase in construction activities in countries located in drier areas and climate change. The lack of data for early assessment causes designers to protect themselves by adding oversizing or coatings that guarantee the life of the structure. To determine the potential erosion rate experienced by metal structures in these vulnerable terrains, a series of tests are designed to determine the effect of particles on 4 different types of materials based on the most relevant variables: particle type, incidence angle, and wind speed. With this data, and incorporating state-of-the-art tests, a MARS model is developed that predicts material loss due to particle impact, using a combination of case studies and experimental data with direct impact tests. A precision of 98% is obtained for an ER less than 15%. Since the necessary information for the model in any location can be obtained from public sources, this approach offers an optimal perspective for addressing the physical degradation of metal structures, promoting resilience and sustainability in the design and maintenance of these structures.

Keywords: Abrasion; Metallic resilient structures; Machine Learning; Sustainability.

Modelización del efecto de la abrasión sobre las estructuras en intemperie.

La degradación de estructuras metálicas por la abrasión causada por partículas transportadas por el viento es un problema en aumento, especialmente en regiones más áridas y afectadas por el cambio climático debido al incremento de actividades constructivas. La falta de datos para una evaluación anticipada lleva a los diseñadores a añadir sobreespesores o recubrimientos para asegurar la vida útil de la estructura.

Para determinar la tasa de erosión potencial en terrenos vulnerables, se llevaron a cabo ensayos que examinaron el impacto de partículas en cuatro tipos de materiales, considerando variables clave como el tipo de partícula, el ángulo de incidencia y la velocidad del viento. Integrando estos datos con ensayos del estado del arte, se desarrolló un modelo MARS que predice la pérdida de material por impacto de partículas, logrando una precisión del 98% para una tasa de erosión menor al 15%.

El modelo utiliza estudios de caso y datos experimentales, ofreciendo una perspectiva óptima para abordar la degradación física de estructuras metálicas. Al obtener información necesaria de fuentes públicas en cualquier ubicación, este enfoque promueve la resiliencia y sostenibilidad en el diseño y mantenimiento de estas estructuras.

Palabras clave: Abrasión; Estructuras metálicas resilientes; Aprendizaje automático, Sostenibilidad.

Correspondencia:



©2024 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

La erosión del viento es un fenómeno natural que implica el transporte y deposición de partículas de diferentes tamaños, principalmente arena, por la acción del viento (Wei et al., 2023). Cuando las velocidades del viento alcanzan niveles suficientes, las diferencias en la presión atmosférica generan movimientos de aire capaces de desgastar la superficie de los materiales, fenómeno también conocido como abrasión. Su relevancia ha sido cada vez más reconocida por la comunidad científica debido a su impacto en diversos aspectos como la salud del suelo, la producción agrícola, el clima y la resistencia de las estructuras (Webb et al., 2020).

Se han dedicado esfuerzos a simular y predecir los efectos provocados por el viento (Jarrah et al., 2020), incluida la erosión del suelo, con el fin de controlar la degradación del terreno y aplicar prácticas de manejo agrícola adecuadas (Woodruff & Siddoway, 1965). Igualmente, han desarrollado diversos métodos que incluyen desde ecuaciones empíricas para la erosión promedio del suelo hasta modelos avanzados que predicen los rendimientos de los cultivos y la conservación de los recursos naturales (Hong et al., 2020; Liu et al., 2019).

Sin embargo, la erosión del viento está cobrando cada vez más importancia en otros campos que no han sido tan estudiados (Xu et al., 2020). La durabilidad de las estructuras metálicas se ve fuertemente afectada por el daño causado por la erosión del viento (Savill et al., 2022), especialmente en áreas degradadas donde el movimiento de partículas impulsadas por el viento es más intenso. Aunque la degradación de las estructuras metálicas en condiciones exteriores, tanto químicas como físicas, está directamente influenciada por su ubicación geográfica, la atención ha estado predominantemente en el estudio de la corrosión (Laukkanen et al., 2020; Terrados-Cristos et al., 2021; Zhang et al., 2022), con menos énfasis en la abrasión relacionada con el terreno.

El transporte de arena impulsado por el viento se caracteriza por tres tipos de movimiento basados en el diámetro del grano: suspensión, saltación y arrastre (Kok et al., 2012). Entre estos, la saltación juega un papel crucial en la masa total de arena transportada (Raffaele & Bruno, 2019; Shao, 2008).

Aunque la erosión del viento puede ocurrir en todos los climas, es más prevalente en entornos semiáridos y áridos caracterizados por una extensa degradación del suelo o condiciones secas (Wang et al., 2020). Como resultado, las estructuras metálicas históricamente no estaban expuestas a este problema. Sin embargo, la proliferación de construcciones en estas áreas, incluidas nuevas ciudades (Al-sayed et al., 2022) y el desarrollo de proyectos de energía renovable, ha puesto la erosión del viento en relieve (Vo et al., 2022).

Los factores que influyen en el movimiento de arena y partículas por el viento incluyen la distribución específica del tamaño de partícula, extensas llanuras sin vegetación o barreras contra el viento, velocidades del viento altas combinadas con baja humedad relativa y concentraciones elevadas de materia particulada total en suspensión (*TSP*, por sus siglas e inglés *Total Suspended Particles*) (Parteli, 2022). Contrariamente, a medida que aumenta la altura, el impacto negativo del proceso se vuelve menos severo debido a sus características inherentes. Los parámetros que influyen en la erosión se pueden categorizar en tres grupos principales: condiciones de impacto, características de la partícula erosiva y propiedades del material erosionado (Dentoni et al., 2022).

Las respuestas comunes a la erosión del viento incluyen el aumento de la protección y el recubrimiento de materiales (Cao et al., 2019; Dalili et al., 2009), lo cual es prevalente en la industria eólica y la aeronáutica. Otros estudios se han centrado en soluciones de tratamiento del suelo, como barreras protectoras (Bruno et al., 2018) o tratamientos de superficie (Almajed

et al., 2020) (Meng et al., 2021), pero implementar estas soluciones en superficies más grandes es desafiante.

Comprender cómo las condiciones del terreno afectan las infraestructuras a largo plazo es crucial para el diseño y mantenimiento de edificios nuevos e históricos. Sin embargo, el diseño, análisis y evaluación de los procesos de erosión del viento aún están en las primeras etapas de estudio. Del mismo modo, la identificación y determinación de suelos adecuados para la construcción facilitarían su clasificación, permitiendo su redirección hacia usos alternativos o asignando valores específicos de desgaste, alineándose con los objetivos de desarrollo sostenible y minimizando el desperdicio de material.

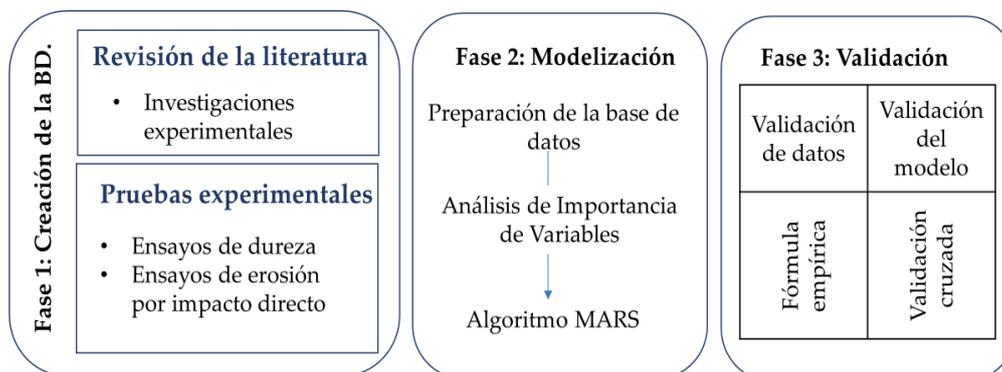
El propósito de esta investigación es desarrollar un modelo predictivo basado en aprendizaje automático para estimar la tasa de erosión que experimentan las estructuras metálicas en relación con su ubicación geográfica. Este modelo integrará datos provenientes de diversas fuentes, incluyendo estudios previos y datos experimentales, con el fin de proporcionar una evaluación de la degradación potencial asociada al entorno circundante. Estas nociones permitirán la creación de estructuras que sean respetuosas con el medio ambiente, optimizando la utilización de materiales y prolongando la vida útil de las estructuras metálicas mediante una planificación meticulosa del mantenimiento y la implementación de medidas preventivas.

Este documento comienza abordando la problemática y estableciendo los objetivos de la investigación, seguido por una explicación detallada de la metodología empleada en el estudio. Posteriormente, se examinan los resultados obtenidos, finalizando con la presentación de las conclusiones.

2. Materiales y métodos

El método de investigación empleado en este estudio se esquematiza en la Figura 1 y abarca tres fases clave. La fase inicial implicó la creación de la base de datos, que sirve como punto clave para la aplicación de algoritmos predictivos que facilitan la estimación de las tasas de erosión para metales específicos bajo diferentes condiciones y tipos de terreno. Posteriormente, en la segunda fase, se desarrolló el modelo basado en el análisis de los datos recopilados. Finalmente, en la tercera fase, se evaluó la eficacia del modelo a través de procedimientos de validación y se examinaron los resultados obtenidos.

Figura 1: Esquema del método de investigación propuesto.



2.1 Fase 1: Creación de la base de datos

Se utilizaron dos fuentes principales de datos: datos externos derivados de la literatura internacional y datos internos adquiridos a partir de pruebas experimentales de laboratorio. En este punto, se recopilaron todos los estudios experimentales en la literatura que tienen

como objetivo caracterizar el efecto de diferentes parámetros en la erosión de diversos materiales. Estos estudios implican la realización de pruebas con arena u otras partículas y la medición de su impacto (Arabnejad et al., 2015; Huttunen-Saarivirta et al., 2014).

Complementariamente, se obtuvieron datos experimentales mediante la realización de diversas pruebas de laboratorio para conocer la tasa de erosión en distintos materiales y bajo diferentes condiciones. Las variables analizadas y recopiladas fueron las mismas que se identificaron como relevantes en la revisión bibliográfica. A continuación, se especifica el procedimiento para obtener cada una de ellas, tanto de forma general, como para ensayos de laboratorio:

- Dureza del material (*HL*): Se realizaron pruebas de dureza en placas de diferentes materiales utilizando la prueba de dureza Leeb (*HL*) (Çelik et al., 2023) que relaciona la velocidad de rebote con la velocidad de impacto de un dispositivo esférico, con un diámetro de 3 mm o 5 mm.
- Velocidad de las partículas (*v*): A nivel laboratorio, la velocidad se ajusta en función de factores como la presión del compresor, la presión atmosférica y el diámetro de la boquilla. De forma general, conociendo la velocidad del aire, se estima la velocidad de las partículas y se determina su rango de valores. Según los estudios en la literatura, la relación media con la velocidad del fluido portador es un tercio (Arabnejad et al., January 1, 2015b).
- Cantidad de material erosivo (*m*): El material que impacta en la estructura. A nivel de laboratorio, la cantidad de arena se determina mediante pesaje.
- Ángulo de impacto (θ): Se determina comparando la orientación de la estructura con la dirección dominante del viento. A nivel de laboratorio, el ángulo de impacto se establece mediante la colocación de la muestra.
- Tasa de erosión (*ER*): La tasa de erosión se determinó mediante la realización de pruebas de impacto directo de acuerdo con la norma ASTM G76-2013. Se realizaron un total de 216 pruebas, que involucraron 12 tipos diferentes de materiales, incluyendo acero desnudo, acero inoxidable, acero galvanizado, aluminio y hojalata. Cada material se sometió a 3 repeticiones de la prueba. Las pruebas se realizaron utilizando 3 lotes de 300 g de arena, lo que resulta en un total de 900 g de partículas erosionantes. Se utilizaron dos tamaños diferentes de arena (150 y 300 μm).
Todas estas pruebas se llevaron a cabo en una cabina de chorreado de arena (CHC60) equipada con una pistola de chorreado de arena operada con boquillas de cerámica. La tasa de flujo de aire requerida de 340 L/min se logró utilizando un compresor (METALWORKS 458804090). Para separar la arena en diferentes tamaños de partículas, se empleó un tamizador (CISA BA200N).
Las placas se pesaron antes y después de cada lote de arena utilizando una balanza de laboratorio de precisión 0,1 mg (Raswag AS 310 R2 PLUS) para determinar la pérdida de masa. Comparando el peso final con el peso inicial, se determinó la pérdida de masa causada por el impacto y la relación de erosión (*ER*).

Para validar los resultados obtenidos, se propone emplear una ecuación empírica de erosión basada en principios teóricos y leyes físicas relacionadas con el impacto directo (Khanouki, 2015). Al comparar los datos con los valores calculados, se evalúa la consistencia y validez de los resultados obtenidos.

2.2 Fase 2: Modelización

Una vez recopilados y preprocesados todos los datos comienza la etapa de modelado que se lleva a cabo utilizando el algoritmo *MARS* (del inglés, *Multivariate Adaptive Regression Splines*). Este algoritmo es una herramienta efectiva para construir modelos predictivos precisos y robustos a partir de conjuntos de datos complejos y es uno de los algoritmos más utilizados para resolver problemas de computación adaptativa (Friedman, 1991a). El algoritmo *MARS* permite identificar relaciones no lineales y no paramétricas entre variables, aproximando una función desconocida por la combinación lineal de un conjunto de funciones básicas (productos de las variables del modelo) (Vanegas & Vásquez, 2017). Esta técnica de aprendizaje automático combina la regresión lineal con funciones no lineales llamadas *splines*. Comienza construyendo un modelo lineal inicial y luego agrega *splines* para capturar las relaciones no lineales en los datos. Utiliza un enfoque iterativo para mejorar el ajuste y selecciona las variables más relevantes (Friedman, 1991b). En última instancia, se obtiene un modelo flexible que combina términos lineales y no lineales para predecir una variable de respuesta continua (Naser et al., 2022).

El algoritmo *MARS* es capaz de predecir la cantidad de material que se puede perder debido a la abrasión, como se muestra en la ecuación (1) de la siguiente forma:

$$Pérdida (g) = f(m, v, \theta, HLD) \quad (1)$$

Donde:

- *m*: Masa de arena (g)
- *v*: Velocidad de las partículas (m/s)
- θ : Ángulo de impacto (°)
- *HLD*: Dureza del material

2.3 Fase 3: Validación

Para validar los resultados obtenidos y garantizar la confiabilidad del modelo desarrollado se utiliza validación cruzada. La validación cruzada es una técnica muy utilizada para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos (Arlot & Celisse, 2010). En este contexto, el conjunto de datos se divide en subconjuntos de entrenamiento y de prueba. El modelo se entrena con el subconjunto de entrenamiento y su rendimiento se evalúa con el subconjunto de prueba. Este proceso se repite varias veces, alternando los subconjuntos de entrenamiento y de prueba, y se calcula una medida de rendimiento medio para evaluar la capacidad de generalización del modelo (Kucheryavskiy et al., 2020).

Se calcula una medida de rendimiento para evaluar la capacidad de generalización del modelo, basada en indicadores como el *RMSE* (Root Mean Square Error), el *ER* (Error Relativo), la *EA* (Error Absoluto) y la diferencia frente a la media.

3. Resultados

3.1 Creación de la base de datos

Después del estudio de la literatura científica y análisis de pruebas de impacto directo de investigaciones como (A S et al., 2015; Huttunen-Saarivirta et al., 2014; Mathapati et al., 2017), se recopilan, analizan, filtran, identifican y agregan un total de 778 datos. A estos se añaden los procedentes de los ensayos propios realizados para:

- Aumentar el número de datos disponibles para la modelización.
- Verificar que los resultados son comparables a pesar de pertenecer a sectores industriales distintos.
- Introducir el efecto sobre nuevos materiales metálicos, habituales en procesos constructivos.

Globalmente se consigue una base de datos con 886 casos y 5 variables. Los parámetros recopilados y el rango de valores estudiados se resumen en la Tabla 1.

Tabla 1: Variables existentes en la base de datos de ensayos de abrasión, incluyendo: descripción, tipo, unidad (Ud.), valor mínimo (Valor mín.) y valor máximo (Valor máx.).

Nombre	Descripción	Tipo	Ud.	Valor mín.	Valor máx.
Ángulo de impacto	Posición relativa entre el flujo de aire y el material erosionado	Input	°	15	90
Cantidad de material	Cantidad de material erosivo que impacta en el material erosionado	Input	g	300	1800
Dureza	Resistencia del material a la deformación o penetración	Input	HLD	15	450
Velocidad de partículas	Velocidad de las partículas de material erosivo	Input	m/s	9,2	32,56
Pérdida	Pérdida de masa del material erosionado	Output	g	-0,05	0,13

Las pruebas experimentales se realizaron bajo condiciones normales de presión y temperatura. Al finalizar las pruebas de impacto, se observó una clara alteración superficial en las muestras. Los resultados muestran que el efecto depende mucho del material (Tabla 2).

Tabla 2: Valores medios de pérdida de masa (%) de las 4 familias de materiales.

Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
-0,05%	0,28%	0,99%	0,19%

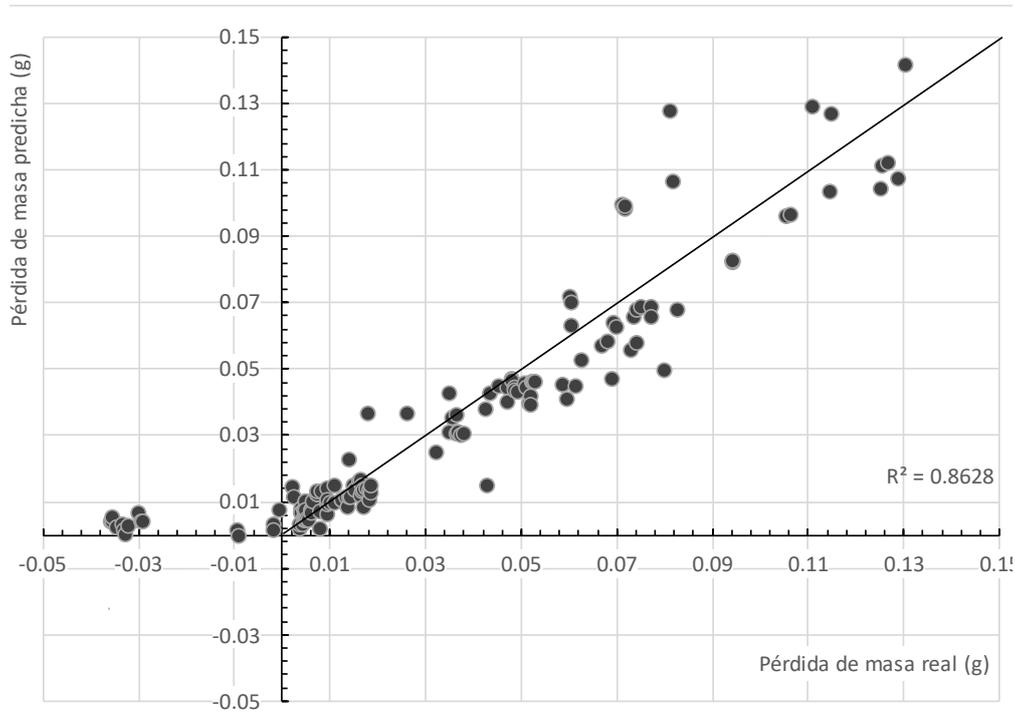
Los datos se muestran en porcentaje dado el diferente peso de partida de las muestras de los distintos materiales. En todo caso las pérdidas son del orden de las centésimas de miligramo, por lo que la precisión de la medida de peso no introduce error.

Mientras que, en general, las muestras perdieron masa por los impactos, algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye no solo a la ausencia de desgaste significativo, sino también a la incrustación de partículas de arena en el material. Las placas restantes mostraron pérdidas de masa que oscilan entre el 0,2% y el 0,99%.

La Figura 2 muestra los resultados después de validar los datos obtenidos empíricamente en las pruebas experimentales utilizando las ecuaciones de la literatura (Khanouki, 2015). La línea continua representa la situación ideal para estos valores. De forma general, los valores reales se correlacionan con los datos predichos ($R^2= 0,8628$). Dado que estas ecuaciones se basan en ejemplos de casos con pérdidas de masa entre 0,01 y 0,07g y exclusivamente de acero inoxidable; esta zona es precisamente donde mejores resultados se obtienen ($RMSE= 0,0062514$). Sin embargo, esto no sucede cuando se intenta generalizar a otros materiales.

Específicamente, se observa como los valores de ambos extremos, que corresponden al aluminio (izquierda) y el acero galvanizado (derecha), tienen peores resultados (*RMSE* 0,097491 y 0,039245 respectivamente).

Figura 2: Comparación entre resultados obtenidos experimental y teóricamente en base a fórmulas empíricas.



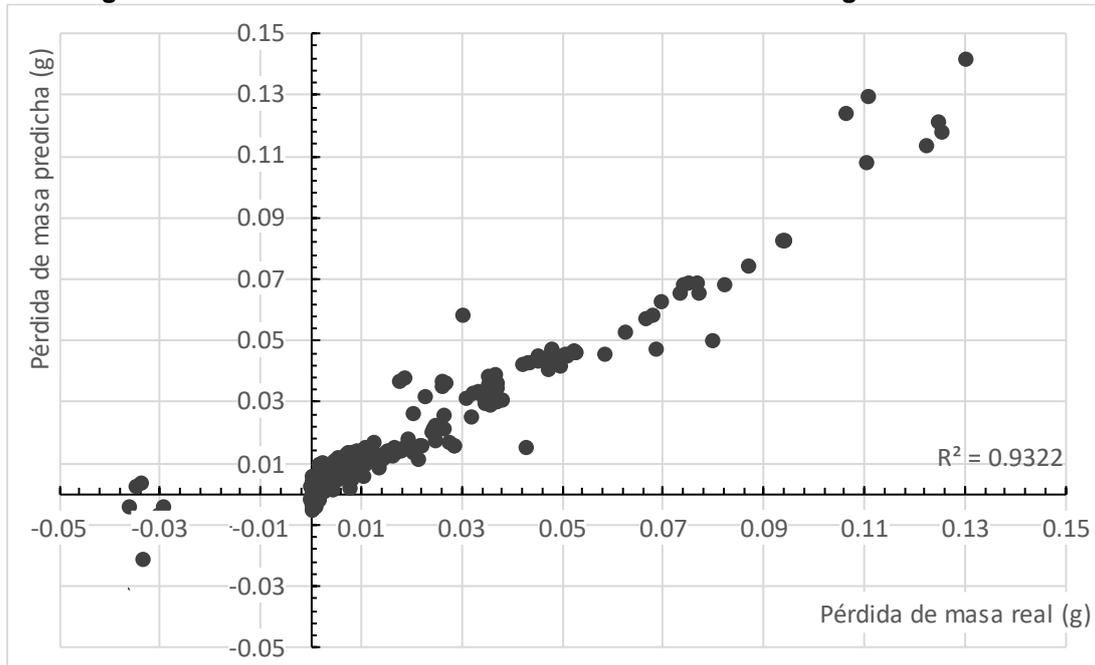
3.2 Modelado

Con el fin de conseguir un método con mayor capacidad de generalizar y haciendo uso de una base de datos más completa, se entrena el algoritmo predictivo *MARS* para crear un modelo que prediga la pérdida de masa que experimentará una estructura de metal bajo esas condiciones. El 75% de los datos se utiliza para el entrenamiento y el 25% restante para las pruebas de validación.

En la Figura 3, los valores predichos por el modelo predictivo se representan en el eje vertical, mientras que los valores reales se muestran en el eje horizontal. Igual que en el caso anterior, idealmente los puntos en este gráfico deberían distribuirse a lo largo de la línea diagonal, indicando una correspondencia exacta entre las predicciones del modelo y los valores reales. En este caso, se observa una correlación mayor entre los valores predichos y los valores reales ($R^2= 0,9322$). Esto demuestra que el modelo *MARS* es capaz de generar estimaciones precisas de la pérdida de masa basándose en los parámetros del estudio, que a su vez son variables más sencillas.

La proximidad de los puntos a la línea diagonal en el extremo derecho también sugiere que el modelo generaliza bien, lo que significa que proporciona predicciones precisas incluso para datos que no se utilizaron durante el entrenamiento del modelo. Esta capacidad de generalización es esencial para garantizar la aplicabilidad y confiabilidad del modelo en situaciones prácticas, pudiendo incluir otros materiales.

Figura 3: Resultados del modelo de abrasión utilizando el algoritmo MARS.



El *RMSE* general utilizado para medir las diferencias entre los valores predichos del modelo y los valores reales tiene un valor de 0,005587. Los valores de *RMSE* de cada una de las 4 familias de materiales se muestran en la Tabla 3. Analizando el comportamiento por separado se observa de nuevo un peor comportamiento en el Aluminio respecto al resto. Sin embargo, el resto de los materiales presentan valores de *RMSE* entre 0,005 y 0,019.

Tabla 3: Valores de RMSE de las 4 familias de materiales.

	Aluminio	Acero inoxidable	Acero galvanizado	Hojalata
RMSE	0,036179	0,005119	0,019877	0,006334

Comparando los resultados con los obtenidos utilizando las ecuaciones de la literatura, se observa igualmente la mejora en la capacidad de generalizar a otros materiales. Aunque en ninguno de los casos se hayan obtenido buenos resultados con el aluminio debido a su baja dureza, si que hay una mejoría respecto al resto de materiales. Cabe mencionar como ventaja añadida, que las variables escogidas como variables de entrada para el modelo propuesto facilitan enormemente su uso, concluyendo así que se puede lograr un resultado igual o superior con información más fácilmente accesible.

La Tabla 4 muestra una comparación entre el error relativo, el error absoluto, el porcentaje predicho por el modelo y un ejemplo del porcentaje de acierto usando el valor medio.

Tabla 4: Error relativo, error absoluto, valor medio y error del modelo de abrasión.

Error Relativo (%)	Error Absoluto	Media (%)	Modelo (%)
1	0,000292	1,12	25,7
10	0,00292	38,55	94,41
14	0,004088	58,1	97,77

Se puede observar que las predicciones del modelo tienen errores significativamente bajos y que, en cualquier caso, su uso es siempre más acertado (porcentaje de acierto mayor) en

comparación con el uso de la media. Específicamente, para un error relativo inferior al 15%, el modelo muestra una eficiencia de precisión del 98%, lo que demuestra su efectividad para estimar los valores de abrasión.

3.3 Conclusiones

Se proporciona un enfoque integral para la determinación de la tasa de erosión por partículas en materiales metálicos, con la creación de un modelo predictivo *MARS* que es capaz de predecir la pérdida de masa. Este enfoque tiene el potencial de ser aplicado a una variedad de materiales y situaciones prácticas para evaluar la erosión por partículas.

- Las pruebas experimentales realizadas presentan una alteración superficial en las muestras metálicas después de las pruebas de impacto directo. Las muestras perdieron entre el 0,20% y el 0,99% de masa por los impactos. Algunos casos, como el aluminio, mostraron ganancias de masa de hasta un 0,05%. Este fenómeno se atribuye a la incrustación de partículas de arena en el material lo que aumenta el peso y puede enmascarar las pérdidas por desgaste.
- La utilización del modelo empírico para predecir la pérdida de masa en función de las condiciones del impacto y el material proporciona una correlación general entre los valores reales y los predichos ($R^2=0,8628$), con mejores resultados para el acero inoxidable. El modelo creado, basado en un algoritmo predictivo *MARS* para mejorar la capacidad de generalización mostró una mayor correlación ($R^2=0,9322$) entre los valores predichos y los valores reales. El modelo *MARS* demostró una buena capacidad de generalización y fue efectivo en la predicción de la pérdida de masa, además de predecir la pérdida de masa basándose en parámetros más simples.
- El modelo *MARS* mejora además la capacidad de generalizar a otros materiales. Dejando aparte el aluminio por su comportamiento anómalo, el modelo *MARS* fue más eficaz en el resto de los materiales, reduciéndose, por ejemplo, en el caso del acero galvanizado el *RMSE* de 0,039245 a 0,019877.

Para futuras investigaciones, se recomienda explorar más a fondo la influencia de factores adicionales, como la composición química del material y las condiciones ambientales, en el proceso de erosión por partículas. Además, se propone validar el modelo propuesto en una gama más amplia de materiales y situaciones prácticas para garantizar su robustez y aplicabilidad generalizada en el campo de la ingeniería.

3.4 Referencias

- A S, P., Sarangan, J., Sivan, S., & Subramanian, J. (2015). Erosion wear behaviour of plasma sprayed NiCrSiB/Al₂O₃ composite coating. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, 52, 209-218. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2015.06.005>

- Almajed, A., Lemboye, K., Arab, M. G., & Alnuaim, A. (2020). Mitigating wind erosion of sand using biopolymer-assisted EICP technique. *Soils and Foundations*, 60(2), 356-371. <https://doi.org/10.1016/j.sandf.2020.02.011>
- Al-sayed, A., Al-shammari, F., Alshutayri, A., Aljojo, N., Aldhahri, E., & Abouola, O. (2022). The Smart City-Line in Saudi Arabia: Issue and Challenges. *Postmodern Openings*, 13(1 Sup1), Article 1 Sup1. <https://doi.org/10.18662/po/13.1Sup1/412>
- Arabnejad, H., Mansouri, A., Shirazi, S., & McLaury, B. (2015, enero 1). *Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications*. <https://doi.org/10.2118/174987-MS>
- Arabnejad, H., Mansouri, A., Shirazi, S., & McLaury, B. (January 1, 2015b). *Evaluation of Solid Particle Erosion Equations and Models for Oil and Gas Industry Applications*. <https://doi.org/10.2118/174987-MS>
- Arlot, S., & Celisse, A. (2010). A survey of cross-validation procedures for model selection. *Statistics Surveys*, 4(none), 40-79. <https://doi.org/10.1214/09-SS054>
- Bruno, L., Horvat, M., & Raffaele, L. (2018). Windblown sand along railway infrastructures: A review of challenges and mitigation measures. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 177, 340-365. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2018.04.021>
- Cao, X., He, W., Liao, B., Zhou, H., Zhang, H., Tan, C., & Yang, Z. (2019). Sand particle erosion resistance of the multilayer gradient TiN/Ti coatings on Ti6Al4V alloy. *Surface and Coatings Technology*, 365, 214-221. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2018.08.066>
- Çelik, S. B., Çobanoğlu, İ., Koralay, T., & Gireson, K. (2023). Investigation of the Leeb hardness test in rapid characterisation of rock cores with particular emphasis on the effect of length to diameter ratio. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 0(0), 1-20. <https://doi.org/10.1080/17480930.2023.2213549>

- Dalili, N., Edrisy, A., & Carriveau, R. (2009). A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(2), 428-438. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2007.11.009>
- Dentoni, V., Grosso, B., Pinna, F., Lai, A., & Bouarour, O. (2022). Emission of Fine Dust from Open Storage of Industrial Materials Exposed to Wind Erosion. *Atmosphere*, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/atmos13020320>
- Friedman, J. H. (1991a). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1-67. <https://doi.org/10.1214/aos/1176347963>
- Friedman, J. H. (1991b). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1-67.
- Hong, C., Chenchen, L., Xueyong, Z., Huiru, L., Liqiang, K., Bo, L., & Jifeng, L. (2020). Wind erosion rate for vegetated soil cover: A prediction model based on surface shear strength. *CATENA*, 187, 104398. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104398>
- Huttunen-Saarivirta, E., Kinnunen, H., Tuiremo, J., Uusitalo, M., & Antonov, M. (2014). Erosive wear of boiler steels by sand and ash. *Wear*, 317(1), 213-224. <https://doi.org/10.1016/j.wear.2014.06.007>
- Jarrah, M., Mayel, S., Tatarko, J., Funk, R., & Kuka, K. (2020). A review of wind erosion models: Data requirements, processes, and validity. *CATENA*, 187, 104388. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104388>
- Khanouki, H. A. (2015). *Development of Erosion Equations for Solid Particle and Liquid Droplet Impact (Ph.D. Dissertation)*. University of Tulsa.
- Kok, J. F., Parteli, E. J. R., Michaels, T. I., & Karam, D. B. (2012). The physics of wind-blown sand and dust. *Reports on Progress in Physics*, 75(10), 106901. <https://doi.org/10.1088/0034-4885/75/10/106901>

- Kucheryavskiy, S., Zhilin, S., Rodionova, O., & Pomerantsev, A. (2020). Procrustes Cross-Validation—A Bridge between Cross-Validation and Independent Validation Sets. *Analytical Chemistry*, 92(17), 11842-11850. <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.0c02175>
- Laukkanen, A., Lindgren, M., Andersson, T., Pinomaa, T., & Lindroos, M. (2020). Development and validation of coupled erosion-corrosion model for wear resistant steels in environments with varying pH. *Tribology International*, 151, 106534. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2020.106534>
- Liu, B., Qu, J., Ning, D., Han, Q., Yin, D., & Du, P. (2019). WECON: A model to estimate wind erosion from disturbed surfaces. *CATENA*, 172, 266-273. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.08.037>
- Mathapati, M., Ramesh, M. R., & Doddamani, M. (2017). High temperature erosion behavior of plasma sprayed NiCrAlY/WC-Co/cenosphere coating. *Surface and Coatings Technology*, 325, 98-106. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2017.06.033>
- Meng, H., Gao, Y., He, J., Qi, Y., & Hang, L. (2021). Microbially induced carbonate precipitation for wind erosion control of desert soil: Field-scale tests. *Geoderma*, 383, 114723. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114723>
- Naser, A. H., Badr, A. H., Henedy, S. N., Ostrowski, K. A., & Imran, H. (2022). Application of Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach in prediction of compressive strength of eco-friendly concrete. *Case Studies in Construction Materials*, 17, e01262. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2022.e01262>
- Parteli, E. J. R. (2022). Predicted expansion of sand deserts. *Nature Climate Change*, 12(11), Article 11. <https://doi.org/10.1038/s41558-022-01506-2>

- Raffaele, L., & Bruno, L. (2019). Windblown sand action on civil structures: Definition and probabilistic modelling. *Engineering Structures*, 178, 88-101. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.10.017>
- Savill, T., Jewell, E., & Barker, P. (2022). Development of Techniques and Non-Destructive Methods for in-Situ Performance Monitoring of Organically Coated Pre-Finished Cladding Used in the Construction Sector. *ECS Meeting Abstracts*, MA2022-01(16), 1016-1016. <https://doi.org/10.1149/MA2022-01161016mtgabs>
- Shao, Y. (Ed.). (2008). Integrated Wind-Erosion Modelling. En *Physics and Modelling of Wind Erosion* (pp. 303-360). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8895-7_9
- Terrados-Cristos, M., Ortega-Fernández, F., Alonso-Iglesias, G., Díaz-Piloneta, M., & Fernández-Iglesias, A. (2021). Corrosion Prediction of Weathered Galvanised Structures Using Machine Learning Techniques. *Materials*, 14(14), Article 14. <https://doi.org/10.3390/ma14143906>
- Vanegas, J., & Vásquez, F. (2017). Multivariate Adaptative Regression Splines (MARS), una alternativa para el análisis de series de tiempo. *Gaceta Sanitaria*, 31(3), 235-237. <https://doi.org/10.1016/j.gaceta.2016.10.003>
- Vo, T. T. E., Je, S.-M., Jung, S.-H., Choi, J., Huh, J.-H., & Ko, H.-J. (2022). Review of Photovoltaic Power and Aquaculture in Desert. *Energies*, 15(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/en15093288>
- Wang, W., Samat, A., Ge, Y., Ma, L., Tuheti, A., Zou, S., & Abuduwalli, J. (2020). Quantitative Soil Wind Erosion Potential Mapping for Central Asia Using the Google Earth Engine Platform. *Remote Sensing*, 12(20), Article 20. <https://doi.org/10.3390/rs12203430>
- Webb, N. P., Kachergis, E., Miller, S. W., McCord, S. E., Bestelmeyer, B. T., Brown, J. R., Chappell, A., Edwards, B. L., Herrick, J. E., Karl, J. W., Leys, J. F., Metz, L. J., Smarik,

- S., Tatarko, J., Van Zee, J. W., & Zwicke, G. (2020). Indicators and benchmarks for wind erosion monitoring, assessment and management. *Ecological Indicators*, 110, 105881. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105881>
- Wei, X., Wu, X., Wang, D., Wu, T., Li, R., Hu, G., Zou, D., Bai, K., Ma, X., Liu, Y., Yan, X., Fan, X., Cao, X., & Dashtseren, A. (2023). Spatiotemporal variations and driving factors for potential wind erosion on the Mongolian Plateau. *Science of The Total Environment*, 862, 160829. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160829>
- Woodruff, N. P., & Siddoway, F. H. (1965). A Wind Erosion Equation. *Soil Science Society of America Journal*, 29(5), 602-608. <https://doi.org/10.2136/sssaj1965.03615995002900050035x>
- Xu, Y., Liu, L., Zhou, Q., Wang, X., Tan, M. Y., & Huang, Y. (2020). An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals*, 10(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/met10020180>
- Zhang, Y., Ayyub, B. M., & Fung, J. F. (2022). Projections of corrosion and deterioration of infrastructure in United States coasts under a changing climate. *Resilient Cities and Structures*, 1(1), 98-109. <https://doi.org/10.1016/j.rcns.2022.04.004>

**Comunicación alineada con los
Objetivos de Desarrollo Sostenible**

