

03-041

EFFECTS OF CORROSION ON WIND TURBINE STRUCTURES: ANALYSIS OF TYPOLOGIES AND LITERATURE REVIEW OF PREDICTIVE MODELS

Terrados Cristos, Marta (1); Alonso Iglesias, Guillermo (1); RODRÍGUEZ MONTEQUÍN,
VICENTE (1); Morán Palacios, Henar (1)

(1) Universidad de Oviedo

Rust is a complex chemical degradation and oxidation process whose correct management is a challenge. Wind farms are affected by this phenomenon, causing the degradation of structures and leading to significant maintenance costs. This communication analyses the different types of rust that can occur in this type of structures and the most important variables that influence each of them. The communication also includes the literature review of the different predictive models used to date to predict this phenomenon and thus be able to make sound decisions about maintenance.

Keywords: rust; oxidation; wind turbine structures; wind farm.

EFFECTOS DE LA CORROSIÓN SOBRE LAS TORRES EÓLICAS: ANÁLISIS DE TIPOLOGÍAS Y ESTADO DEL ARTE DE MODELOS PREDICTIVOS

La corrosión es un proceso químico de degradación y oxidación complejo cuya correcta gestión resulta un reto. Los parques eólicos se ven afectados por este fenómeno, ocasionando el deterioro de las estructuras y acarreado importantes costes de mantenimiento. La presente comunicación analiza las distintas tipologías de corrosión que se pueden dar en este tipo de estructuras y las variables más importantes que influyen sobre cada una de ellas. La comunicación recoge también el estado del arte de los distintos modelos predictivos utilizados hasta el momento para predecir este fenómeno y así poder tomar decisiones sobre el mantenimiento.

Palabras clave: corrosión; oxidación; torres eólicas; parque eólico

Correspondencia: Vicente Rodríguez Montequín. Correo: montequi@uniovi.es

Agradecimientos: Este trabajo ha sido subvencionado a través del programa de "Ayudas para Grupos de Investigación de Organismos del Principado de Asturias" (GRUPIN 2021-2023) de la Fundación para el Fomento de Asturias de la Investigación Científica Aplicada y la Tecnología (FICYT) -Gobierno del Principado de Asturias, (Ref: SV-PA-21-AYUD-2021-50953). Proyecto financiado por la Unión Europea a través del Fondo Europeo de Desarrollo Regional.



©2022 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

Las estructuras metálicas se diseñan para resistir las cargas a las que se ven sometidas, pero también para soportar pérdidas que se pueden producir por el ambiente que les rodea (Chico et al., 2017; Yan et al., 2020). La organización mundial de la corrosión 'World Corrosion Organization (WCO)' estima que el coste de la corrosión a nivel mundial es de entre 1,3 y 1,4 billones de euros, lo que equivale al 3,8% del Producto Interno Bruto (PIB) mundial (Hays, 2022).

La corrosión es un fenómeno muy complejo, basado en la degradación de un material o sus propiedades debido a su reacción con el medio ambiente. En él, están involucrados múltiples factores y variables (Hembrara, 2012; Nezhad et al., 2022).

Existe un amplio rango de problemas de degradación en la industria, resultado de las distintas combinaciones posibles entre materiales, ambientes y condiciones de servicio. La corrosión puede no tener un efecto perjudicial sobre un material de forma inmediata, pero afecta a su resistencia, sus condiciones mecánicas, su apariencia física e incluso puede dar lugar a graves problemas operativos. Este fenómeno puede únicamente manifestarse como algo visual, pero puede ser muy grave si involucra el deterioro de algún componente crítico.

La corrosión siempre ha sido una preocupación en el campo de la ingeniería, y el sector de la energía eólica no es ajeno a esta problemática. Las graves consecuencias no están exclusivamente relacionadas con los costes de construcción y mantenimiento (Schütze et al., 2016) sino también con los riesgos humanos y medioambientales derivados del fallo de estas estructuras y las consecuentes pérdidas energéticas (Baere et al., 2013).

La energía es un elemento clave del desarrollo económico (Wang et al., 2022). En las últimas décadas, el reto del cambio climático está provocando una transformación total del sector con una acelerada introducción de las energías renovables, aquellas que son capaces de generar energía libre de CO₂ (Wang et al., 2020). Entre ellas, a nivel mundial, el uso de la energía eólica ha adquirido un papel fundamental debido a sus beneficios ambientales (Reimers et al., 2014). Hoy en día, la generación de energía eólica, tanto *onshore* como *offshore*, es una tecnología ampliamente extendida y su capacidad instalada aumenta constantemente en todo el mundo. Sin embargo, esta rápida sustitución plantea dudas en dos aspectos fundamentales: la eficiencia en la producción y la vida útil.

El coste nivelado de la energía (LCOE por sus siglas en inglés, *Levelized Cost of Energy*), es un indicador habitual para comparar diferentes fuentes de energía en diferentes lugares en base a su rendimiento económico (Aquila et al., 2021). Representa la cantidad total de energía durante la vida útil de una fuente dividido entre los costes totales durante el ciclo de vida de la misma (Emblemsvåg, 2020).

El desgaste, fundamentalmente por abrasión o corrosión, de algunos de sus componentes (específicamente las palas) es responsable principal de las pérdidas de eficiencia que redundan en una menor vida útil y, en consecuencia, una mayor emisión de CO₂ y mayores costes de la energía producida (The Workboat Association, 2020). Estos problemas durante la operación pueden ocasionar pérdidas que varían entre el 11% y 30% del LCOE en los parques terrestres, y entre el 20 y 25% en parques marítimos y tienen enormes consecuencias sobre la cantidad de energía recogida frente a la planificada (Staffell & Green, 2014). Una parte importante de esta pérdida se debe a degradación o desgaste de las estructuras o componentes.

El objetivo del presente artículo es analizar los distintos tipos de degradación a los que se pueden ver sometidas las estructuras y sistemas a la intemperie, así como las principales variables influyentes en base a la literatura y estudios existentes, y posteriormente recopilar los principales estudios y modelos predictivos disponibles para predecir este complejo fenómeno.

2. Tipos de degradación

La degradación de las estructuras expuestas a la intemperie es uno de los retos más exigentes a los que se enfrenta la industria (Xu et al., 2020). El envejecimiento y pérdida de durabilidad, además de derivar en una vida útil acortada, grandes inversiones en mantenimiento y fuertes impactos en el medio, provoca pérdidas de eficiencia en las turbinas, produciendo menos energía. La correcta gestión de este complejo fenómeno multifactorial es esencial para el desarrollo de una actividad sostenible.

En el caso de las estructuras eólicas, la degradación se debe principalmente a dos mecanismos: uno físico, por impacto directo de partículas o gotas sobre la superficie (abrasión) y uno químico, por la formación de lo que se conoce como celdas galvánicas de corrosión (Slamova et al., 2016).

La principal causa que desencadena ambos fenómenos es la contaminación atmosférica, que se puede presentar en forma de sólidos, gases y aerosoles (J. Liu et al., 2018), aunque también los propios fenómenos atmosféricos como la lluvia (Elhadi Ibrahim & Medraj, 2020).

Existen principalmente tres sistemas de protección utilizados para enfrentarse a ambos fenómenos: la protección catódica, que reduce el potencial eléctrico para ralentizar la oxidación; (Mahdavi et al., 2017), los márgenes de tolerancia, que consisten en usar más grosor de material para paliar la pérdida y los recubrimientos de resina epoxi y poliuretano, que actúan como barrera artificial frente al entorno corrosivo (Lyon et al., 2017). Precisamente esta última técnica es la más utilizada en entornos *offshore* y puede constar de distintas capas de imprimación dependiendo de la norma técnica a la que se hace referencia (Momber & Marquardt, 2018).

2.1. Corrosión

Dentro de estos procesos, la corrosión se ha estudiado en más profundidad. Se trata de un proceso de descomposición de un material causado por una reacción química con su entorno que tiene un efecto acelerador en regiones costeras (Pham et al., 2019). Este fenómeno ha sido ampliamente estudiado por conocidos autores como Benarie y Lipfert (1986) o Morcillo et al. (2013), dando también lugar a programas internacionales de cooperación lanzados para entender y modelar este fenómeno (ISOCORRAG, ICP/UNECE y MICAT). Actualmente siguen realizándose estudios puntuales (Kreislova & Knotkova, 2017; Titakis & Vassiliou, 2020) ya que la problemática continúa sin estar totalmente resuelta.

Hay diferentes tipos de corrosión, como la corrosión uniforme (o corrosión general), la corrosión por picaduras o *pitting*, la corrosión por grietas, la corrosión galvánica y la corrosión por erosión. Además, otros elementos como las olas o el viento pueden iniciar el agrietamiento por corrosión bajo tensión y la fatiga por corrosión (Adedipe et al., 2016; Price & Figueira, 2017). Del mismo modo, los microorganismos pueden inducir corrosión influenciada por microbios (MIC) (Dinh et al., 2004). El tipo de corrosión predominante dependerá de un cierto número de factores que son intrínsecos al metal, el medio y las condiciones de uso (Ahmad, 2006a).

Los trabajos realizados hasta ahora relacionados con el estudio de la corrosión, muestran de forma general que hay ciertos parámetros con una influencia clara en el proceso corrosivo: Tiempo de mojado (TOW) por sus siglas en inglés, '*Time of Wetness*' Humedad relativa (HR) y la presencia de contaminantes como SO₂ o Cl⁻ (Ahmad, 2006b; Vargel, 2004). Como indica la norma ISO 12944-2:2017 (ISO, 2017), la corrosión es más factible si la humedad relativa

se encuentra por encima del 80% y la temperatura por encima de 0°C, pero si hay contaminantes y/o sales higroscópicas presentes, la corrosión tiene lugar a niveles de humedad mucho menores.

Sin embargo, cuando no se trata de sistemas puramente metálicos y/o que pueden incluir protecciones con pinturas o *gel coat*, la degradación se puede producir en otras condiciones. En materiales tipo composites, la resina que forma la fibra de vidrio se descompone y genera líquidos o gases, que hace que se hinche y vayan apareciendo esos abultamientos en forma de pequeñas burbujas o ampollas (Nazarov et al., 2018). Por otro lado, los defectos que pueden aparecer en el recubrimiento y que hacen que vaya penetrando y aumentando la degradación se deben a tres factores: biológicos (por acción de moluscos o flora marina), golpes o contracciones y retracciones por cambios de temperatura (Elhadi Ibrahim & Medraj, 2020).

Es por esto que, la degradación y los defectos de los recubrimientos tipo barnices o con pinturas es más complicada de predecir y prevenir. La norma '*UNE 4628- Pinturas y barnices. Evaluación de la degradación de los recubrimientos. Designación de la intensidad, cantidad y tamaño de los tipos más comunes de defecto.*' (UNE EN ISO 4628, 2016) permite cuantificar este fenómeno por niveles en base a la cantidad y el tamaño de los defectos. Estos defectos se clasifican en ampollamiento, descamación, oxidación y agrietamiento.

Existen investigaciones que proponen detectar el cambio de espesor al inicio del desarrollo de las ampollas con corrientes de Eddy (He et al., 2014), así como estudios que buscan las relaciones comparativas entre los resultados con ensayos de laboratorio siguiendo diferentes normas (ISO 9227, ISO 20340, ISO 16701) con los resultados reales como en el caso del estudio realizado por Lebozec et al. (2015) que comparan 15 sistemas diferentes de pintura, pero la complejidad de la problemática hace que difícilmente los resultados obtenidos en ensayos de laboratorios representen fielmente la realidad.

2.2. Abrasión

Por otro lado, la abrasión es el proceso de erosión física producido por las partículas en suspensión o gotas que impactan en los objetos. Dependiendo del tipo de fluido portador y de la forma y la velocidad en que se producen los impactos, existen diferentes tipos de desgaste. Además son importantes la dureza del material erosionado y del material abrasivo (Tatarko et al., 2020). Por la problemática que supone para el terreno, existen muchos modelos de abrasión enfocados a la erosión de los suelos (Jarrah et al., 2020; B. Liu et al., 2019; Shao et al., 1996) y en tuberías, sobre todo en la industria petrolera (Amir et al., 2016). Existen modelizaciones de la abrasión por partículas con CFD (mecánica de fluidos computacional) y varios ejemplos de uso de softwares, como ANSYS o ABAQUS (Elhadi Ibrahim & Medraj, 2020). Sin embargo, todos estos estudios, no son directamente aplicables al caso de abrasiones ocasionadas por partículas o gotas movidas por el viento, ya que tiene mayor capacidad portante y puede arrastrar más cantidad de partículas y de mucho mayor tamaño. Además, la erosión producida por gotas de agua es una forma de desgaste muy específica pues se produce por el impacto de pequeñas partículas líquidas, pero con una velocidad suficientemente alta, representando un serio problema en componentes en movimiento (Bartolomé & Teuwen, 2018). Concretamente, la lluvia es una de las causas de erosión más importantes en las palas de turbinas eólicas puesto que causa erosión desde el primer momento en que empiezan a funcionar (Asgharpour et al., 2020) y, aunque la vida útil estimada de estos componentes son 20 años como mínimo, esta degradación puede aparecer antes.

Se concluye que, mientras que los resultados y consecuencias de ambos tipos de degradación están muy relacionados, las variables que más influyen en cada uno de ellos son muy dispares. La Tabla 1 muestra un resumen de las más influyentes en cada tipo.

Tabla 1. Principales factores y variables que intervienen en cada tipo de degradación

Variables degradación química	Variables degradación física
Humedad relativa	Composición de las partículas
Temperatura	Velocidad de impacto
Contaminantes:	Dureza del material
- SO ₂	Cantidad de material abrasivo
- Cl ⁻	
TOW	Ángulo de impacto

Queda claro entonces que los sectores involucrados y los estudios presentan mucha diversidad, pero han sido otros ámbitos de aplicación y siendo ambos fenómenos estudiados por separado (Mansouri, 2016). La bibliografía deja clara la importancia del problema. Aunque no existen estudios en el sector, se estima que la fricción y el desgaste en la industria minera en la molienda, la excavación, los transportadores, las bombas, la deshidratación y la separación es responsable del 50% de los costes anuales relacionados con el desgaste (Laukkanen et al., 2020) y del 2,7% de las emisiones de CO₂ en el mundo (Holmberg et al., 2017). En la costa noroccidental de Egipto, las tormentas de arena desgastan incluso los edificios (El-Sherbiny, 2018) y en eólica marina (Offshore Wind Energy Devices, OWEA) el coste de reparación de los sistemas de protección es unas 50 veces superiores al coste inicial (Momber & Marquardt, 2018).

Estos fenómenos dan lugar a ineficiencias energéticas y económicas, aumentando el LCOE debido al menor rendimiento energético y la necesidad de inversión en mantenimientos, así como problemas ambientales derivados del aumento de la huella de carbono de la infraestructura por su mantenimiento o sustitución entre otros.

3. Modelos predictivos y resultados

El aprendizaje automático o *machine learning* (ML, por sus siglas en inglés) es una rama de la inteligencia artificial que permite que las máquinas aprendan de los datos (Y. Liu et al., 2020). Así, proporciona procesos de simulación más precisos que los métodos computacionales tradicionales, ya que mejora su propio rendimiento con los conocimientos que va adquiriendo de las bases de datos (Chen et al., 2020). El ML se ha aplicado en muchos sectores, entre los que se incluye la investigación de la corrosión, sin embargo, este no se ha beneficiado mucho del gran progreso que están sufriendo estas tecnologías de *big data*, ya que los datos relativos a la corrosión tienden a ser incompletos y muy heterogéneos (Wei et al., 2020).

Para el caso de la corrosión atmosférica uniforme, antes de que se extendiese el uso de algoritmos de aprendizaje automático ya existían varios ejemplos de modelos predictivos: log-linear (Feliu et al., 1993), funciones dosis-respuesta (Mikhailov et al., 2004) o funciones de potencia (Klinesmith et al., 2007), entre otros.

Uno de los primeros trabajos de *machine learning* aplicado a la corrosión atmosférica lo realizaron Cai et al. (1999), con el uso de una red neuronal sencilla, pero no fue hasta casi una década después que se desarrollaron nuevos trabajos en esta línea. Varias investigaciones interesantes han hecho uso de técnicas de ML utilizando distintos algoritmos para predecir el ratio de corrosión, como redes neuronales (Kamrunnahar & Urquidi-Macdonald, 2010), *random forest* (Zhi et al., 2019), mapas autoorganizados (Terrados-Cristos et al., 2021), MARS (Arriba-Rodríguez et al., 2021) o enfoques híbridos más complejos (Coelho et al., 2022; Zhi et al., 2020).

El caso de las turbinas eólicas es más complicado. En el caso de las palas, el desgaste se produce principalmente en el borde de ataque (Papi, Cappugi, et al., 2020). Los impactos continuados de partículas líquidas o sólidas suspendidas en el aire aumentan inicialmente la rugosidad de la superficie y se forman pequeñas picaduras que podrán expandirse hasta causar agrietamientos importantes (Papi, Ferrara, et al., 2020). Para estudiar estos fenómenos con bastante precisión, se necesitarían modelos CFD a escala real, lo que podría resultar prohibitivos desde el punto de vista computacional. Anteriormente, Springer desarrolló un modelo comúnmente utilizado para estimar la erosión por impacto de líquidos en el sector aeroespacial (1976) que analiza la presión de contacto, las tensiones del revestimiento y la resistencia a fatiga y ajusta la vida útil mediante relaciones empíricas con experimentos de erosión. Sin embargo, dado que los materiales de revestimiento actuales son más avanzados este modelo tradicional no dispone de representación física de estos supuestos (Hoksbergen et al., 2022), por lo que todavía hay mucho margen de estudio. Existen modelos matemáticos para abordar esta problemática. Uno de los primeros estudios propuestos tiene un enfoque probabilístico que considera la naturaleza estocástica de los procesos de fallo y reparación bajo diferentes regímenes de viento, y las características de salida del aerogenerador (Sayas & Allan, 1996), estos modelos fueron evolucionando con el tiempo hacia perspectivas más sencillas que aportan un valor cualitativo agrupando el nivel de degradación en categorías (Besnard & Bertling, 2010; Eggen, 2009). En esta línea existen investigaciones más actuales que mantienen el enfoque estocástico pero incorporan como novedad la metodología de las redes de Petri y permiten predecir las condiciones futuras de los componentes, el número previsto de reparaciones, los costes de mantenimiento, el número de fallos de los componente, ente otros. (Le & Andrews, 2015).

Momber et al. presentan otra aproximación interesante en sus últimos trabajos (2021) ya que como modelo predictivo proponen un 'gemelo digital' o *digital twin* para monitorizar y realizar el mantenimiento predictivo de los sistemas de protección y los diferentes componentes de las torres eólicas. Así, segmentan la estructura en una serie de áreas de referencia y posteriormente definen el grado de deterioro local de cada área usando imágenes y datos heterogéneos (geodésicos, meteorológicos...) para la evaluación y supervisión. Estos autores ejemplifican su propuesta en una estructura de una torre de un aerogenerador (Momber et al., 2022).

Zhang et al. presentan los resultados de un estudio experimental a largo plazo para el sector aeroespacial (2021) analizando los datos obtenidos tras exponer muestras de aleaciones de aluminio con imprimación epoxi en un entorno costero durante 7, 12 y 20 años. Con su estudio verifican que a unos materiales les afecta más la degradación propia del inicio de la exposición que a otros. Los datos recabados podrían ser una contribución muy valiosa para aplicar algoritmos de ML, sin embargo, la cantidad condiciona mucho la obtención de resultados concluyentes.

En todo caso, el auge de este sector energético y la necesidad de nuevos modelos predictivos permitirán seguir ampliando el conjunto de modelos en estas líneas en los próximos años.

4. Conclusiones

Las condiciones de funcionamiento adversas de los parques eólicos causan efectos perjudiciales sobre sus componentes, disminuyendo su vida útil y su rendimiento.

La degradación física y química por acción de la corrosión atmosférica y ciertos contaminantes sólidos o líquidos no solo perjudica a los parques eólicos de forma estructural y económica, sino que influye de forma clara en la disminución de la producción energética.

Las principales variables que intervienen en la degradación química son: humedad relativa, temperatura, contaminantes atmosféricos y TOW mientras que en la degradación física

influye la composición de las partículas, la velocidad de impacto, la dureza del material, la cantidad de material abrasivo y el ángulo de impacto.

Los distintos tipos de recubrimientos, así como las acciones asociadas al mantenimiento de las estructuras eólicas pueden suponer grandes impactos ambientales, contrarias a las bases de cualquier tipo de energía renovable.

Precisamente por la heterogeneidad del fenómeno de corrosión resulta complicado obtener bases de datos robustas y suficientemente grandes como para entrenar de forma eficiente algoritmos predictivos.

Los estudios e investigaciones realizadas hasta el momento son variadas pero escasas y abordan el problema de forma localizada, dando cabida a múltiples enfoques futuros. Además, la integración de la parte física y química de degradación de las estructuras en una única herramienta no está aún desarrollado.

5. Referencias

- Adedipe, O., Brennan, F., & Kolios, A. (2016). Review of corrosion fatigue in offshore structures: Present status and challenges in the offshore wind sector. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61, 141–154. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.02.017>
- Ahmad, Z. (2006a). Atmospheric corrosion. *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control*, 550–575.
- Ahmad, Z. (2006b). CHAPTER 10—ATMOSPHERIC CORROSION. In Z. Ahmad (Ed.), *Principles of Corrosion Engineering and Corrosion Control* (pp. 550–575). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075065924-6/50011-8>
- Amir, B., Guermazi, N., Elleuch, K., & Urgen, M. (2016). On the erosive wear of 304L stainless steel caused by olive seed particles impact: Modeling and Experiments. *Tribology International*, 102. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2016.06.020>
- Aquila, G., Nakamura, W. T., Junior, P. R., Rocha, L. C. S., & de Oliveira Pamplona, E. (2021). Perspectives under uncertainties and risk in wind farms investments based on Omega-LCOE approach: An analysis in São Paulo state, Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 141, 110805.
- Arriba-Rodríguez, L.-D., Ortega-Fernández, F., Villanueva-Balsera, J. M., & Rodríguez-Montequín, V. (2021). Corrosion Predictive Model in Hot-Dip Galvanized Steel Buried in Soil. *Complexity*, 2021.
- Asgharpour, A., Zahedi, P., Arabnejad Khanouki, H., Shirazi, S. A., & McLaury, B. S. (2020). Experimental Investigation of Solid Particle Erosion in Successive Elbows in Gas Dominated Flows. *Journal of Fluids Engineering*, 142(6). <https://doi.org/10.1115/1.4046109>
- Baere, K., Verstraelen, H., Rigo, P., Passel, S., Lenaerts, S., & Potters, G. (2013). Study on alternative approaches to corrosion protection of ballast tanks using an economic model. *Marine Structures*, 32, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.marstruc.2013.02.003>
- Bartolomé, L., & Teuwen, J. (2018). Prospective challenges in the experimentation of the rain erosion on the leading edge of wind turbine blades. *Wind Energy*. <https://doi.org/10.1002/we.2272>
- Benarie, M., & Lipfert, F. L. (1986). A general corrosion function in terms of atmospheric pollutant concentrations and rain pH. *Atmospheric Environment* (1967), 20(10), 1947–1958. [https://doi.org/10.1016/0004-6981\(86\)90336-7](https://doi.org/10.1016/0004-6981(86)90336-7)

- Besnard, F., & Bertling, L. (2010). An Approach for Condition-Based Maintenance Optimization Applied to Wind Turbine Blades. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 1(2), 77–83. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2010.2049452>
- Cai, J., Cottis, R. A., & Lyon, S. B. (1999). Phenomenological modelling of atmospheric corrosion using an artificial neural network. *Corrosion Science*, 41(10), 2001–2030. [https://doi.org/10.1016/S0010-938X\(99\)00024-4](https://doi.org/10.1016/S0010-938X(99)00024-4)
- Chen, A., Zhang, X., & Zhou, Z. (2020). Machine learning: Accelerating materials development for energy storage and conversion. *InfoMat*, 2(3), 553–576. <https://doi.org/10.1002/inf2.12094>
- Chico, B., De la Fuente, D., Díaz, I., Simancas, J., & Morcillo, M. (2017). Annual Atmospheric Corrosion of Carbon Steel Worldwide. An Integration of ISOCORRAG, ICP/UNECE and MICAT Databases. *Materials*, 10(6), 601. <https://doi.org/10.3390/ma10060601>
- Coelho, L. B., Zhang, D., Van Ingelgem, Y., Steckelmacher, D., Nowé, A., & Terryn, H. (2022). Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective. *Npj Materials Degradation*, 6(1), 1–16. <https://doi.org/10.1038/s41529-022-00218-4>
- Dinh, H. T., Kuever, J., Mußmann, M., Hassel, A. W., Stratmann, M., & Widdel, F. (2004). Iron corrosion by novel anaerobic microorganisms. *Nature*, 427(6977), 829–832. <https://doi.org/10.1038/nature02321>
- Eggen, A. O. (2009). Handbook on condition monitoring of wind turbines.
- Elhadi Ibrahim, M., & Medraj, M. (2020). Water Droplet Erosion of Wind Turbine Blades: Mechanics, Testing, Modeling and Future Perspectives. *Materials*, 13(1), 157. <https://doi.org/10.3390/ma13010157>
- El-Sherbiny, Y. M. (2018). Erosive wear of different facade finishing materials. *HBRC Journal*, 14(3), 431–437. <https://doi.org/10.1016/j.hbrj.2018.04.001>
- Emblemsvåg, J. (2020). On the levelised cost of energy of windfarms. *International Journal of Sustainable Energy*, 39(7), 700–718.
- Feliu, S., Morcillo, M., & Feliu, S. (1993). The prediction of atmospheric corrosion from meteorological and pollution parameters—I. Annual corrosion. *Corrosion Science*, 34(3), 403–414. [https://doi.org/10.1016/0010-938X\(93\)90112-T](https://doi.org/10.1016/0010-938X(93)90112-T)
- Hays, G. (2022). Now is the Time—World Corrosion Organization. <https://corrosion.org/>
- He, Y., Tian, G. Y., Pan, M., Chen, D., & Zhang, H. (2014). An investigation into eddy current pulsed thermography for detection of corrosion blister. *Corrosion Science*, 78, 1–6.
- Hembrara, A., O. E. (2012). Effect of hydrogenation of the walls of oil-and-gas pipelines on their soil corrosion and service life. *Materials Science*, 47(5), 598–607.
- Hoksbergen, N., Akkerman, R., & Baran, I. (2022). The Springer Model for Lifetime Prediction of Wind Turbine Blade Leading Edge Protection Systems: A Review and Sensitivity Study. *Materials*, 15(3), 1170. <https://doi.org/10.3390/ma15031170>
- Holmberg, K., Päivi, K.-R., Härkisaari, P., Valtonen, K., & Erdemir, A. (2017). Global energy consumption due to friction and wear in the mining industry. *Tribology International*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2017.05.010>
- ISO. (2017). ISO 12944-2:2017 Paints and varnishes—Corrosion protection of steel structures by protective paint systems—Part 2: Classification of environments. <https://www.iso.org/cms/render/live/en/sites/isoorg/contents/data/standard/06/48/64834.html>

- 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>
- Kamrunnahar, M., & Urquidi-Macdonald, M. (2010). Prediction of corrosion behavior using neural network as a data mining tool. *Corrosion Science*, 52(3), 669–677. <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2009.10.024>
- Klinesmith, D. E., McCuen, R. H., & Albrecht, P. (2007). Effect of Environmental Conditions on Corrosion Rates. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 19(2), 121–129. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0899-1561\(2007\)19:2\(121\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0899-1561(2007)19:2(121))
- Kreislova, K., & Knotkova, D. (2017). The Results of 45 Years of Atmospheric Corrosion Study in the Czech Republic. *Materials*, 10. <https://doi.org/10.3390/ma10040394>
- 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>
- Le, B., & Andrews, J. (2015). Modelling wind turbine degradation and maintenance. *Wind Energy*, 19. <https://doi.org/10.1002/we.1851>
- LeBozec, N., Thierry, D., Le Calvé, P., Favennec, C., Pautasso, J.-P., & Hubert, C. (2015). Performance of marine and offshore paint systems: Correlation of accelerated corrosion tests and field exposure on operating ships. *Materials and Corrosion*, 66(3), 215–225. <https://doi.org/10.1002/maco.201307340>
- 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>
- Liu, J., Ou, G., Qiu, Q., Xing, F., Tang, K., & Zeng, J. (2018). Atmospheric chloride deposition in field concrete at coastal region. *Construction and Building Materials*, 190, 1015–1022. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.09.094>
- Liu, Y., Guo, B., Zou, X., Li, Y., & Shi, S. (2020). Machine learning assisted materials design and discovery for rechargeable batteries. *Energy Storage Materials*, 31, 434–450. <https://doi.org/10.1016/j.ensm.2020.06.033>
- Lyon, S. B., Bingham, R., & Mills, D. J. (2017). Advances in corrosion protection by organic coatings: What we know and what we would like to know. *Progress in Organic Coatings*, 102, 2–7. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2016.04.030>
- Mahdavi, F., Forsyth, M., & Tan, M. Y. J. (2017). Techniques for testing and monitoring the cathodic disbondment of organic coatings: An overview of major obstacles and innovations. *Progress in Organic Coatings*, 105, 163–175. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2016.11.034>
- Mansouri, A. (2016). A combined CFD-experimental method for developing an erosion equation for both gas-sand and liquid-sand flows. In Ph.D. Thesis. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2016PhDT.....88M>
- Mikhailov, A. A., Tidblad, J., & Kucera, V. (2004). The Classification System of ISO 9223 Standard and the Dose–Response Functions Assessing the Corrosivity of Outdoor Atmospheres. *Protection of Metals*, 40(6), 541–550. <https://doi.org/10.1023/B:PROM.0000049517.14101.68>
- Momber, A. W., & Marquardt, T. (2018). Protective coatings for offshore wind energy devices (OWEAs): A review. *Journal of Coatings Technology and Research*, 15(1), 13–40.

- Momber, A. W., Möller, T., Langenkämper, D., Nattkemper, T. W., & Brün, D. (2021). A Digital Twin concept for the prescriptive maintenance of protective coating systems on wind turbine structures. *Wind Engineering*, 0309524X211060550. <https://doi.org/10.1177/0309524X211060550>
- Momber, A. W., Nattkemper, T. W., Langenkämper, D., Möller, T., Brün, D., Schaumann, P., & Shojai, S. (2022). A data-based model for condition monitoring and maintenance planning for protective coating systems for wind tower structures. *Renewable Energy*, 186, 957–973. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.01.022>
- Morcillo, M., Chico, B., Díaz, I., Cano, H., & de la Fuente, D. (2013). Atmospheric corrosion data of weathering steels. A review. *Corrosion Science*, 77, 6–24.
- Nazarov, A., Lebozec, N., & Thierry, D. (2018). Scanning Kelvin Probe assessment of steel corrosion protection by marine paints containing Zn-rich primer. *Progress in Organic Coatings*, 125, 61–72. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2018.08.024>
- Nezhad, A. H. N., Zahrani, E. M., & Alfantazi, A. M. (2022). Erosion-corrosion of electrodeposited superhydrophobic Ni-Al₂O₃ nanocomposite coatings under jet saline-sand slurry impingement. *Corrosion Science*, 197, 110095. <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2022.110095>
- Papi, F., Cappugi, L., Perez-Becker, S., & Bianchini, A. (2020). Numerical Modeling of the Effects of Leading-Edge Erosion and Trailing-Edge Damage on Wind Turbine Loads and Performance. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 142(11). <https://doi.org/10.1115/1.4048451>
- Papi, F., Ferrara, G., & Bianchini, A. (2020). Practical Considerations on Wind Turbine Blade Leading Edge Erosion Modelling and its Impact on Performance and Loads. *Journal of Physics: Conference Series*, 1618(5), 052005. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1618/5/052005>
- Pham, N. D., Okazaki, S., Kuriyama, Y., Kasai, N., & Suzuki, K. (2019). Real-time aerosol chloride deposition measuring device using a conductivity sensor. *Atmospheric Environment*, 213, 757–766. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2019.06.018>
- Price, S. J., & Figueira, R. B. (2017). Corrosion Protection Systems and Fatigue Corrosion in Offshore Wind Structures: Current Status and Future Perspectives. *Coatings*, 7(2), 25. <https://doi.org/10.3390/coatings7020025>
- Reimers, B., Özdirik, B., & Kaltschmitt, M. (2014). Greenhouse gas emissions from electricity generated by offshore wind farms. *Renewable Energy*, 72, 428–438. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.07.023>
- Sayas, F. C., & Allan, R. N. (1996). Generation availability assessment of wind farms. *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, 143(5), 507–518. <https://doi.org/10.1049/ip-gtd:19960488>
- Schütze, M., Roche, M., & Bender, R. (2016). Corrosion Resistance of Steels, Nickel Alloys, and Zinc in Aqueous Media: Waste Water, Seawater, Drinking Water, High-Purity Water. John Wiley & Sons.
- Shao, Y., Raupach, & Leys, J. (1996). A model for predicting aeolian sand drift and dust entrainment on scales from paddock to region. <https://doi.org/10.1071/SR9960309>
- Slamova, K., Duerr, I., Kaltenbach, T., & Koehl, M. (2016). Degradation effects of maritime atmosphere on metallic components of solar collectors. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 147, 246–254. <https://doi.org/10.1016/j.solmat.2015.12.011>
- Springer, G. S. (1976). Erosion by liquid impact. <https://www.osti.gov/biblio/6340467>

- Staffell, I., & Green, R. (2014). How does wind farm performance decline with age? *Renewable Energy*, 66, 775–786. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.10.041>
- Tatarko, J., Kucharski, M., Li, H., & Li, H. (2020). PM2.5 and PM10 emissions by abrasion of agricultural soils. *Soil and Tillage Research*, 200. Scopus. <https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104601>
- 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), 3906.
- The Workboat Association. (2020). Decarbonising Maritime Operations in North Sea Offshore Wind O&M. *Catapult Offshore Renewable Energy*, 194.
- Titakis, C., & Vassiliou, P. (2020). Evaluation of 4-Year Atmospheric Corrosion of Carbon Steel, Aluminum, Copper and Zinc in a Coastal Military Airport in Greece. *Corrosion and Materials Degradation*, 1(1), 159–186. <https://doi.org/10.3390/cmd1010008>
- UNE EN ISO 4628. (2016). Pinturas y barnices. Evaluación de la degradación de los recubrimientos. Designación de la intensidad, cantidad y tamaño de los tipos más comunes de defectos. <https://www.une.org/encuentra-tu-norma/busca-tu-norma/norma/?c=N0056796>
- Vargel, C. (2004). Chapter C.2—The Parameters of Atmospheric Corrosion. In C. Vargel (Ed.), *Corrosion of Aluminium* (pp. 241–257). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-008044495-6/50018-5>
- Wang, Q., Dong, Z., Li, R., & Wang, L. (2022). Renewable energy and economic growth: New insight from country risks. *Energy*, 238(PC). <https://ideas.repec.org/a/eee/energy/v238y2022ipcs0360544221022660.html>
- Wang, Q., Li, S., & Pisarenko, Z. (2020). Heterogeneous effects of energy efficiency, oil price, environmental pressure, R&D investment, and policy on renewable energy—Evidence from the G20 countries. *Energy*, 209(C). <https://ideas.repec.org/a/eee/energy/v209y2020ics0360544220314298.html>
- Wei, X., Fu, D., Chen, M., Wu, W., Wu, D., & Liu, C. (2020). Data mining to effect of key alloys on corrosion resistance of low alloy steels in Sanya seawater environment. *Journal of Materials Science & Technology*, 64. <https://doi.org/10.1016/j.jmst.2020.01.040>
- Xu, Y.-Z., Liu, Zhou, Wang, Tan, & Huang. (2020). An Overview of Major Experimental Methods and Apparatus for Measuring and Investigating Erosion-Corrosion of Ferrous-Based Steels. *Metals*, 10, 180. <https://doi.org/10.3390/met10020180>
- Yan, L., Diao, Y., Lang, Z., & Gao, K. (2020). Corrosion rate prediction and influencing factors evaluation of low-alloy steels in marine atmosphere using machine learning approach. *Science and Technology of Advanced Materials*, 21(1), 359–370. <https://doi.org/10.1080/14686996.2020.1746196>
- Zhang, T., Zhang, T., He, Y., Zhang, S., Ma, B., & Gao, Z. (2021). Long-Term Atmospheric Aging and Corrosion of Epoxy Primer-Coated Aluminum Alloy in Coastal Environments. *Coatings*, 11, 237. <https://doi.org/10.3390/coatings11020237>
- Zhi, Y., Fu, D., Zhang, D., Yang, T., & li, X. (2019). Prediction and Knowledge Mining of Outdoor Atmospheric Corrosion Rates of Low Alloy Steels Based on the Random Forests Approach. *Metals*, 9. <https://doi.org/10.3390/met9030383>
- Zhi, Y., Yang, T., & Fu, D. (2020). An improved deep forest model for forecast the outdoor atmospheric corrosion rate of low-alloy steels. *Journal of Materials Science & Technology*, 49. <https://doi.org/10.1016/j.jmst.2020.01.044>

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

