

05-031

### **CLASSIFICATION OF ENERGY EFFICIENCY LOSS LEVELS IN WIND FARMS DUE TO VARIOUS ENVIRONMENTAL CONDITIONS**

Terrados Cristos, Marta <sup>(1)</sup>; Rodríguez Montequín, Vicente <sup>(1)</sup>; García González, Javier <sup>(1)</sup>;  
Martínez Huerta, Gemma Marta <sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> Universidad de Oviedo

Wind power plants operate under adverse conditions that can degrade their components, reducing their useful life and performance. When these plants are designed, the amount of energy they will produce during their operation is estimated, assessing their deterioration, without considering differences based on their location. Prior knowledge of the levels of wear and, consequently, the energy losses of the turbines, would make it possible to improve plants estimation and optimise their design. This research classifies the level of affection that a wind farm could have to determine the amount of efficiency decrease due to physico-chemical wear caused by reaction with the environment. To do this, different environments are categorised based on predictions of data-based models, satellite information and multispectral images, which, together with data sources from the literature, make it possible to generate, from a macroscopic point of view and with a holistic approach, a categorisation of the areas to determine wear influence, providing valuable new information for decision-making when planning the construction of a new infrastructure.

*Keywords:* renewable energies; wind power; wear; classificatory models; efficiency

### **CLASIFICACIÓN DEL NIVEL DE PERDIDA DE EFICIENCIA ENERGÉTICA DE UN PARQUE EÓLICO POR EL DESGASTE SUFRIDO EN AMBIENTES ADVERSOS**

Las centrales eólicas funcionan bajo condiciones adversas que pueden degradar sus componentes, disminuyendo su vida útil y su rendimiento. Cuando se diseñan estas centrales se estima la cantidad de energía que producirán durante su explotación, valorando de forma genérica su deterioro, sin tener en cuenta las diferencias en función de su ubicación. Conocer previamente los niveles de desgaste y, en consecuencia, las pérdidas de energía de las turbinas, permitiría mejorar las estimaciones de los parques y optimizar su diseño. Esta investigación realiza una clasificación del nivel de afección que podría llegar a tener un parque para determinar los niveles de disminución de la eficiencia debido al desgaste fisicoquímico por reacción con el ambiente. Para ello clasifica los entornos en base a predicciones de modelos basados en datos, información satelital e imágenes multiespectrales, que junto con fuentes de datos de la literatura permiten generar desde un punto de macroscópico y de manera holística, una categorización de la zona para conocer la influencia del desgaste, proporcionando nueva información muy valiosa en la toma de decisiones a la hora de planificar la construcción de una nueva infraestructura.

*Palabras clave:* energías renovables; eólica, desgaste; modelos clasificatorios; eficiencia

Agradecimientos: FUNDACION PARA LA INVESTIGACION CIENTIFICA Y TECNICA FICYT

Ayudas para la realización de proyectos de I+D+i en red (CONCERTADOS) desarrollados por organismos de investigación en colaboración con empresas del Principado de Asturias durante el período 2021-



© 2023 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

En los últimos años, la preocupación por los efectos del cambio climático y la conciencia pública sobre los impactos ambientales ha aumentado considerablemente. En comparación con la generación de electricidad a partir de combustibles fósiles, la energía renovable tiene una carga ambiental mucho menor y, por lo tanto, está experimentando un crecimiento constante en la misión de mitigar los impactos ambientales y los efectos del cambio climático derivados de la utilización de combustibles fósiles (Bourhis et al., 2023).

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 CO<sub>2</sub> (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).

En particular, en los últimos años, ha habido un rápido crecimiento en el uso de la energía eólica (Ozoemena et al., 2018). En 2021, se añadieron casi 94 GW de nueva potencia eólica en todo el mundo, lo que supone solo un 1,8% menos que el año récord de 2020, y solo en 2019 se instalaron 22.893 aerogeneradores en todo el mundo (Global Wind Energy Council, 2022). A nivel europeo, se instalaron 17,4 GW en 2021, un 18% más que en 2020, alcanzando un total de capacidad de 236 GW (Wind Europe, 2021). Según las últimas estimaciones de WindEurope, la cantidad de potencia instalada aumentará progresivamente año a año hasta 2026.

La generación de energía eólica 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, base fundamental del coste de la energía producida, y la vida útil, elemento clave para la determinación de los ahorros de CO<sub>2</sub>. El debate de la sostenibilidad pasa indudablemente por calcular el ahorro neto de emisiones de carbono a lo largo de su vida útil, incluyendo no solo la generación de energía, sino también los gases de efecto invernadero emitidos durante la producción de materiales, instalación, mantenimiento y desmantelamiento (Thomson & Harrison, 2015).

La degradación, 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 CO<sub>2</sub> y mayores costes de la energía producida (Catapult Offshore Renewable Energy, 2021). Estos problemas durante la operación pueden ocasionar pérdidas que varían entre el 11% y 30% del LCOE (Levelized Cost of Energy) 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 (Momber & Marquardt, 2018).

Una parte importante de esta pérdida se debe a la degradación de las estructuras expuestas a la intemperie (Xu et al., 2020), específicamente, la degradación química por acción de los contaminantes atmosféricos es uno de los principales mecanismos de degradación y antecesores del desgaste general de estos sistemas (Adedipe et al., 2016). Uno de los retos más exigentes a los que se enfrenta la industria es precisamente predecir de antemano esta

pérdida y diseñar en consonancia, mejorando así las estimaciones de producción de energía. (Nomoto, 2017) (Dalili et al., 2009).

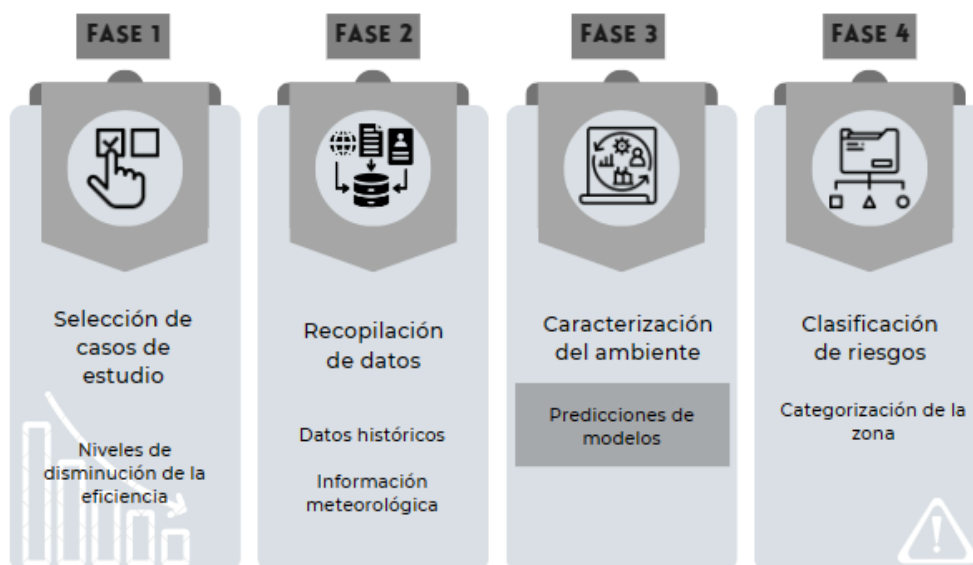
El objetivo de este estudio es utilizar modelos basados en datos e información meteorológica para clasificar el nivel de agresividad de la atmósfera en función de la ubicación de una central eólica, permitiendo categorizar el riesgo de pérdida de eficiencia de esta. Esta clasificación proporcionará información valiosa para la planificación de nuevas infraestructuras y permitirá conocer previamente el nivel de desgaste de las centrales eólicas como parte esencial para optimizar su diseño y estimar su producción de energía de manera precisa.

En el presente documento, tras una introducción de la problemática y la exposición del objetivo buscado en la investigación, se procede a explicar la metodología llevada a cabo en el estudio. Posteriormente se comentarán los resultados obtenidos y finalmente se exponen las conclusiones y las líneas futuras de investigación.

## 2. Materiales y métodos

Para realizar la clasificación del nivel de afección que podría llegar a tener un parque y determinar los niveles de disminución de la eficiencia debido al desgaste fisicoquímico por reacción con el ambiente y lograr el objetivo propuesto en este estudio se propone una metodología que consta de 4 fases (Figura 1). Inicialmente se realiza un análisis exhaustivo del estado del arte que permita obtener casos reales de la literatura científica sobre pérdida de eficiencia en parques eólicos. Posteriormente en la segunda fase se recopilan los registros históricos de un año de datos meteorológicos que caracterizan cada clima de estudio. Durante la fase 3, se aplican los modelos predictivos para caracterizar la agresividad de cada ambiente y finalmente durante la cuarta y última fase se relacionan las pérdidas de eficiencia con las caracterizaciones obtenidas para clasificar por niveles de riesgo cada zona de estudio.

Figura 1– Metodología utilizada en el estudio.



## 2.1 Fase 1: Búsqueda y selección de casos de estudio de la literatura.

Se realiza un análisis exhaustivo de la literatura y los estudios existentes para recopilar datos que permitan crear una base de entrenamiento robusta sobre la que realizar los análisis, entrenar los modelos y sacar las conclusiones de las siguientes fases. Se buscan por tanto ejemplos que incluyan la pérdida de eficiencia sufrida por parques eólicos en diferentes lugares con condiciones externas variadas.

## 2.2 Fase 2: Recopilación de variables y datos históricos.

Posteriormente, para conocer y detallar el clima de los lugares de interés se necesita un estudio riguroso de las principales variables climáticas que intervienen y condicionan las categorías de corrosividad.

- Precipitaciones: para dar valor a esta variable se utiliza la clasificación climática de Köppen-Geiger, que identifica cinco tipos de clima principales y los divide a su vez en treinta subclases. Cada clase vendrá caracterizada por el comportamiento de las temperaturas y precipitaciones (Kottek et al., 2006).
- Rural o urbano: en función de la distancia a núcleos urbanos, el parque se clasifica en rural (1), si se encuentra a más de 10 km de distancia de un núcleo urbano o bien sus niveles de SO<sub>2</sub> son bajos, o urbano (0), en el caso contrario.
- Industrial o no industrial: esta variable tomará el valor de 1 si se encuentra cercano a un área industrial, de manera que sus niveles de SO<sub>2</sub> sean potencialmente elevados, o un valor de 0, en el caso contrario.
- Marino o no marino: la distancia a la costa será la que condicione esta variable, tomando un valor de 1 si se encuentra a menos de 10 km o un valor de 0 en el caso contrario.

El propósito de esta clasificación es distinguir las zonas geográficas en las que se encuentran los parques eólicos según los posibles niveles de SO<sub>2</sub> y Cl<sup>-</sup>. El SO<sub>2</sub> vendrá determinado por cómo de contaminada se encuentre la zona y la cantidad de Cl<sup>-</sup> será más elevada cuanto más cerca se encuentre del mar el parque eólico. El criterio seguido para establecer si un parque es rural, urbano o industrial se encuentra en la norma ISO 9223 (ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys, 2012, p. 9).

Igualmente, se necesita conocer la temperatura y la humedad relativa que caracterizan dicho lugar. Para ello se descargan los registros históricos de estas variables con frecuencia horaria durante un periodo de un año en cada uno de los lugares de estudio.

Con ello se calcula la temperatura media anual, la diferencia entre la temperatura máxima y mínima, la humedad relativa media anual y el TOW. Este último se corresponde con el número total de días al año en los que tanto la temperatura como la humedad relativa superaron los 0°C y el 80%, respectivamente.

## 2.3 Fase 3: Caracterización del ambiente

Para clasificar el deterioro producido en las turbinas de los parques eólicos por degradación química con los contaminantes externos en función de su localización se caracteriza la corrosividad de la atmosfera local en cada lugar de estudio. Para ello, se utiliza un modelo predictivo (Terrados-Cristos et al., 2021) basado en mapas autoorganizados que incluyen

capas supervisadas y no supervisadas para realizar esta predicción. A partir de la información recopilada de las variables de entrada, el algoritmo utilizado es capaz de predecir la categoría de corrosividad del ambiente donde se encuentra cada uno de los parques eólicos. Se diseñó con el objetivo de que siguiera la clasificación propuesta en la norma ISO 9223, mostrada en la Tabla 1.

**Tabla 1. Categorías de corrosividad en la atmósfera, según la norma ISO 9223.**

Categoría	Corrosividad
C1	Muy baja
C2	Baja
C3	Media
C4	Alta
C5	Muy alta

#### **2.4 Fase 4: Clasificación de riesgos**

Finalmente, durante la cuarta y última fase se analizan los resultados obtenidos de corrosividad de la atmósfera y se relacionan con los factores de pérdida de capacidad. Con ello se busca ligar la eficiencia de la generación de energía con la degradación de las estructuras a través del factor de planta o *capacity factor* en inglés (Hughes & Agnolucci, 2012). Este término utilizado en la industria de la energía eólica se refiere a la cantidad de energía que un parque eólico produce en relación con su capacidad máxima de producción durante un período de tiempo determinado, es decir, la medida de la eficiencia con la que los aerogeneradores generan energía.

A medida que los aerogeneradores envejecen, su capacidad para generar energía disminuye debido a la degradación natural de los componentes, como las palas del rotor, los cojinetes y los sistemas electrónicos. Esta disminución en la capacidad de generación de energía puede afectar este factor del parque eólico a lo largo del tiempo, reduciendo su eficiencia y su rentabilidad.

Se utilizará un modelo de regresión logística para relacionar este factor con los valores obtenidos en las fases anteriores. Esta técnica estadística para predecir la probabilidad de un evento binario en función de uno o más predictores, se aplicará en el contexto de clasificación de zonas de riesgo en función de la pérdida de eficiencia y la corrosividad del ambiente, y permitirá predecir la probabilidad de que un espacio determinado sea clasificado como zona de riesgo o no.

La salida del modelo proporciona información sobre los coeficientes de regresión para cada variable de entrada. Una ventaja del uso de la regresión logística en este contexto es que permite la predicción de la probabilidad de que un espacio sea clasificado como zona de riesgo o no. Esto resulta útil para la toma de decisiones, ya que puede proporcionar una medida continua del nivel de riesgo para cada espacio en lugar de simplemente clasificarlos en zonas de riesgo o no.

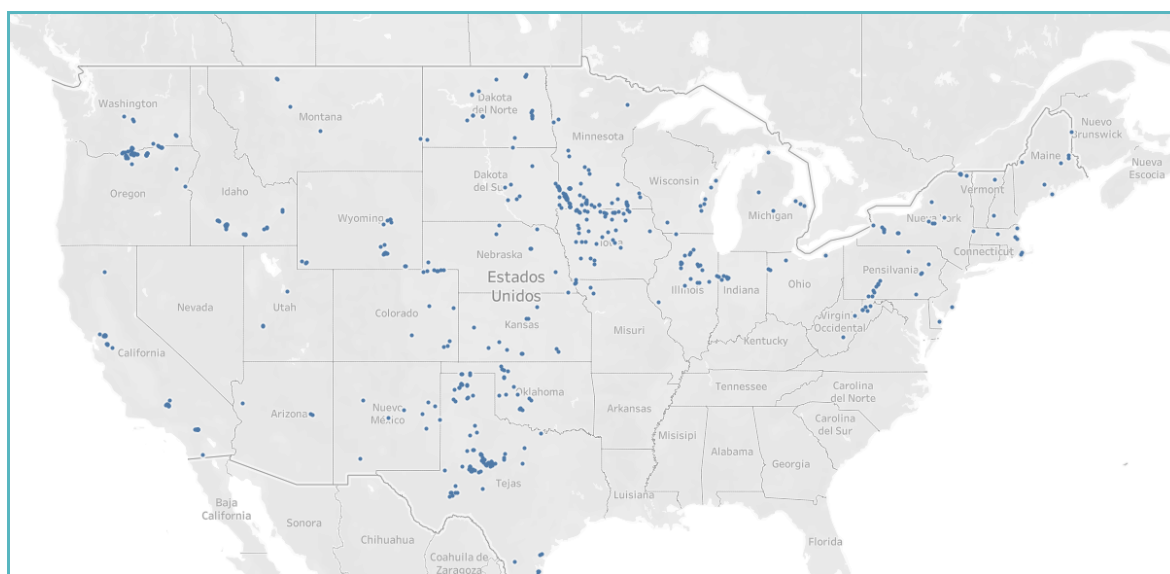
### **3. Resultados**

A continuación, se muestran los resultados obtenidos en cada una de las fases descritas en la metodología.

### 3.1 Búsqueda y selección de casos de estudio de la literatura.

Tras realizar una revisión exhaustiva de la bibliografía, se identificaron casos de estudio con información de parques eólicos en Estados Unidos recopilados por (Hamilton et al., 2020). Estos datos, entre otras cosas, incluían las variables claves para el estudio propuesto, es decir, su localización y el *capacity factor* en cada caso. La Figura 2 muestra las localizaciones con información disponible sobre la pérdida de eficiencia de sus parques eólicos.

**Figura 2 – Relación de localizaciones con información disponible sobre sus parques eólicos en Estados Unidos.**



De la totalidad de los datos se seleccionaron aquellos parques que proporcionaran un número suficiente de datos, se eliminaron los *outliers* o valores atípicos y se eliminaron las variables duplicadas. Igualmente, se seleccionaron los parques por zonas, reduciendo los valores de aquellos con referencias distintas a localizaciones similares y que, por lo tanto, fueran susceptibles de no aportar información adicional, sino redundante, procurando que fueran representativos de posibles zonas climáticas.

### 3.2 Recopilación de variables y datos históricos.

Tras seleccionar los parques de interés, se clasificaron como rural, urbano o industrial según sus niveles de  $SO_2$  y cercanía a núcleos urbanos, y como marino o no en función de su cercanía al mar, que aumenta los niveles de  $Cl^-$  a los que están expuestos, tal y como se comentó anteriormente. La Tabla 1 muestra un resumen de los valores medios y desviaciones típicas de las principales variables involucradas en el proceso de degradación y que categorizan la agresividad de la atmósfera, calculadas para los casos de estudio durante el periodo anual fijado como registro histórico de datos.

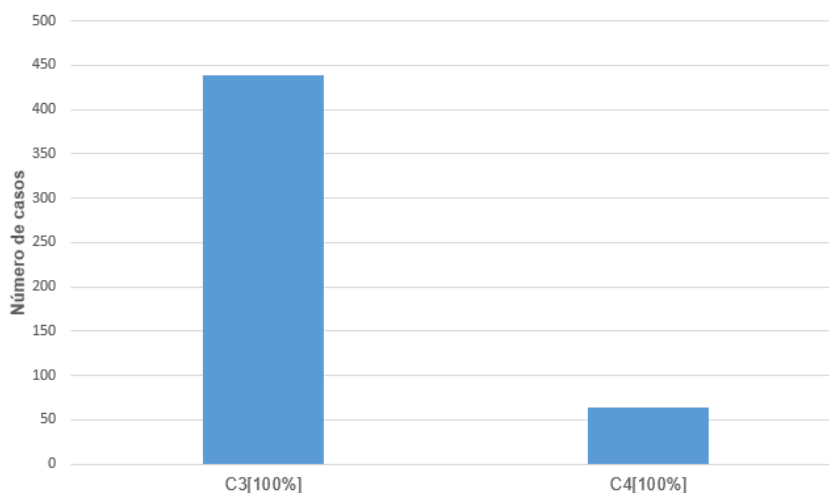
**Tabla 1. Categorías de corrosividad en la atmósfera, según la norma ISO 9223.**

Variable	Valor medio	Desviación típica
Temperatura (°C)	11.61	3.91
Variación de la temperatura	57.46	11.21
Humedad Relativa (%)	65	12
TOW	2109.37	1228.79

### 3.3 Caracterización del ambiente

Una vez preparada la base de datos completa, se aplican los modelos de desgaste para caracterizar el ambiente en las diferentes zonas de estudio de acuerdo con las categorías fijadas en la norma ISO 9223. La Figura 3 muestra el número de casos clasificados por categoría. Se observa que los resultados se encuentran muy desbalanceados ya que la grandísima mayoría de los casos se clasifican en la categoría de agresividad de la atmósfera C3.

**Figura 3 – Distribución del número de casos por cada categoría.**

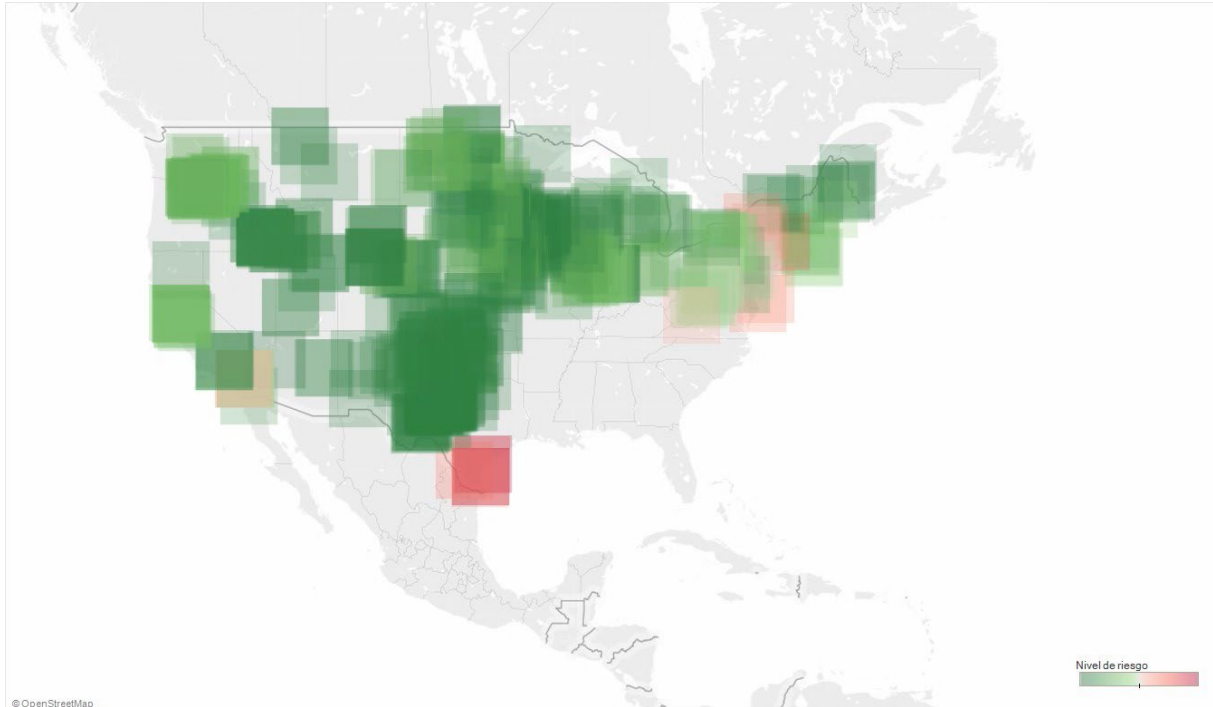


### 3.4 Clasificación de riesgos

Por último, con la información obtenida en las anteriores fases y gracias a las nuevas variables sintéticas generadas durante la etapa anterior, se procede a clasificar las zonas en función del riesgo de pérdida de eficiencia de las turbinas eólicas del lugar por acción de contaminantes atmosféricos. El resultado obtenido se observa en la Figura 4. La leyenda de colores indica la zona de mayor o menor riesgo. Las zonas en rojo serán localizaciones cuya atmósfera corrosiva da como lugar una pérdida de eficiencia mayor en la generación

eléctrica y por tanto serán zonas susceptibles de mayor control y mantenimiento de sus aerogeneradores.

**Figura 4- Categorías de corrosividad en la atmósfera, según la norma ISO 9223.**





Al contrario, en general se observa una mayor prevalencia de zonas en verde que se corresponden con zonas de menor riesgo. Esta relación concuerda con los resultados anteriormente obtenidos de la categoría de corrosividad ya que la mayor parte de las zonas estudiadas en este caso en particular se correspondían con un nivel de corrosividad de la atmósfera C3 o nivel medio y que por tanto no aportan un nivel de agresividad extra que pueda suponer un riesgo al estudio de la pérdida de eficiencia.

#### **4. Conclusiones y líneas futuras**

Esta investigación busca abordar uno de los principales desafíos que enfrentan las centrales eólicas, que es el deterioro y la disminución de la eficiencia debido a las condiciones adversas en las que operan. Se plantea que la estimación genérica del deterioro de los componentes no tiene en cuenta las diferencias en función de la ubicación y, por lo tanto, no permite una planificación adecuada y optimización del diseño de los parques eólicos.

Para solucionar este problema, se propone un enfoque novedoso que clasifica los entornos de los parques eólicos en base a modelos basados en datos y registros históricos, lo que permite una evaluación más precisa del nivel de desgaste y, por lo tanto, de la eficiencia de las turbinas. Además, la investigación proporciona una categorización de la zona desde una perspectiva holística, lo que brinda una visión general de la influencia del desgaste y proporciona nueva información valiosa para la toma de decisiones en la planificación de la construcción de infraestructuras.

En el caso de estudio, se valoró de forma cualitativa el nivel de riesgo de los parques eólicos relacionándolo con el rendimiento y la vida útil de los mismos, utilizando un modelo de mapas autoorganizados para categorizar las atmósferas, y un algoritmo de regresión logística para los niveles de riesgo.

Los resultados obtenidos sobre el riesgo de cada zona son satisfactorios en el caso de estudio planteado dado que resultan coherentes con los niveles de agresividad de la atmósfera obtenidos con el modelo. Sin embargo, cabe destacar que la base de datos de estudio se encontraba desbalanceada hacia una de las clases.

Como líneas futuras se propone generar una base de datos más completa y diferenciada que permita categorizar ambientes más diversos. Igualmente se propone dar un enfoque cuantitativo al estudio que permita obtener valores numéricos de predicción relacionados con la pérdida de eficiencia real.

#### **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>

- Bourhis, M., Pereira, M., & Ravelet, F. (2023). Experimental investigation of the effects of the Reynolds number on the performance and near wake of a wind turbine. *Renewable Energy*, 209, 63–70. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.03.093>
- Catapult Offshore Renewable Energy. (2021). *DECARBONISING MARITIME OPERATIONS IN NORTH SEA OFFSHORE WIND O&M*. Innovation Roadmap produced for the UK Government DfT and FCDO.
- 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>
- Global Wind Energy Council. (2022). *Global Wind Report 2022*. <https://gwec.net/global-wind-report-2022/>
- Hamilton, S. D., Millstein, D., Bolinger, M., Wiser, R., & Jeong, S. (2020). How Does Wind Project Performance Change with Age in the United States? *Joule*, 4(5), 1004–1020. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2020.04.005>
- Hughes, N., & Agnolucci, P. (2012). 4.03—Hydrogen Economics and Policy. In A. Sayigh (Ed.), *Comprehensive Renewable Energy* (pp. 65–95). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-087872-0.00417-0>
- ISO/TC 156 Corrosion of metals and alloys. (2012). *ISO 9223:2012 Corrosion of metals and alloys—Corrosivity of atmospheres—Classification, determination and estimation*. <https://www.iso.org/>
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. (2006). World Map of the Köppen-Geiger Climate Classification Updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15, 259–263. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2006/0130>
- 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.
- Nomoto, H. (2017). 10—Solid particle erosion analysis and protection design for steam turbines. In T. Tanuma (Ed.), *Advances in Steam Turbines for Modern Power Plants*

(pp. 219–239). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-100314-5.00010-5>

Ozoemena, M., Cheung, W. M., & Hasan, R. (2018). Comparative LCA of technology improvement opportunities for a 1.5-MW wind turbine in the context of an onshore wind farm. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 20(1), 173–190. <https://doi.org/10.1007/s10098-017-1466-2>

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>

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>

Thomson, C., & Harrison, G. (2015). *Life cycle costs and carbon emissions of wind power: Executive Summary*. <https://www.research.ed.ac.uk/en/publications/life-cycle-costs-and-carbon-emissions-of-wind-power-executive-sum>

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, 118322.

Wind Europe. (2021). *Wind energy in Europe. 2021 Statistics and the outlook for 2022-26*. <https://windeurope.org/intelligence-platform/product/wind-energy-in-europe-2021-statistics-and-the-outlook-for-2022-2026/>

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>

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

