

¿Podemos aprovechar más nuestro potencial de energía eólica en Colombia?

Juan Manzano [Barona - j.manzano@uniandes.edu.co](mailto:j.manzano@uniandes.edu.co)

Juan Sebastian Perdomo Becerra-js.perdomo2@uniandes.edu.co

Wilson Andrey Lopez Ariza - w.lopeza@uniandes.edu.co

1. Resumen

Basados en la hoja de ruta de transición energética del país y otras naciones, los acuerdos realizados por diferentes países del mundo en acciones para frenar el cambio climático como el desincentivo de fuentes fósiles para producción de energía. La energía eólica se vuelve un actor importante como alternativa, el propósito de este trabajo es utilizar los datos actuales de velocidad de viento, densidad del aire, factores de carga y otras variables todas evaluadas en diferentes rangos de alturas (50,100 y 150 metros) para el área de Colombia. A partir de esta información se usan algoritmos no supervisados para poder agrupar zonas y poder identificar áreas hot-spot cuyas características geográficas y condiciones de viento en el tiempo resulten ser viables para la instalación de diferentes turbogeneradores y finalmente poder correlacionar estas agrupaciones de las diferentes zonas con la demanda de energía de los habitantes y si están conectados en el sistema interconectado del país o no.

2. Introducción

Actualmente los países suscritos al acuerdo de Paris toman diferentes acciones para evitar los peores efectos del cambio climático, y lograr reducir las emisiones de dióxido de carbono que contaminan el aire y generan, entre otros, el efecto invernadero y el aumento de la temperatura global(Lima et al., 2020). Una de las líneas de trabajo es disminuir el uso de combustibles fósiles para obtención de energía, en nuestro país tenemos una matriz energética cuya principal fuente es la energía hidroeléctrica pero que esta proporción varia dependiendo de las temporadas de lluvia ya que depende del nivel de los embalses para la producción y como fuentes alternas utilizamos combustibles fósiles como lo podemos notar en la siguiente grafica (Corredor, 2018)

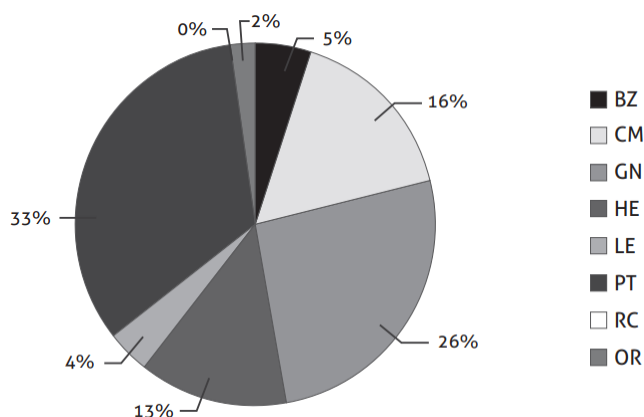


Figura 1. Matriz energética primaria 2015 (Corredor, 2018) - red eléctrica interconectada Colombia

La energía eólica es el aprovechamiento de la energía cinética que tiene el viento por medio de turbinas eólicas de diferentes tamaños conectadas a un generador y cuyo movimiento angular genera electricidad.(Nelson, 2009) Este tipo de energía a tomado especial relevancia a incrementado 40% su uso en los últimos 20 años en diferentes países, pero no en todas las zonas geográficas del mundo es posible utilizar este tipo de energía ya que se requiere un mínimo de velocidad y densidad de aire a ciertos niveles de altura además de una estacionalidad o constancia en la energía cinética del fluido para que los proyectos sean rentables. En la siguiente grafica podemos resumir las condiciones mínimas óptimas para que los aerogeneradores puedan funcionar.

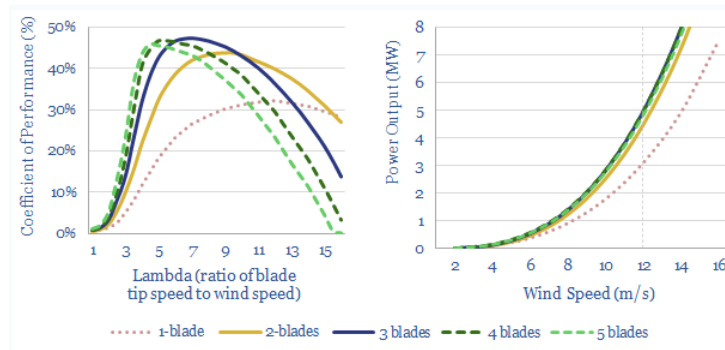


Figura 2 coeficiente de potencia y desempeño de acuerdo con la velocidad del viento en aerogeneradores convencionales(THUNDER SAID ENERGY the Research Consultancy for Energy Technologies, 2023)

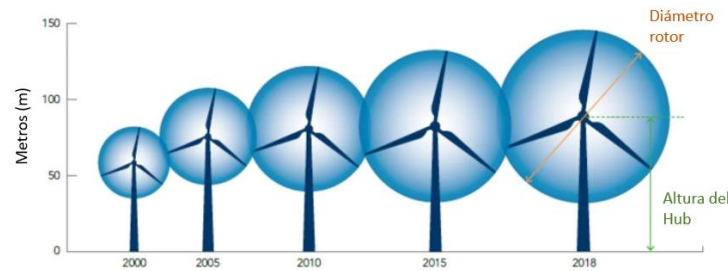


Figura 3 Evolución del tamaño de los aerogeneradores(AWEA, n.d.)

En la figura 2 vemos como dependiendo de la velocidad del viento y la configuración de nuestro aerogenerador vamos a tener diferentes coeficientes de desempeño y una entrega de potencia al sistema energético y en la Figura 3 evidenciamos los diferentes tamaños y rangos de operación que hay actualmente. Por este motivo es de vital importancia analizar las condiciones de viento para la zona geográfica y a diferentes alturas para encontrar lugares factibles para el montaje de este tipo de proyectos (Guerrero Hoyos et al., 2020). Esto son los primeros pasos y más cruciales para determinar factibilidad de un proyecto de energía eólica

El uso de herramientas de aprendizaje no supervisado para este tipo de proyectos a nivel mundial a partir de mapas satelitales para diferentes zonas del mundo, utilizan métodos de clustering (K-means, EM, Canopy) junto a otros algoritmos y la unión con datos operativos para buscar la mejor configuración de los aerogeneradores (Chen, 2022). Otros trabajos realizan un análisis en búsqueda de las mejores zonas geográficas, pero para otras longitudes y con resoluciones diferentes (Azhar & Hashim, 2023)(van Vuuren & Vermeulen, 2019). También hay análisis más robustos que evalúan no solo condiciones de viento si no de radiación solar que permitan realizar análisis tecno económicos para proyectos híbridos(solar-eólico) en condiciones geográficas específicas (Jani et al., 2022). Para el contexto local encontramos un artículo que abarca tanto agrupamiento para energía solar como energía eólica pero que únicamente utiliza un algoritmo kmean con un volumen de datos pequeño y no explora diferentes alternativas ni enfoque que puedan dar una mayor profundidad en el análisis (Ramirez-Murillo et al., 2023) o hay otro tipo de análisis para el sector que no utilizan algoritmos de machine learning si no software de análisis espacial o GIS que permiten superponer zonas en formas de mapas pero requieren una experiencia considerable en el tema (Guerrero Hoyos et al., 2020; Pinilla, 2008).

En el caso de Colombia, pese a que hay proyectos iniciales en el país y estudios previos queremos desarrollar un análisis y agrupación de las diferentes zonas para evidenciar aquellos lugares donde es factible iniciar un proyecto de energía eólica ver el impacto de estas zonas con un análisis grafico en la demanda de energía en el país además de poder ver si las zonas de factibilidad son aquellas que no se encuentran interconectadas a la red central y pueden generar mayor impacto a sus habitantes.

Por esta razón el trabajo quiere determinar nuevas áreas de posible aprovechamiento energético a partir de los datos ambientales que tenemos y que esto sirva como insumo para análisis de prefactibilidad y factibilidad

3. Materiales y métodos

Los datos fueron tomados de <https://globalwindatlas.info/en/area/Colombia>, de acuerdo con el tamaño de las aspas que hoy en día se utilizan onshore y offshore. Como fuente principal usaremos los data set a 100 m de altura y de apoyo los de 150 m y 200 m para análisis adicionales de las condiciones actuales

Se utilizan 6 data set para nuestro análisis todos ellos vienen en formato .tif

1. Velocidad del viento a 100 m de altura, ("COL_wind-speed_100m.tif"). [m/s]
2. Velocidad del viento a 150 m de altura ("COL_wind-speed_150m.tif"). [m/s]
3. Velocidad del viento a 200 m de altura ("COL_wind-speed_200m.tif"). [m/s]
4. Densidad del aire que existe en cada punto asociado a la geografía colombiana ("COL_air-density_100m.tif")
5. Densidad de la capacidad energética que existe en cada punto asociado a la geografía colombiana ("COL_power-density_100m.tif") [W/m2]
6. En el global wind atlas se encuentra un data set cuyo fin es un indicador de viabilidad de poner aerogeneradores de primer nivel en el punto también se puede considerar como la capacidad de carga de acuerdo con el tipo I de aerogenerador que se distingue en la IEC

Como primeras visualizaciones de los datos graficamos cada uno de los data set con el fin de poder ver gráficamente la densidad de los puntos y la cobertura que estos tienen de nuestro territorio nacional

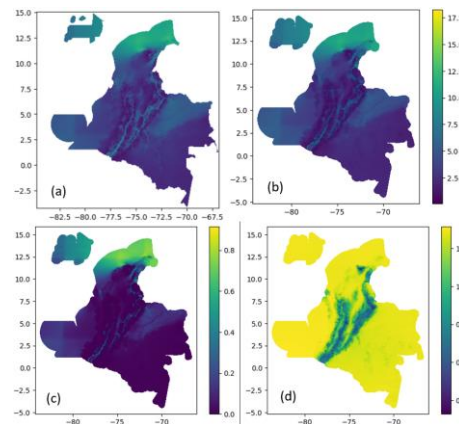


Figura 4. a, velocidad media a 100 m de altura, b velocidad media a 200 m de altura, c factor IEC1 y d densidad del aire

Como análisis preliminar y únicamente visual vemos que tenemos diferentes puntos viables de energía eólica en nuestro país ya que cumplen con las velocidades mínimas requeridas para operación de los aerogeneradores excepto por la densidad del aire que se ve disminuida en la zona de las 3 cordilleras por causas de la altura.

En términos de tamaño de los data set todos cuentan con el mismo volumen de datos (55259760, 6) y en un 99% para los mismos puntos geográficos. Fue necesario hacer una limpieza de las columnas que no aportaban valor al estudio y eliminar los datos que no tenían valores dejando como resultado final (21541250, 3). Se optó por este procedimiento y no usar el promedio o una regresión con sus vecinos ya que consideramos que cada data set seguía teniendo un alto volumen de datos, de igual forma se realizó una prueba visual de si se perdía alguna zona con la limpieza y se concluyó que no se veían afectados en la mayoría del territorio como se evidencia en las siguientes imágenes. Adicional para reducir la dimensionalidad y complejidad de los data set utilizamos la función `rxr.open_rasterio().squeeze()`

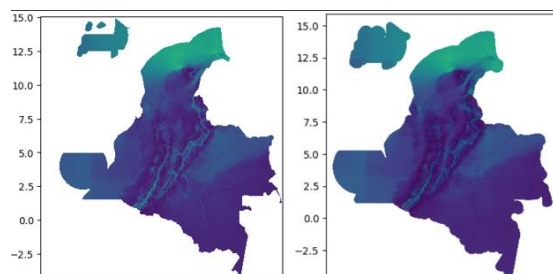


Figura 5. A. Datos sin tratamiento, b. Datos ya limpios y tratados

La metodología utilizada para el proyecto fue iniciar por el modelo de *kmean* para diferentes condiciones y con diferentes hiper parámetros utilizando el método de elbow o codo para determinar el número ideal de clúster. Este procedimiento se hizo de forma iterativa cambiando el área de análisis empezando por todo el territorio nacional y después ir seleccionando los clústeres con mejores promedios de características para después correr nuevamente el algoritmo en estas áreas y poder llegar a las opciones viables con características adecuadas y territorios no tan extensos si no aproximados, debido a la flexibilidad de este algoritmo y pese a que los datos tenían un gran costo computacional fue posible hacerlo para toda los datos

Para este primer algoritmo deseamos validar si la velocidad a 100 m es el aspecto dominante en la viabilidad de los proyectos eólicos o si por el contrario las otras características agregan información y pueden cambiar las zonas mas apropiadas. Por esta razón se realiza un primer análisis únicamente tomando el data set de velocidad del viento y otro con los 6 data set unidos

Como no queríamos utilizar únicamente un algoritmo si no utilizar otros para ver si estos convergían a la misma respuesta utilizamos Kmedoids, análisis jerárquico y DBSCAN estos requieren un costo computacional mayor que con las maquinas disponibles no fue posible por lo que decidimos utilizar una muestra poblacional con la mayor cantidad de datos que nos permitió correr estos modelos.

Estos algoritmos los mediremos con diferentes métricas como las ejemplificadas en el diagrama y las aprendidas en el curso con el fin de iterar y refinar los resultados de los diferentes modelos para poder obtener los mejores resultados posibles y por último analizarlos y solucionar el planteamiento del problema planteado.

Adicional consulte en el siguiente enlace del código y hub de los datos <https://github.com/jsperdomo/grupo25-aprendizaje-no-supervisado>

4. Resultados y discusión

De acuerdo con la metodología ya detallada en el paso anterior, nuestros primeros resultados fueron los cluster obtenidos por el algoritmo de kmeans para únicamente el data set de la velocidad de del viento a 100 m

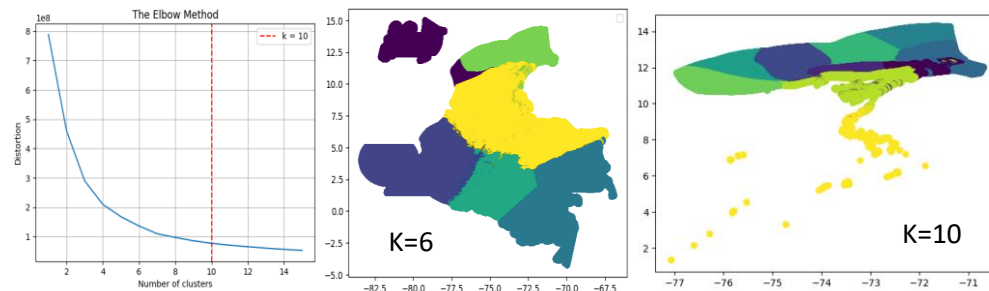


Figura 6 , Prueba de codo para el primer clusterización, grafico de clusterizacion todo el país, clusterizacion para el mejor clúster a nivel país

Posterior a esto se utilizo toda la data para la clusterizacion y ver las comparativas que se pueden tener a demás de validar si el parámetro de velocidad es determinante para la selección del sitio o los otros aspectos también tienen un peso que cambie el resultado del algoritmo

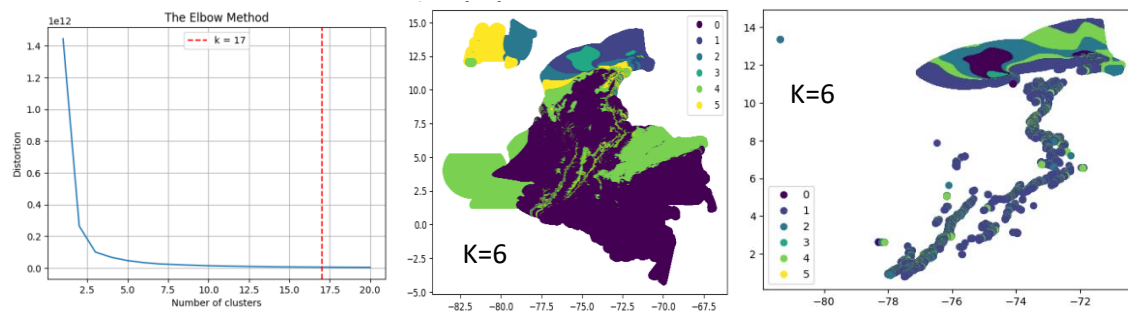


Figura 7 Prueba de codo para el primer clusterización, grafico de clusterizacion todo el país, clusterizacion para el mejor clúster a nivel país

En las imágenes anteriores se muestra que se tiene una similitud con el primer análisis pero que cambian ciertos aspectos y zonas que para proyectos con este grado de inversión son muy relevantes por lo que decidimos utilizar todas las características ya que vemos que complementan la selección de los sitios y aportan valor a nuestro modelo

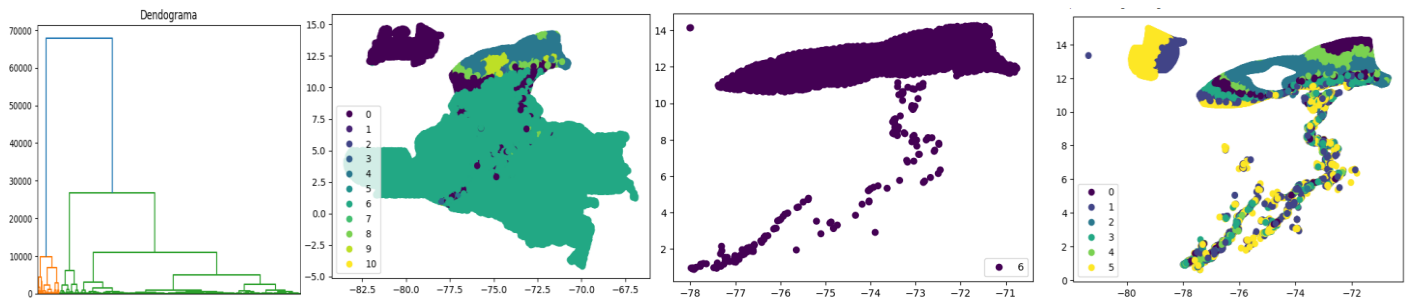


Figura 8 Resultados obtenidos por kmedoids, jerarquico, DBSCAN

Podemos visualizar que los otros algoritmos tienen diferencia, pero son mínimas en términos de la mejor alternativa ya que visualmente se puede aproximar a los mismos datos obtenidos por kmeans. Finalmente es intuitivo por la forma suponer cuales son estas zonas, pero se posicionan los puntos en un mapa detallado para poder ver los resultados en zonas específicas

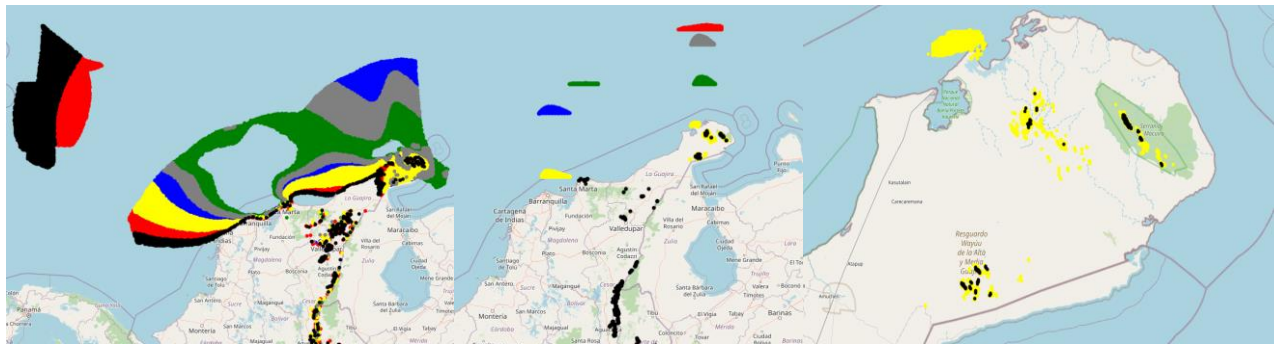


Figura 9 Clústeres viables para implementación de proyectos energéticos

Después de los diferentes análisis podemos determinar 3 zonas de viables para el aprovechamiento de energía eólica en nuestro país y comparando los resultados obtenidos con la red interconectada del país y demanda energética clasificamos como la primera opción la alta guajira ya que no están interconectadas a la red del país y llevar energía a esta zona es bastante costoso económicamente y ambientalmente hablando, otra zona que vemos bastante potencial es el offshore del litoral del mar caribe que puede suplir energía a toda la zona caribe que por su clima y densidad de población requiere grandes cantidades de energía y la probabilidad de eventos climáticos en esta zona no es tan alta y por ultimo vemos que en el interior hay pequeñas áreas que pueden ser exploradas para aerogeneradores puntuales que puedan surtir la demanda de poblaciones apartadas de esta red.

Con este análisis podemos ver que tenemos un gran potencial en términos de energía eólica en la zona norte de nuestro país que irónicamente es una de las que mayor precio de energía tiene y mayor demanda por las condiciones ambientales de la región, el cual no estamos aprovechando a pesar de que hay pequeños proyectos en la región son pasos muy pequeños para la capacidad que tenemos

Como limitaciones de nuestro estudio y futuros estudios, no se tuvieron para este caso zonas de restricción ambiental o sitios altamente poblados además de un mapa de alturas que es una variable que determina la viabilidad de estos estudios o de mareas en el caso offshore pero que se puede utilizar este estudio como base e implementar estos data set como restrictivos o penalizadores en el caso del agrupamiento y que pueden ser complementado con un estudio similar de energía solar para ver el potencial de energías renovables por separado y de proyectos híbridos

5. Conclusiones

Este estudio tenía como objetivo poder evaluar zonas viables para el aprovechamiento de energía eólica en nuestro país, para esto tomamos datos públicos satelitales y los procesamos en varios algoritmos de agrupamiento (Kmean, Kmedoid, Jerárquico y DBSCAN) y ver esas zonas de mayor potencial eólico en nuestro país. Se hicieron varias corridas para diferentes áreas con el fin de llegar a las regiones más viables y que por la magnitud de los datos no afecte el algoritmo al igual que cambiar varios parámetros para ver el óptimo. Los resultados mostrados determinan que nuestra zona caribe tiene altos potenciales eólicos, tanto para montajes en la plataforma terrestre como en la zona marítima y estas mismas zonas son a las que mayor impacto podría generar debido a que tienen altos precios de luz y altos consumos.

Es recomendable seguir con este tipo de estudios agregando capaz con el fin de poder llegar a nivel de detalle de estudios de factibilidad para acotar perfectamente las zonas mas optimas y adicionar el potencial solar para mejorar el abanico de opciones en términos de fuentes energéticas renovables factibles para las zonas de nuestro país

6. Bibliografía

- THUNDER SAID ENERGY the research consultancy for energy technologies. (2023, September 3). <https://Thundersaidenergy.Com/Downloads/Wind-Power-Impacts-of-Larger-Turbines/>.
- AWEA. (n.d.). *Evolution of the Average utility scale turbine*. <https://www.Greentechmedia.Com/Articles/Read/the-Pros-and-Cons-of-Ultra-Tall-Wind-Turbine-Towers>. Retrieved September 2, 2023, from <https://www.greentechmedia.com/articles/read/the-pros-and-cons-of-ultra-tall-wind-turbine-towers>
- Azhar, A., & Hashim, H. (2023). A Review of Wind Clustering Methods Based on the Wind Speed and Trend in Malaysia. In *Energies* (Vol. 16, Issue 8). MDPI. <https://doi.org/10.3390/en16083388>
- Chen, H. (2022). Cluster-based ensemble learning for wind power modeling from meteorological wind data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 167. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112652>
- Corredor, G. (2018). Colombia y la transición energética. *Ciencia Política*, 13(25), 107–125. <https://doi.org/10.15446/cp.v12n25.70257>
- Guerrero Hoyos, B. G., Vélez Macías, F. D. J., & Morales Quintero, D. E. (2020). Energía eólica y territorio: sistemas de información geográfica y métodos de decisión multicriterio en La Guajira (Colombia). *Ambiente y Desarrollo*, 23(44). <https://doi.org/10.11144/javeriana.ayd23-44.eets>
- Harsh S. Dhiman. (2020). *Supervised Machine Learning in Wind Forecasting and Ramp Event Prediction*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2019-0-03735-1>
- Jani, H. K., Kachhwaha, S. S., Nagababu, G., & Das, A. (2022). Temporal and spatial simultaneity assessment of wind-solar energy resources in India by statistical analysis and machine learning clustering approach. *Energy*, 248, 123586. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123586>
- Lima, M. A., Mendes, L. F. R., Mothé, G. A., Linhares, F. G., de Castro, M. P. P., da Silva, M. G., & Sthel, M. S. (2020). Renewable energy in reducing greenhouse gas emissions: Reaching the goals of the Paris agreement in Brazil. *Environmental Development*, 33, 100504. <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2020.100504>
- Nelson, V. (2009). *Wind Energy*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420075694>
- Palomino, K. (2020). *Wind Speed Prediction Based on Univariate ARIMA and OLS on the Colombian Caribbean Coast*.
- Pinilla, Á. (2008). El poder del viento. *Revista de Ingeniería*, 28, 64–69. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-49932008000200010&lng=en&nrm=iso&tlng=es
- Ramirez-Murillo, H., Salazar-Caceres, F., Camargo-Martínez, M. P., & Patiño-Forero, A. A. (2023). Estimación del potencial energético fotovoltaico y eólico mediante agrupamiento no supervisado por k-medias: caso de estudio Universidad de La Salle (Colombia). *Información Tecnológica*, 34(2), 21–30. <https://doi.org/10.4067/s0718-07642023000200021>
- van Vuuren, C. Y. J., & Vermeulen, H. J. (2019). Clustering of wind resource data for the South African renewable energy development zones. *Journal of Energy in Southern Africa*, 30(2), 126–143. <https://doi.org/10.17159/2413-3051/2019/v30i2a6316>