



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

**SEDE CUENCA**

**CARRERA DE ELECTRICIDAD**

**CARACTERIZACIÓN Y ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DEL VIENTO EN LA  
ZONA DE INFLUENCIA DE LA CENTRAL EÓLICA VILLONACO**

Trabajo de titulación previo a la obtención del  
título de Ingeniero Eléctrico

AUTORES: WILSON ALEXANDER PRADO LEÓN

RONNY SERGIO QUISIRUMBAY LUDEÑA

TUTOR: ING. JOHNNY XAVIER SERRANO GUERRERO, PhD.

Cuenca - Ecuador

2024

**CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE  
TITULACIÓN**

Nosotros, Wilson Alexander Prado León con documento de identificación N° 0107641862 y Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña con documento de identificación N° 0106038326; manifestamos que:

Somos autores y responsables del presente trabajo; y, autorizamos a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

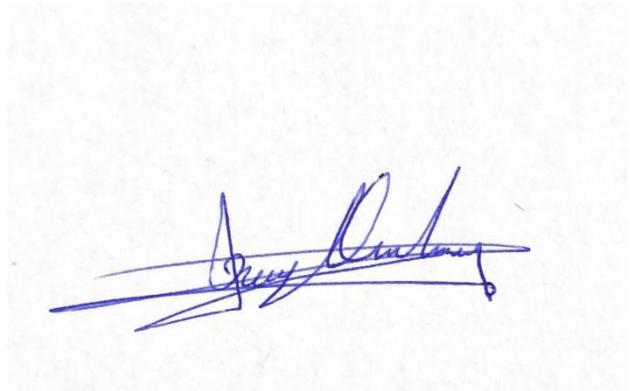
Cuenca, 16 de agosto del 2024

Atentamente,



---

Wilson Alexander Prado León  
0107641862



---

Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña  
0106038326

**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE  
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Nosotros, Wilson Alexander Prado León con documento de identificación N° 0107641862 y Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña con documento de identificación N° 0106038326; expresamos nuestra voluntad y por medio del presente documento cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del Artículo académico: “Caracterización y Análisis de la Variabilidad del Viento en la Zona de Influencia de la Central Eólica Villonaco”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

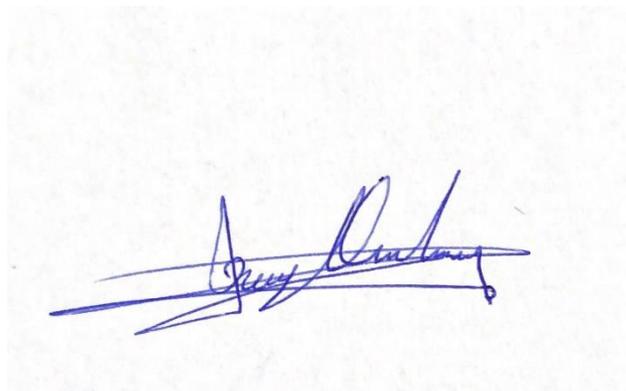
Cuenca, 16 de agosto del 2024

Atentamente,



---

Wilson Alexander Prado León  
0107641862



---

Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña  
0106038326

## CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Johnny Xavier Serrano Guerrero con documento de identificación N° 0104983382, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: **CARACTERIZACIÓN Y ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DEL VIENTO EN LA ZONA DE INFLUENCIA DE LA CENTRAL EÓLICA VILLONACO**, realizado por Wilson Alexander Prado León con documento de identificación N° 0107641862 y por Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña con documento de identificación N° 0106038326, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción de Artículo académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 16 de agosto del 2024

Atentamente,



Johnny Xavier Serrano Guerrero  
0104983382

---

Ing. Johnny Xavier Serrano Guerrero, PhD.  
0104983382

# CARACTERIZACIÓN Y ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DEL VIENTO EN LA ZONA DE INFLUENCIA DE LA CENTRAL EÓLICA VILLONACO

Wilson Alexander Prado León  
Carrera de Electricidad  
Universidad Politécnica Salesiana  
Cuenca, Ecuador  
wprado@es.ups.edu.ec

Ronny Sergio Quisirumbay Ludeña  
Carrera de Electricidad  
Universidad Politécnica Salesiana  
Cuenca, Ecuador  
rquisirumbay@est.ups.edu.ec

Tutor  
Ing. Xavier Serrano Guerrero  
Carrera de Electricidad  
Universidad Politécnica Salesiana

**Abstract**—This study analyzes the variability of the wind resource at the Villonaco Wind Farm, located in southern Ecuador, during the period 2020-2023, with the aim of optimizing the operation and planning of the wind farm. To achieve this, statistical techniques and time series analysis methods are employed, such as STL decomposition (Seasonal and Trend decomposition using Loess), which allows the data to be broken down into trend, seasonality, and noise components. Additionally, the seasonality index is calculated to identify seasonal peaks, and the standard deviation of daily, weekly, and monthly wind speeds is analyzed to assess its variability. The results reveal significant variability in wind speed, highlighting a substantial increase in the standard deviation during 2023, indicating greater fluctuations in atmospheric conditions. Furthermore, pronounced seasonal peaks were identified in 2020, with a seasonality index close to 1, while in 2023, the seasonality, although less pronounced, remains relevant. These findings underscore the need to adapt the operational and planning strategies of the wind farm to the variability of the wind, in order to improve efficiency and stability in energy generation.

**Index Terms**—Wind variability; Seasonal index; STL decomposition; Wind energy; Ecuador

## I. INTRODUCTION

La energía eólica se ha destacado como una de las fuentes de energía renovable más prometedoras debido a su capacidad para reducir las emisiones de carbono y combatir el cambio climático [1]. No obstante, la intermitencia y variabilidad inherentes al viento presentan desafíos significativos para su integración estable en los sistemas eléctricos actuales [2], [3]. La ubicación geográfica única del parque eólico Villonaco en Loja, Ecuador, influye en el comportamiento del viento, lo que hace necesario un análisis detallado para optimizar la generación de energía [4], [5].

Varios estudios han analizado la variabilidad del viento, proporcionando una base teórica sólida para el desarrollo de proyectos eólicos. Los modelos predictivos avanzados, incluyendo técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales, son esenciales para gestionar la variabilidad y mejorar la eficiencia operativa [6], [7]. Además, es crucial abordar tanto los aspectos técnicos como los ambientales, incluyendo soluciones de almacenamiento de energía, para

garantizar un suministro energético confiable [8]. Un estudio sobre la previsión de energía eólica en Villonaco implementó modelos híbridos de redes neuronales, mostrando que la combinación de técnicas de aprendizaje automático, como MLP, LSTM y CNN, puede aumentar significativamente la precisión de las predicciones [3]. Además, la investigación sobre métodos de generación de escenarios de viento, que comparó técnicas como ARMA y Monte Carlo, mostró que estos métodos pueden simular con precisión la variabilidad del viento, siendo Monte Carlo el más eficaz en pruebas de ajuste de probabilidad [5].

Otro enfoque paramétrico investigó las turbinas eólicas en Villonaco, indicando que modificaciones en parámetros como el radio del rotor y la altura de la turbina pueden maximizar la producción de energía [4]. Un análisis de ciclo de vida evaluó las huellas de carbono y agua del parque eólico, subrayando que la energía eólica ofrece ventajas ambientales significativas en comparación con otras fuentes de energía [1]. También se ha estudiado la variabilidad diurna del viento, desarrollando modelos probabilísticos que incorporan la variabilidad espacial y temporal para mejorar la evaluación de recursos eólicos en sitios no monitoreados [2].

Por otro lado, el análisis de la demanda eléctrica urbana en comparación con el suministro de energía eólica en Loja reveló que, aunque el viento puede no ser una fuente constante a largo plazo, su integración se beneficia mediante el almacenamiento energético [7]. El diseño de controladores de estela para condiciones de viento variable, basados en la optimización de la orientación de las turbinas, ha mostrado mejoras significativas en la producción de energía [9]. Además, la evaluación de la huella de carbono de parques eólicos a nivel global destaca cómo la variabilidad espacial del viento influye en las emisiones de gases de efecto invernadero, subrayando la importancia de evaluar cada parque en su contexto específico [10].

En el mercado brasileño, se ha comprobado que la variabilidad estacional y diaria del viento impacta notablemente en la rentabilidad de los proyectos eólicos. Los contratos de

compra de energía en el mercado libre exponen a los propietarios de parques eólicos a riesgos financieros debido a las fluctuaciones en los precios de mercado y las variaciones en la velocidad del viento, lo que resalta la necesidad de estrategias efectivas de gestión del riesgo [11].

En terrenos complejos, la inestabilidad atmosférica intensifica la variabilidad de los recursos eólicos. Durante las noches, se ha observado que la variabilidad espacial de estos recursos puede duplicarse bajo condiciones estables y de baja turbulencia, lo que presenta desafíos adicionales para la micro localización y el diseño de parques eólicos [12]. En Europa occidental, la evaluación de la dependencia de la energía eólica respecto a la circulación atmosférica indica que los regímenes climáticos pueden explicar hasta dos tercios de la variabilidad mensual en la producción de energía, subrayando la importancia de las características de la circulación a gran escala [13].

Al cuantificar el costo de la variabilidad del viento teniendo en cuenta las capacidades de almacenamiento de energía, se demuestra que regiones como la meseta del Tíbet en China enfrentan importantes desafíos debido a la alta variabilidad del viento. La tecnología avanzada de almacenamiento es esencial para asegurar la competitividad económica de la energía eólica frente a otras fuentes [14]. De manera similar, en Etiopía, la integración de la energía eólica en la red enfrenta grandes fluctuaciones debido a su naturaleza intermitente, requiriendo una evaluación cuidadosa de su impacto antes de su implementación [15].

La variabilidad temporal y espacial de la energía eólica marina a lo largo de la costa central de California muestra que la producción de energía alcanza su máximo durante las horas de la tarde, lo cual se alinea mejor con la demanda máxima en comparación con otras fuentes renovables. Este hallazgo resalta el potencial de la energía eólica marina para cubrir la brecha de suministro cuando la demanda es alta [16]. Además, se ha identificado que los costos asociados con la variabilidad del viento, incluidos los costos de rampa y reservas, aumentan con una mayor penetración eólica, lo que destaca la necesidad de un enfoque integrado para gestionar estos costos [17].

La complejidad de las interacciones multi escala entre las turbinas y la capa límite atmosférica resalta la importancia de mejorar el modelado para reducir las pérdidas de energía y las cargas de fatiga en los parques eólicos [18]. Asimismo, la investigación sobre el control de estela en parques eólicos para optimizar la producción energética bajo condiciones de variabilidad en la dirección del viento sugiere que la optimización de la orientación de las turbinas puede mejorar significativamente la eficiencia energética [9].

Estos estudios subrayan la necesidad de desarrollar estrategias de modelado integradas que consideren tanto las condiciones locales del viento como las tecnologías predictivas avanzadas, con el fin de mejorar la eficiencia en la generación

de energía eólica. Además, el uso de inteligencia artificial, junto con un análisis detallado de los recursos, facilita la gestión de la variabilidad del viento. Asimismo, los estudios destacan la complejidad de gestionar esta variabilidad en la generación de energía.

Este estudio se centra en la caracterización y análisis de la variabilidad del viento en la zona de influencia de la Central Eólica Villonaco, ubicada en Loja, Ecuador. La investigación busca realizar un análisis de la variabilidad del viento bajo distintas variables, como la velocidad, patrones estacionales, y tendencias a lo largo del tiempo. Para ello, se recopilan y analizan series temporales de datos históricos utilizando herramientas estadísticas avanzadas, como la función de distribución de Weibull. El objetivo es identificar patrones estacionales y tendencias significativas. Asimismo, la investigación considera la utilización de datos de fuentes alternativas, como NASA POWER, para validar las mediciones obtenidas, y emplean herramientas estadísticas para ajustar modelos y realizar predicciones precisas de la producción de electricidad con energía eólica.

El presente documento se estructura de la siguiente manera, en la Sección 2 se detalla la metodología empleada en la investigación. En la Sección 3 se expone el caso de estudio, mientras que, en la Sección 4 se analizan los resultados obtenidos. Por último, en la Sección 5 se exponen las conclusiones obtenidas a lo largo de la investigación.

## II. METODOLOGÍA

La metodología propuesta describe un enfoque técnico para analizar la variabilidad del recurso eólico (ver Fig 1). Comienza con la recopilación y procesamiento de datos los históricos, fundamentales para asegurar una base sólida de análisis. Luego, se utiliza la interpolación para completar los datos faltantes, garantizando la continuidad y calidad del conjunto de datos. Posteriormente, se realiza un análisis estadístico detallado para cuantificar las características principales y la dispersión del viento. Además, se calculan índices de estacionalidad para identificar y analizar patrones periódicos. La metodología también incluye la descomposición de series temporales para distinguir componentes de tendencia y estacionalidad. Finalmente, se emplea el análisis de agrupamiento k-means para clasificar los datos, facilitando predicciones avanzadas de la velocidad del viento y proyecciones futuras de generación de energía.

### A. Etapa 1: Recolección y procesamiento de datos

Es necesario recopilar datos históricos de velocidad del viento, por lo que se consultan bases de datos específicas para el parque eólico Villonaco. Se obtienen registros históricos de velocidad del viento a una altura de 60 m durante cuatro años, desde 2020 hasta 2023. La velocidad del viento se registra cada 60 minutos utilizando datos obtenidos de la base de datos NASA POWER [19]. Dada la gran cantidad de datos, es

importante organizarlos adecuadamente para facilitar su procesamiento. De este modo, es posible generar gráficos descriptivos que pueden ser analizados en distintos intervalos de tiempo según se requiera.

### B. Etapa 2: Interpolación de datos faltantes

La interpolación lineal se emplea para estimar valores faltantes en los conjuntos de datos del viento, garantizando la continuidad de las series temporales. Esta técnica es fundamental para lograr una representación precisa de los patrones de viento cuando los datos están incompletos o presentan lagunas. Es especialmente relevante en estudios de variabilidad del viento a diferentes alturas, donde se necesita continuidad en los datos para realizar análisis precisos [1]. La interpolación ayuda a suavizar las series temporales, eliminando inconsistencias que podrían afectar las conclusiones del estudio y proporcionando una base sólida para el posterior análisis estadístico [20].

$$y = y_1 + \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} * (x - x_1) \quad (1)$$

En este sentido,  $y$  corresponde al valor interpolado de la variable dependiente (por ejemplo, velocidad del viento),  $y_1, y_2$  se asocia a los valores conocidos de la variable dependiente antes y después del punto  $x$  que se está interpolando,  $x_1, x_2$  son los valores conocidos de la variable independiente asociados con  $y_1$  y  $y_2$ ,  $x$  se refiere al punto de la variable independiente donde se desea estimar el valor de  $y$ .

### C. Etapa 3: Análisis estadístico

El análisis estadístico de la velocidad del viento incluye el cálculo de la media aritmética para comprender la tendencia general del viento. La media proporciona un valor promedio esencial para evaluar la energía eólica disponible y su variabilidad a lo largo del tiempo [21]. También se calcula la mediana, que identifica el punto medio en la distribución de la velocidad del viento y resulta útil en distribuciones asimétricas. Además, se emplea la desviación estándar para medir la dispersión de los datos respecto de la media, proporcionando información sobre la variabilidad del viento en un área determinada [22] [23]. Estos cálculos permiten una evaluación detallada de las características estadísticas del viento.

### D. Etapa 4: Análisis de variabilidad

El análisis de la variabilidad del viento incluye el cálculo de la desviación estándar de las velocidades medias diarias (ver Ecuación 2), semanales (ver ecuación 3) y mensuales (ver ecuación 4). Esto ayuda a comprender las fluctuaciones diarias y semanales en la velocidad del viento, lo cual es necesario para planificar operaciones en parques eólicos [24]. La variabilidad diaria permite identificar patrones de viento consistentes, mientras que la variabilidad semanal y mensual ofrece una visión más amplia de las tendencias del viento a lo largo del tiempo. Además, este análisis puede detectar anomalías que

impacten la generación de energía eólica [25].

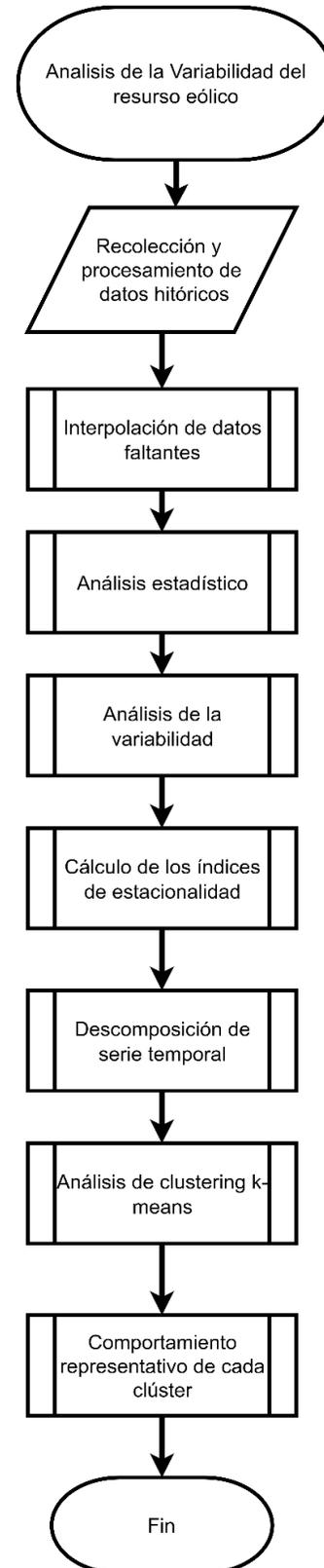


Fig 1. Metodología propuesta para analizar la variabilidad del viento.

$$\sigma_{diaria} = std(daily\_mean\_wind\_speed) \quad (2)$$

$$\sigma_{semanal} = std\left(\frac{1}{7}\sum_{i=1}^7 \text{velocidad diaria}\right) \quad (3)$$

$$\sigma_{mensual} = std\left(\frac{1}{n_{mes-dias}}\sum_{i=1}^{n_{mes-dias}} \text{vel diaria}\right) \quad (4)$$

$$\sigma_{anual} = std(daily\_mena\_wind\_speed) \quad (5)$$

### E. Etapa 5: Índice de estacionalidad

Los índices de estacionalidad se calculan dividiendo la media de un período específico por la media general, lo que permite identificar patrones estacionales del viento (ver Ecuación 8). Este análisis es esencial para comprender las fluctuaciones del viento en distintas épocas del año y ayudar a prever cambios en la generación de energía eólica [26]. El índice de estacionalidad proporciona una medida cuantitativa de cómo varía el viento en comparación con el promedio anual.

$$\text{índice de estacionalidad} = \frac{\text{media del período}}{\text{media general}} \quad (6)$$

En este contexto, el **índice de estacionalidad** es la relación entre la media de un período específico con la media general para identificar patrones estacionales. La **media del período** corresponde a la media calculada para un intervalo de tiempo específico, como un mes o una temporada y la **media general** se asocia a la media calculada sobre todo el período de estudio.

### F. Etapa 6: Descomposición de serie temporal

La descomposición STL (por sus siglas en inglés, Seasonal-Trend Decomposition using LOESS) se utiliza para separar una serie temporal en componentes de tendencia, estacionalidad y residuales. Este enfoque permite identificar patrones subyacentes en los datos de viento que podrían no ser evidentes de otra manera [2]. La descomposición ayuda a aislar el comportamiento estacional del viento, lo cual es necesario para evaluar patrones diarios y cambios a largo plazo. Esta técnica es útil para ajustar modelos predictivos y mejorar la precisión de las proyecciones de energía eólica, además de detectar componentes anómalos en los datos del viento.

$$\text{Serie temporal} = \text{Tendencia} + \text{Estacionalidad} + \text{Residual} \quad (7)$$

En este sentido la **Serie temporal** corresponde a los datos originales de la serie temporal y la **Tendencia** se asocia a la componente que muestra el patrón de largo plazo en los datos. La **Estacionalidad** se refiere a la componente que representa las fluctuaciones periódicas repetitivas en los datos. Finalmente, **Residual** es la componente que incluye irregularidades o 'ruido' no explicado por la tendencia o la estacionalidad.

### G. Etapa 7: Análisis de clustering k-means

El algoritmo K-means se utiliza para agrupar datos en clústeres, minimizando la suma de las distancias al cuadrado dentro de cada clúster. Este método ayuda a identificar patrones comunes en los datos de viento, clasificando días con comportamientos de viento similares [12]. Esta técnica proporciona información valiosa sobre cómo diferentes condiciones atmosféricas afectan la generación de energía. El uso del clustering mejora la capacidad de los sistemas eólicos para responder y adaptarse a cambios climáticos [27] [28].

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (8)$$

En este sentido,  $k$  corresponde al número de clústeres definidos para la clasificación,  $x$  se asocia al valor individual de la muestra en el dataset,  $C_i$  es el conjunto de puntos que pertenecen al clúster  $i$ ,  $\mu_i$  corresponde al centroide del clúster  $i$ , es decir, el promedio de todos los puntos en  $C_i$ .

## III. CASO DE ESTUDIO

El parque eólico Villonaco utiliza 11 aerogeneradores Goldwind GW70/1500 IEC IA/S, cada uno con una potencia nominal de 1.5 MW, lo que resulta en una capacidad total de 16.5 MW. Estos aerogeneradores están equipados con una góndola de 50 toneladas y un rotor de 28 toneladas, y operan a velocidades de rotor que oscilan entre 10.2 y 19 RPM, con requerimientos de velocidad del viento que varían entre 2.5 m/s y 25 m/s. Las turbinas GW70, que incluyen un generador SYNC PM con un voltaje de salida de 690 V, están ubicadas a alturas de entre 65 y 100 metros. Asimismo, la Fig 2 demuestra la relación entre la velocidad del viento y la generación de energía.

TABLA 1  
DATOS DE AEROGENERADOR GOLDWIND EN CENTRAL  
EÓLICA DE VILLONACO [29]

Categoría	Especificación
<b>Datos Generales</b>	
Fabricante	Goldwind (China)
Modelo	GW70/1500
Potencia nominal	1500 kW
Diámetro del rotor	70.3 m
Área de barrido	3882 m <sup>2</sup>
<b>Rotor</b>	
Velocidad mínima del rotor	10.2 vueltas/min
Velocidad máxima del rotor	19 vueltas/min
Velocidad mínima del viento (corte)	2.5 m/s
Velocidad nominal del viento	14 m/s
Velocidad máxima del viento	25 m/s

Categoría	Especificación
<b>Generador</b>	
Tipo	SYNC PM
Tensión de salida	690 V

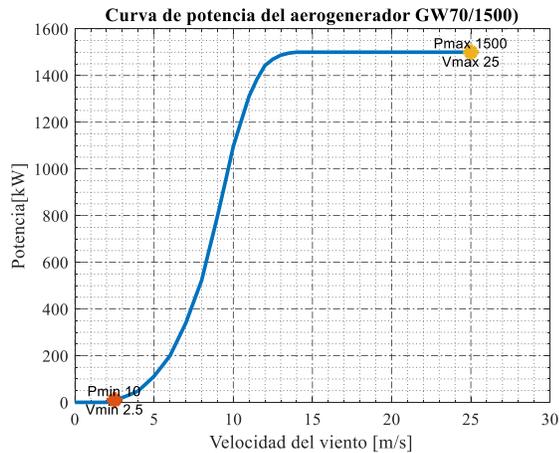


Fig 2. Curva de potencia del generador eólico Generador Goldwind

Por otro lado, la Fig 3, correspondiente a la rosa de los vientos, la cual presenta de manera efectiva la distribución de los datos direccionales de la velocidad del viento, con cada sector correspondiente a un intervalo de 30 grados en la brújula. Los valores más altos de velocidad del viento se encuentran en los sectores centrados en  $150^\circ$  y  $180^\circ$ , lo que indica una concentración de datos en las direcciones sur y sureste.

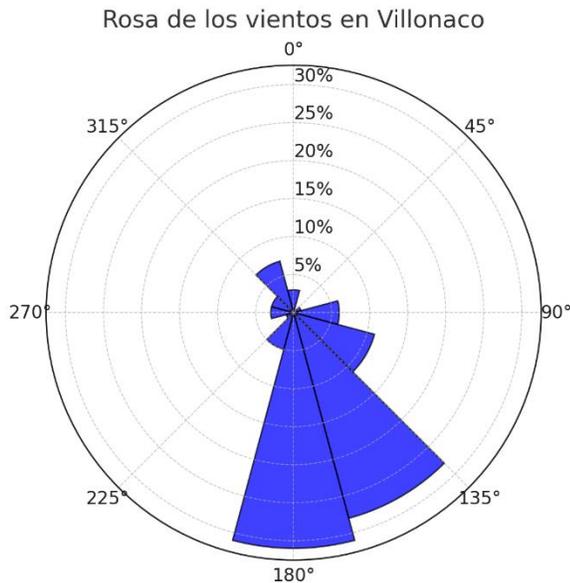


Fig 3. Rosa de los vientos del registro de velocidades del viento en parque eólico Villonaco

#### IV. RESULTADOS

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en cada fase de la metodología aplicada para el análisis de la variabilidad del recurso eólico en la zona de influencia de la Central Eólica Villonaco. Se muestran los resultados de la

recolección y procesamiento de datos históricos, la interpolación de datos faltantes y el análisis estadístico realizado. Además, se exponen los hallazgos del análisis de la variabilidad y los cálculos de los índices de estacionalidad. También se presentan los resultados de la descomposición de series temporales y del análisis de clustering k-means, identificando el comportamiento representativo de cada clúster.

##### A. Etapa 1: Recolección y procesamiento de datos

Los datos recopilados en la zona de influencia de la central eólica Villano abarcan cuatro años consecutivos, desde 2020 hasta 2023. Para cada año, se obtuvieron registros cada 60 minutos durante todo el día, lo que resulta en 24 registros diarios. En consecuencia, se recopilaron un total de 8784 datos de velocidad del viento por año. Por ejemplo, en la Fig 4 se presentan los datos de velocidad del viento correspondientes al año 2021.

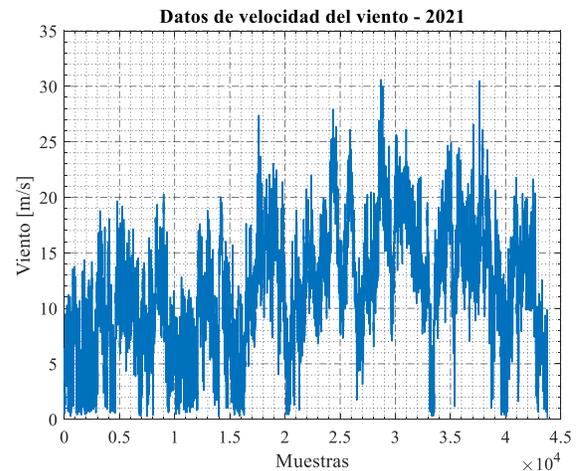


Fig 4. Muestras recopiladas de velocidad del viento, para el año 2021.

##### B. Etapa 2: Interpolación de datos faltantes

En esta etapa, se presentan los resultados de la interpolación lineal aplicada para estimar los valores faltantes en los conjuntos de datos del viento. Este proceso se realiza para cada uno de los 365 días del año, completando los valores faltantes marcados como 0 o NaN debido a la recopilación incompleta de datos. Además, en la Fig 5 se muestran los datos completados para un día típico del año 2023. En dicha figura, la línea azul representa los registros de velocidad del viento obtenidos en sitio, mientras que la línea naranja muestra los valores de velocidad del viento extrapolados a partir de los datos históricos registrados. De este modo, se garantiza la continuidad de las series temporales para su posterior análisis.

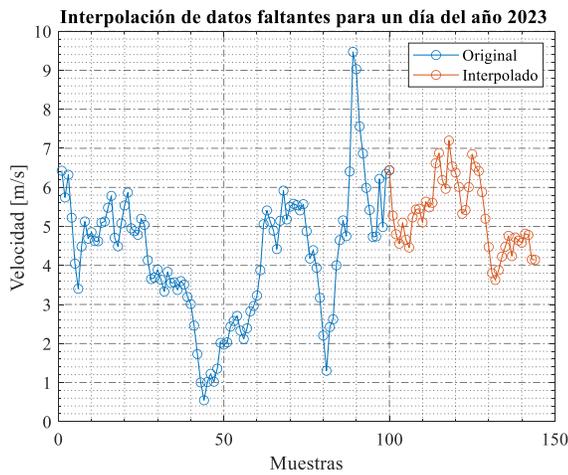


Fig 5. Interpolación de datos faltantes para un día del año 2023.

### C. Etapa 3: Análisis estadístico

El análisis de los indicadores estadísticos presentados en la TABLA 2 revela variaciones significativas en las características del viento durante los años 2020 a 2023. En primer lugar, la media de la velocidad del viento muestra un comportamiento fluctuante, con un valor más alto en 2023 (11,717 m/s) y más bajo en 2022 (9,111 m/s). Por lo tanto, se observa un incremento en la intensidad del viento en 2023, después de un descenso en 2021 y 2022. Asimismo, la mediana sigue una tendencia similar a la media, lo que indica que la distribución de los datos es consistente y no se ve afectada por valores atípicos.

TABLA 2  
INDICADORES ESTADÍSTICOS DE LOS REGISTROS DE VELOCIDAD DEL VIENTO HISTÓRICO.

Indicador estadístico	Años			
	2020	2021	2022	2023
Media (m/s)	10,693	9,986	9,111	11,717
Mediana (m/s)	10,832	9,857	9,132	11,671
Desviación estándar (m/s)	5,117	5,101	4,672	5,469
Velocidad máxima (m/s)	35,994	28,970	26,888	30,562
Velocidad mínima (m/s)	0,239	0,265	0,244	0,304

Además, la desviación estándar, que mide la dispersión de los datos, se mantiene relativamente constante a lo largo de los años, aunque muestra un ligero aumento en 2023 (5,469 m/s). Esto sugiere una mayor variabilidad en las velocidades del viento durante este año. Igualmente, la velocidad máxima registrada también aumenta en 2023, alcanzando 30,562 m/s, lo que refuerza la idea de una mayor intensidad del viento en ese período.

Por otro lado, la velocidad mínima experimenta una leve variación a lo largo de los años, con un incremento notable en 2023 (0,304 m/s). Aunque pequeño, este aumento podría ser indicativo de un cambio en las condiciones base del viento, lo que podría afectar la producción energética. En conjunto, los

datos sugieren que 2023 fue un año con mayor intensidad y variabilidad en las velocidades del viento. Así, esto podría tener implicaciones importantes para la operación y planificación de la central eólica.

### D. Etapa 4: Análisis de variabilidad

En esta sección se presentan los resultados de la variabilidad del viento, utilizando gráficos correspondientes a los índices diario, semanal y mensual. Estos gráficos se generan a partir de las mediciones de la velocidad del viento, las cuales se procesan en escalas diaria, semanal y mensual. Posteriormente, se aplica el índice de estacionalidad a cada una de estas escalas.

En la Fig 6, los índices diarios para los años 2020, 2021 y 2022 muestran variabilidad con picos y valles distintivos, lo que indica la influencia de eventos meteorológicos a corto plazo.

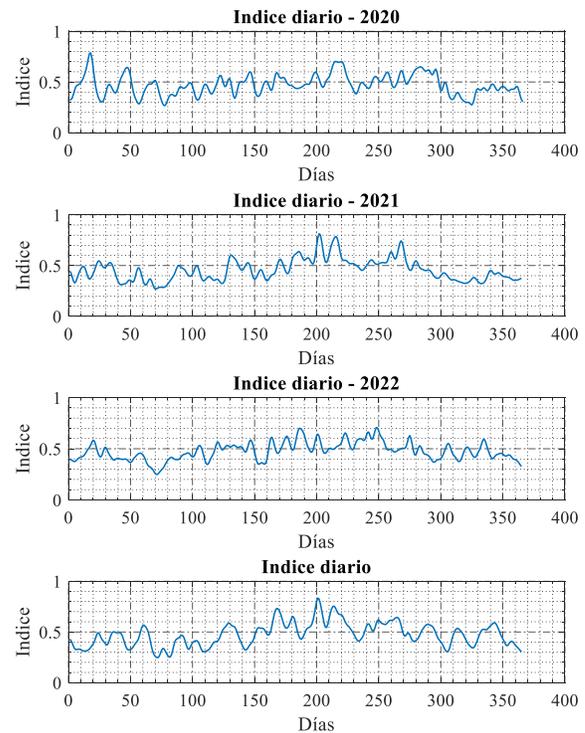


Fig 6. Índice de estacionalidad diario

La Fig 7, que presenta los índices semanales de 2020 a 2023, revela claras tendencias estacionales, con mayor variabilidad durante las semanas de mitad de año asociados con las condiciones de verano o invierno. La Fig 8, que muestra los índices mensuales, enfatiza estas tendencias estacionales, con picos que ocurren entre junio y agosto en todos los años, lo que indica un aumento consistente en la variabilidad del viento durante estos meses.

### E. Etapa 5: Análisis de comportamiento estacional

En esta sección, se presentan los resultados del comportamiento estacional. Para su cálculo, primero, la velocidad del viento diaria se organiza en un vector que representa el promedio de cada día del año. Luego, se especifica un período de estacionalidad de 30 días para capturar los ciclos mensuales.

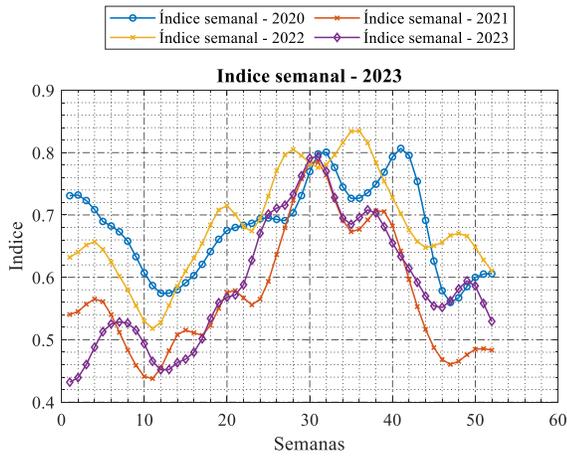


Fig 7. Índice de estacionalidad semanal

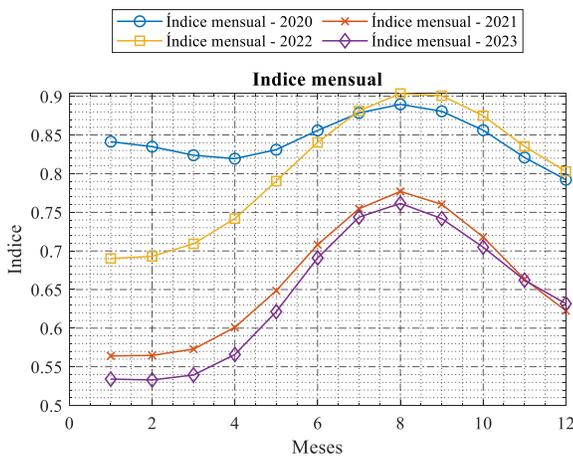


Fig 8. Índice de estacionalidad mensual

La Fig 9 muestra el comportamiento estacional de la velocidad del viento a lo largo de cuatro años consecutivos (2020-2023). El componente estacional generalmente indica un pico recurrente en la velocidad del viento alrededor de la mitad del año, particularmente entre los días 150 y 250, lo que sugiere una fuerte influencia estacional, que corresponde al verano. Este pico es consistente en todos los años, aunque su intensidad y duración varían ligeramente, reflejando la variabilidad interanual. Al principio y al final de cada año, se observan velocidades de viento más bajas, lo que indica condiciones más calmadas, asociadas al invierno y estaciones de transición. En conjunto, las curvas estacionales demuestran que los patrones de viento están significativamente impulsados por ciclos estacionales.

#### F. Etapa 6: Descomposición de serie temporal

En esta sección, se presentan los resultados de la técnica STL. Este enfoque permite descomponer la serie temporal del viento en sus componentes de tendencia, estacionalidad y residuales. Al hacerlo, se logra identificar y analizar patrones subyacentes que pueden no ser evidentes en los datos brutos. En consecuencia, la Fig 10 muestra la descomposición de la velocidad del viento para los años 2020, 2021, 2022 y 2023. El componente estacional, modelado por una curva suave, muestra

un patrón cíclico constante que domina la variabilidad, con un pico en la variabilidad de la velocidad del viento a finales del año 2021 y a principios del año 2022.

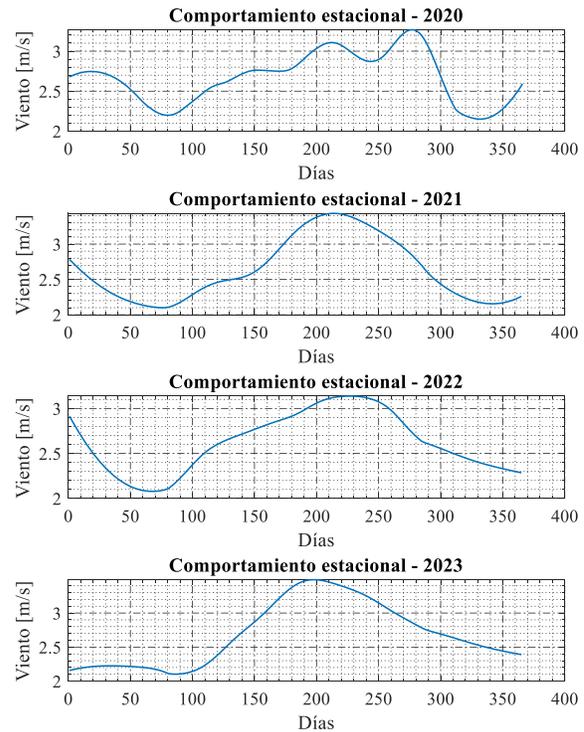


Fig 9. Comportamiento estacional anual.

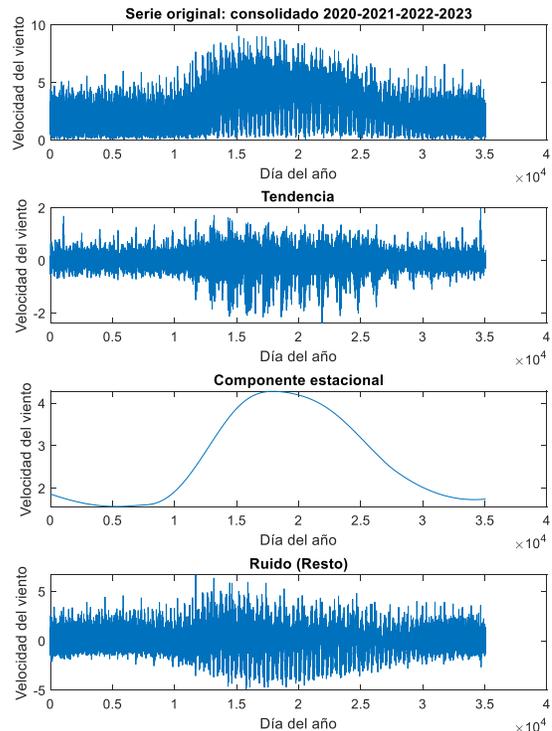


Fig 10. Descomposición de serie temporal consolidada

### G. Etapa 7: Análisis de clustering k-means

El proceso de agrupación se realiza con base en los índices de estacionalidad calculados mediante el procesamiento de los registros de velocidad del viento obtenidas de la plataforma NASA POWER. En la Fig 11 se muestran las curvas diarias de velocidad del viento de los años de estudio (2020 a 2023), dado un total de 1461 curvas diarias en total.

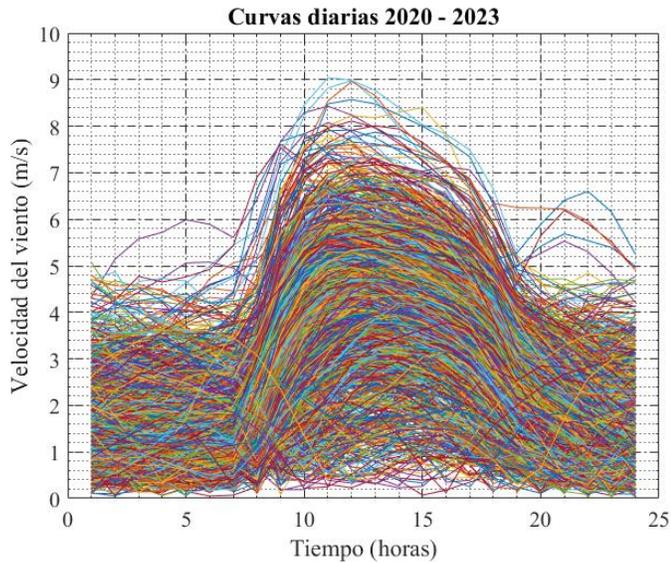


Fig 11. Curvas de velocidad diaria de los años 2020-2023.

De acuerdo con los datos disponibles de velocidad del viento y la regla de Sturges, se determinó que el número máximo de clústeres posibles es 10. Posteriormente, se calcularon los valores medios de los coeficientes de silueta para cada clúster posible. A continuación, se obtuvieron los valores medios de cada curva diaria de velocidad del viento para cada clúster posible. Esto permitió determinar el número adecuado de grupos para las curvas diarias de los 4 años analizados. La Tabla 3 presenta los valores medios de los coeficientes de silueta en función del número de agrupaciones. El valor medio más alto de los coeficientes de silueta indica el número de agrupaciones más adecuado. Por lo tanto, las 1461 curvas diarias de velocidad del viento analizadas se segmentaron en 2 clústeres. En este sentido, el clúster 1 contiene 819 (Fig 12), mientras que, el clúster 2 posee 642 curvas diarias de velocidad del viento (Fig 13).

TABLE 3

COEFICIENTES DE SILUETA PARA DETERMINAR EL NÚMERO DE CLÚSTERES

Grupos	Medía de velocidad del viento
1	0,00
2	0,73
3	0,69
4	0,69
5	0,70
6	0,68
7	0,69

Grupos	Medía de velocidad del viento
8	0,70
9	0,71
10	0,69

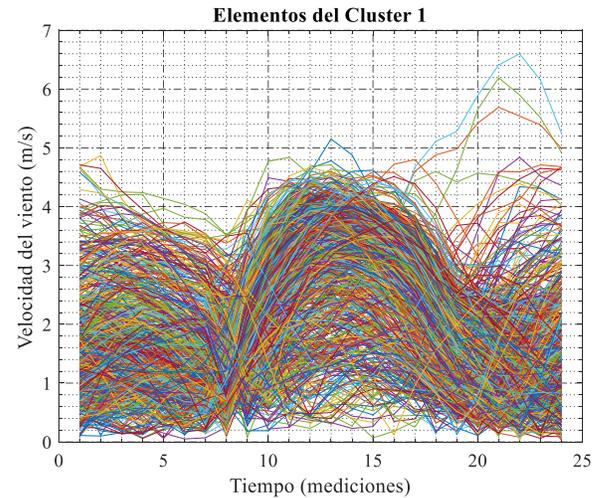


Fig 12. Elementos del clúster 1.

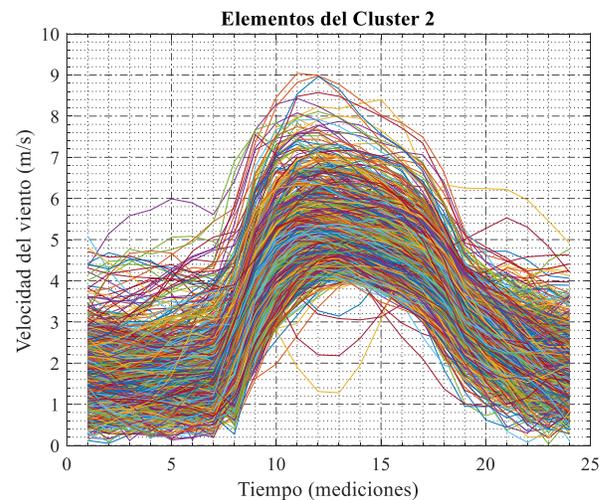


Fig 13. Elementos del clúster 2.

#### Patrones de velocidad del viento

El conjunto de curvas de la velocidad del viento define los patrones de variabilidad del viento. La Fig 14 muestra la variabilidad del viento del clúster 1, mientras que la Fig 15 muestra el patrón del clúster 2.

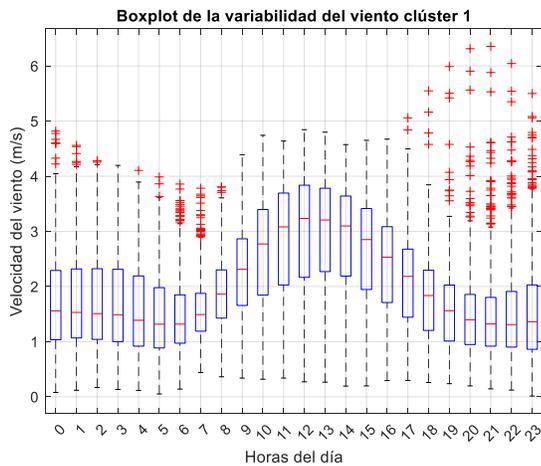


Fig 14. Variabilidad del clúster 1.

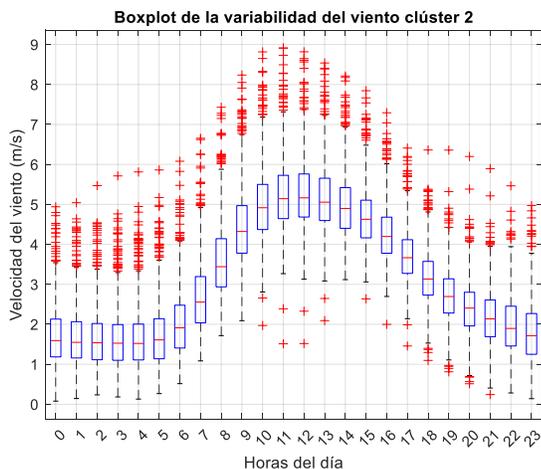


Fig 15. Variabilidad del clúster 2.

En la Fig 14 (Clúster 1), la velocidad del viento exhibe un patrón más consistente a lo largo del día, con un pico notable entre las 12:00 y las 18:00, donde las velocidades del viento son más altas y variables, pero con menos valores atípicos extremos. Esto indica un patrón de viento estable, pero moderadamente fluctuante durante las horas del mediodía. En contraste, la Fig 15 (Clúster 2) muestra una mayor variabilidad a lo largo del día, con picos significativos desde las 10:00 hasta las 18:00, donde las velocidades del viento no solo son más altas, sino también más propensas a variaciones extremas, como lo evidencia la presencia de numerosos valores atípicos. Esto significa que el Clúster 2 experimenta condiciones de viento más turbulentas, con mayor variabilidad y potencial para velocidades de viento más altas durante esas horas.

## V. CONCLUSIÓN

El análisis de la variabilidad del viento en el parque eólico de Villonaco empleó un enfoque metódico, utilizando varias variables clave de forma secuencial para garantizar unos resultados detallados. La fase de recopilación de datos abarcó cuatro años (2020-2023), recopilando mediciones horarias de la velocidad del viento, lo que dio como resultado 8.784 puntos de datos por año. Los datos que faltaban se trataron mediante interpolación, que rellenó los huecos para mantener datos de

series temporales continuas. A continuación, el análisis estadístico se centró en variables como la media, la mediana, la desviación estándar y las velocidades del viento máxima y mínima, revelando fluctuaciones significativas a lo largo de los años, con 2023 mostrando la velocidad del viento media más alta, una mayor variabilidad y valores extremos más frecuentes, lo que indica un año de viento particularmente intenso y variable.

El análisis de agrupación, utilizando k-means, clasificó además los datos de velocidad del viento en dos grupos distintos, cada uno caracterizado por patrones diferentes. En primer lugar, los datos se agruparon en función de las curvas diarias de velocidad del viento y, a continuación, se utilizó el coeficiente de silueta para determinar el número óptimo de conglomerados. El grupo 1, caracterizado por patrones de viento más consistentes con velocidades máximas entre las 12:00 y las 18:00, sugería condiciones estables, pero moderadamente fluctuantes. Por el contrario, el conglomerado 2 mostró una mayor variabilidad, con picos significativos entre las 10:00 y las 18:00 y una mayor incidencia de velocidades de viento extremas.

La descomposición STL aclaró aún más el predominio del componente estacional sobre la tendencia, lo que indica la importancia de los ciclos estacionales en la variabilidad de la velocidad del viento.

## REFERENCES

- [1] A. Tama, "Application of Life-Cycle Assessment for the Study of Carbon and Water Footprints of the 16.5 MWe Wind Farm in Villonaco, Loja, Ecuador," *Smart Grid Renew. Energy*, vol. 12, no. 12, pp. 203–230, 2021, doi: 10.4236/sgre.2021.1212012.
- [2] Y. Jang and E. Byon, "Probabilistic Characterization of Wind Diurnal Variability for Wind Resource Assessment," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 11, no. 4, pp. 2535–2544, Oct. 2020, doi: 10.1109/TSTE.2020.2965444.
- [3] J. Maldonado-Correa, M. Valdiviezo-Condolo, M. S. Viñan-Ludeña, C. Samaniego-Ojeda, and M. Rojas-Moncayo, "Wind power forecasting for the Villonaco wind farm," *Wind Eng.*, vol. 45, no. 5, pp. 1145–1159, Oct. 2021, doi: 10.1177/0309524X20968817.
- [4] S. Sánchez, V. Hidalgo, M. Velasco, D. Puga, P. A. López-Jiménez, and M. Pérez Sánchez, "Parametric study of a horizontal axis wind turbine with similar characteristics to those of the Villonaco wind power plant," *J. Appl. Res. Technol. Eng.*, vol. 2, no. 2, p. 51, Jul. 2021, doi: 10.4995/jarte.2021.15056.
- [5] J. C. Tinitana and F. R. Palacios, "Comparison of Wind Scenarios Generation Methods-A Case Study From Ecuador," in *2019 IEEE 4th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, IEEE, Oct. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/CCAC.2019.8920861.
- [6] J. Maldonado-Correa, J. Solano, and M. Rojas-Moncayo, "Wind power forecasting: A systematic literature review," *Wind Eng.*, vol. 45, no. 2, pp. 413–426, Apr. 2021, doi: 10.1177/0309524X19891672.
- [7] M. Ayala and G. Riba, "Confronting Urban Electricity

- Demand with Wind Energy Supply: Case Study in Ecuador,” *Preprints.org*, no. July, pp. 1–12, 2019, doi: 10.20944/preprints201907.0098.v1.
- [8] S. Eryilmaz and C. Kan, “Reliability based modeling and analysis for a wind power system integrated by two wind farms considering wind speed dependence,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 203, p. 107077, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.res.2020.107077.
- [9] E. Simley, P. Fleming, and J. King, “Design and analysis of a wake steering controller with wind direction variability,” *Wind Energy Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 451–468, Apr. 2020, doi: 10.5194/wes-5-451-2020.
- [10] L. C. Dammeier, J. H. C. Bosmans, and M. A. J. Huijbregts, “Variability in greenhouse gas footprints of the global wind farm fleet,” *J. Ind. Ecol.*, vol. 27, no. 1, pp. 272–282, 2023, doi: 10.1111/jiec.13325.
- [11] G. S. Böhme, E. A. Fadigas, D. Soares, A. L. V. Gimenes, and B. C. Macedo, “Wind speed variability and portfolio effect – A case study in the Brazilian market,” *Energy*, vol. 207, p. 118169, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2020.118169.
- [12] W. C. Radünz *et al.*, “The variability of wind resources in complex terrain and its relationship with atmospheric stability,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 222, p. 113249, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2020.113249.
- [13] J. M. Garrido-Perez, C. Ordóñez, D. Barriopedro, R. García-Herrera, and D. Paredes, “Impact of weather regimes on wind power variability in western Europe,” *Appl. Energy*, vol. 264, p. 114731, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114731.
- [14] Y. Gao *et al.*, “Assessing the wind energy potential of China in considering its variability/intermittency,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 226, p. 113580, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2020.113580.
- [15] K. Likassa, M. Mamo, and L. Soder, “Assessment of Wind Power Variability in Ethiopian Power System,” in *2021 IEEE PES/IAS PowerAfrica*, IEEE, Aug. 2021, pp. 1–5. doi: 10.1109/PowerAfrica52236.2021.9543094.
- [16] Y.-H. Wang *et al.*, “Spatial and temporal variation of offshore wind power and its value along the Central California Coast,” *Environ. Res. Commun.*, vol. 1, no. 12, p. 121001, Dec. 2019, doi: 10.1088/2515-7620/ab4ee1.
- [17] X. Dai, K. Zhang, J. Geng, Y. Wang, and K. Yuan, “Calculating Wind Variability Costs with Considering Ramping Costs of Conventional Power Plants,” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 14, no. 3, pp. 1063–1074, May 2019, doi: 10.1007/s42835-019-00121-0.
- [18] F. Porté-Agel, M. Bastankhah, and S. Shamsoddin, “Wind-Turbine and Wind-Farm Flows: A Review,” *Boundary-Layer Meteorol.*, vol. 174, no. 1, pp. 1–59, Jan. 2020, doi: 10.1007/s10546-019-00473-0.
- [19] NASA, “NASA POWER.” [Online]. Available: <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>
- [20] Z. R. Shu *et al.*, “Characterization of vertical wind velocity variability based on fractal dimension analysis,” *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 213, p. 104608, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.jweia.2021.104608.
- [21] E. R. Echevarria, M. A. Hemer, and N. J. Holbrook, “Seasonal Variability of the Global Spectral Wind Wave Climate,” *J. Geophys. Res. Ocean.*, vol. 124, no. 4, pp. 2924–2939, Apr. 2019, doi: 10.1029/2018JC014620.
- [22] W. Lin and M. Portabella, “Characterizing Global Sea Surface Local Wind Variability From ASCAT Data,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 60, pp. 1–10, 2022, doi: 10.1109/TGRS.2022.3228317.
- [23] N. Cortesi, V. Torralba, N. González-Reviriego, A. Soret, and F. J. Doblas-Reyes, “Characterization of European wind speed variability using weather regimes,” *Clim. Dyn.*, vol. 53, no. 7–8, pp. 4961–4976, Oct. 2019, doi: 10.1007/s00382-019-04839-5.
- [24] G. Pandey and M. Sharan, “Accountability of wind variability in AERMOD for computing concentrations in low wind conditions,” *Atmos. Environ.*, vol. 202, pp. 105–116, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.atmosenv.2019.01.017.
- [25] Z. Shu, P. Chan, Q. Li, Y. He, and B. Yan, “Quantitative assessment of offshore wind speed variability using fractal analysis,” *Wind Struct.*, 2020, doi: <https://doi.org/10.12989/WAS.2021.30.4.363>.
- [26] T. Soukissian and M.-A. Sotiriou, “Long-Term Variability of Wind Speed and Direction in the Mediterranean Basin,” *Wind*, vol. 2, no. 3, pp. 513–534, Jul. 2022, doi: 10.3390/wind2030028.
- [27] M. A. Milton, C. O. Pedro, S. G. Xavier, and E. E. Guillermo, “Characterization and Classification of Daily Electricity Consumption Profiles: Shape Factors and k-Means Clustering Technique,” *E3S Web Conf.*, vol. 64, pp. 0–5, 2018, doi: 10.1051/e3sconf/20186408004.
- [28] X. Serrano-Guerrero, M. Briceño-León, J. M. Clairand, and G. Escrivá-Escrivá, “A new interval prediction methodology for short-term electric load forecasting based on pattern recognition,” *Appl. Energy*, vol. 297, no. January, 2021, doi: 10.1016/j.apenergy.2021.117173.
- [29] Wind Power, “GW70/1500,” 2024. [Online]. Available: [https://www.thewindpower.net/turbine\\_es\\_439\\_goldwind\\_gw70-1500.php](https://www.thewindpower.net/turbine_es_439_goldwind_gw70-1500.php)