

## Fitting methods of Two-Parameter Weibull of wind series and Electric-wind potential estimation

### Métodos de ajuste de Weibull de dos parámetros en series de viento y estimación del Potencial Eolo-eléctrico

J. Constante<sup>1</sup>A. Cuesta<sup>1</sup>D. Jijón<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto de Investigación Geológico y Energético, Quito, Ecuador  
 E-mail: [jessica.constante@geoenergia.gob.ec](mailto:jessica.constante@geoenergia.gob.ec), [manuel.cuesta@geoenergia.gob.ec](mailto:manuel.cuesta@geoenergia.gob.ec),  
[juan.jijon@geoenergia.gob.ec](mailto:juan.jijon@geoenergia.gob.ec)

#### Abstract

The aim of the present work is to compare interpolation methods of the probability density function with Weibull distribution. This process is fundamental for the wind resource analysis through the Electric-wind potential estimation. The information of this study corresponds to temporal series of wind data from 7 meteorological stations, located in the Provinces of Galápagos, Carchi, Tungurahua, Bolívar, and Loja. These series were processed by the interpolation methods of linearization, graphical, moments and maximum likelihood estimation (MLE). The comparison is based on the interpolation graphics with the relative frequencies of wind data, and the residual analysis according to regression methods. Moreover, it analyzed the contrast of the mean of wind speed, mean square error (MSE) and correlation index, among the methods studied. This analysis is the basis for the Electric-wind potential estimation, according to the methodology proposed by Jijón *et al.* [1], based on the wind mean calculated by each method. In the results of this work, the MLE method had the lowest MSE and the highest correlation index by the most wind data series analyzed; and the linearization method had the lowest mean. In consequence, the Electric-wind potential shows the high sensibility under the mean of wind speeds calculated by every method. According to the limitation identified in each method, it is recommended that this type of analysis might be replicable to study prioritized places for wind farms.

**Index terms**— Wind energy, Wind speed, Weibull distribution, Electric-wind potential, Capacity factor.

#### Resumen

El presente estudio tiene el objetivo de comparar cuatro métodos de interpolación de la función de densidad de probabilidad con distribución de Weibull. Este proceso es fundamental para el análisis del recurso eólico a través de la estimación del potencial Eolo-eléctrico. La información del trabajo corresponde a series temporales de viento de 7 estaciones meteorológicas situadas en las Provincias de Galápagos, Carchi, Tungurahua, Bolívar y Loja. Las series fueron procesadas a través de los métodos de linealización, empírico, momentos y estimador por máxima verosimilitud (MLE). La comparación se basó en los gráficos de interpolación con las frecuencias relativas de las series de viento; y el análisis de los residuos obtenidos de la regresión. Además, se realizó el contraste de: la media de viento, el error cuadrático medio (ECM) y la correlación, entre los métodos en estudio. Este análisis es la base para el cálculo del potencial Eolo-eléctrico propuesto por Jijón *et al.* [1], basado en las medias de viento de cada método. En este trabajo, se pudo observar que el método de MLE fue el que menor ECM y correlación más alta presentó en la mayoría de las bases analizadas; y el método de linealización fue el que tuvo la media de viento más baja. En consecuencia, el potencial Eolo-eléctrico demostró la alta sensibilidad basado en las diferencias en las medias de velocidad de viento, estimadas por cada método. Por las limitaciones identificadas en cada método analizado, se recomienda que este tipo de análisis sea replicable para el estudio de emplazamientos eólicos.

**Palabras clave**— Energía eólica, velocidad de viento, distribución de Weibull, Potencial Eolo-eléctrico, Factor de capacidad.

Recibido: 29-10-2020, Aprobado tras revisión: 11-01-2021

Forma sugerida de citación: Constante, J; Cuesta, A.; Jijón, D. (2021). "Métodos de ajuste de Weibull de dos parámetros en series de viento y estimación del Potencial Eolo-eléctrico". Revista Técnica "*energía*". No. 17, Issue II, Pp. 74-82

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

© 2021 Operador Nacional de Electricidad, CENACE

## 1. INTRODUCCIÓN

El análisis de datos meteorológicos es muy importante para garantizar un estudio apropiado del recurso renovable disponible en una zona. En el caso del recurso eólico, se requiere de un estudio detallado de los datos con información de velocidad y dirección de viento a distintas alturas.

En este sentido, se han desarrollado varias metodologías para procesamiento, control, tratamiento y análisis estadístico de los datos registrados como se muestra en [1]–[5], lo cual permite ampliar el número de sitios seleccionados para la futura instalación de parques eólicos.

Una de estas metodologías se basa en la distribución de Weibull, la cual se utiliza para analizar y caracterizar el comportamiento del recurso eólico según el registro histórico del sitio de interés. Este análisis permite realizar simulaciones para calcular el factor de rendimiento, la proyección de generación o determinar la distribución de turbinas del futuro parque eólico.

De acuerdo con [6]–[9] existen diferentes métodos utilizados para calcular las constantes de la función de distribución de Weibull de 2 parámetros, así como indicadores estadísticos de rendimiento para comparar los modelos. Por otro lado, B. Sürücü and H. S. Sazak [10] proponen la distribución de Weibull de 3 parámetros los cuales utilizan los métodos de máxima verosimilitud, mínimos cuadrados y de momentos para encontrar el parámetro de forma no dimensional, el parámetro de escala y el parámetro de ubicación.

En la actualidad, en Ecuador no se ha realizado un estudio que permita comparar los diferentes métodos de estimación de las variables de la distribución de Weibull para calcular la velocidad media de un emplazamiento y su influencia al estimar el potencial Eolo-eléctrico y el factor de rendimiento. Este estudio es de especial relevancia al tomar en cuenta que el análisis de las series

temporales de viento puede determinar la selección de un lugar para instalar un parque eólico, lo cual viene complementado con inversión, incremento de plazas de trabajo y disminución de emisiones de gases de efecto invernadero por la quema de combustibles fósiles para generación de energía.

En este trabajo, se realiza la comparación de 4 métodos de estimación de los parámetros de Weibull para calcular la velocidad media y estimar el factor de rendimiento de un aerogenerador en 7 puntos del país. Los resultados obtenidos muestran que todos los métodos presentan ventajas y limitaciones, sin embargo, el método que presentó menores errores con la función de interpolación fue el MLE.

El documento es organizado de la siguiente manera. En primer lugar, se presentan la metodología utilizada para evaluación de los métodos de estimación de los parámetros de Weibull. Posteriormente se analizan los resultados obtenidos mediante figuras y cuadros estadísticos comparativos de tres métodos de evaluación de rendimiento. Finalmente, se realiza la estimación del Potencial Eolo-eléctrico y el factor de rendimiento de un aerogenerador de 2 MW en 7 sitios del Ecuador y se presentan las conclusiones y recomendaciones del trabajo.

## 2. METODOLOGÍA

La metodología de este trabajo se divide en tres etapas:

- Estimación de los parámetros de la distribución de Weibull por 4 métodos diferentes para cada base.
- Comparación de resultados obtenidos con cada método.
- Estimación del Potencial Eolo-eléctrico y el factor de rendimiento.

Tabla 1: Datos Generales de la estación meteorológica Nitón

NOMBRE	COORDENADAS		ALTITUD m.s.n.m	ALTURA DE ANEMÓMETRO (m)	INTERVALO DE MEDICIÓN (min)	PERIODO DE ANÁLISIS
	Latitud	Longitud				
Nitón	-1,269	-78,532	3080	3	10	2018-06-01 a 2019-05-31
Arenal	-1,519	-78,889	4293	80	10	2016-01-01 a 2016-12-31
Villonaco	-3,997	-79,260	2647	60	10	2014-05-01 a 2015-04-30
García Moreno	0,552	-77,974	2981	102	10	2014-08-15 a 2015-08-14
Balra Torre	-0,444	-90,266	47	50	10	Año típico
San Cristóbal	-0,892	-89,497	659	60	10	Año típico
Balra Estación	-0,436	-90,289	7	7	60	2015-01-01 a 2015-12-31

**2.1. Serie temporal de datos**

Los datos utilizados para el estudio se pueden observar en la Tabla 1; estos corresponden a 4 lugares en Ecuador Continental y 3 sitios en Ecuador Insular.

Las bases de datos elegidas tienen características diferentes en su recurso eólico, lo cual permite evaluar cómo se comporta el ajuste de cada método de la distribución de Weibull dependiendo de la agrupación de los datos de viento en frecuencias relativas obtenidas mediante la ley de *sturges* como se muestra en (1) y (2) a excepción del método de Máxima Verosimilitud [11]–[13].

$$\text{Int} = 1 + \log_2(N) \tag{1}$$

$$\text{Int} = 1 + 3,322 \log_{10}(N) \tag{2}$$

Donde *N* es el número de datos de la serie temporal e *Int* corresponde al número de intervalos o clases.

Las Fig. 1 y 2 muestran el comportamiento temporal de las series de Nitón y Baltra.

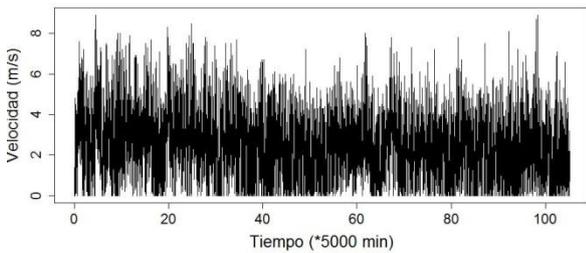


Figura 1: Serie temporal para la base de Nitón

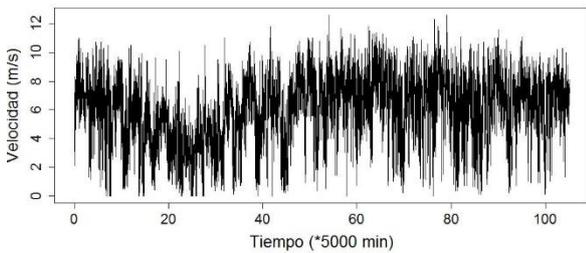


Figura 2: Serie temporal para la base de Baltra

**2.2. Estimación de los parámetros de la distribución de Weibull**

La función de densidad de probabilidad bajo la distribución de Weibull es ajustada a las frecuencias relativas de la velocidad del viento, como se muestra en (3) [14].

$$f(v) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{v}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{\lambda}\right)^k} \tag{3}$$

Donde, *k* y *λ* corresponden los parámetros de forma y escala y *v* es la variable de velocidad de viento para la matriz de frecuencias relativas.

La función acumulativa de Weibull se muestra en (4)

$$F(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v}{\lambda}\right)^k} \tag{4}$$

**2.2.1. Método de linealización (Lin)**

El método utiliza la función acumulativa de Weibull mostrada en (4) para estimar los parámetros de forma y de escala que mejor se ajustan a las series temporales [15]. Para ello se realiza la linealización de la función como se observa en (5) [15].

$$\ln(-\ln[1 - F(v)]) = k \ln(v) - k \ln \lambda \tag{5}$$

La ecuación resultante es del tipo lineal y se resuelve mediante el método de mínimos cuadrados para hallar las incógnitas *k* y *λ* de la función de distribución de Weibull como se indica en (6) y (7).

$$k = a \tag{6}$$

$$\lambda = e^{\left(\frac{b}{a}\right)} \tag{7}$$

Donde *a* y *b* se despejan de la ecuación lineal y se calculan con (8) y (9)

$$a = \frac{N \left(\sum_{i=1}^N x_i y_i\right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i\right) \left(\sum_{i=1}^N y_i\right)}{N \left(\sum_{i=1}^N x_i^2\right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i\right)^2} \tag{8}$$

$$b = \frac{\left(\sum_{i=1}^N x_i^2\right) \left(\sum_{i=1}^N y_i\right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i y_i\right) \left(\sum_{i=1}^N x_i\right)}{N \left(\sum_{i=1}^N x_i^2\right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i\right)^2} \tag{9}$$

**2.2.2. Método de momentos (Mom)**

El método de momentos provee estimaciones acertadas acerca de los momentos poblacionales de serie temporal. Las ecuaciones resultantes para estimar los parámetros *k* y *λ* se muestran a continuación en (10) y (11) [16].

$$\bar{v} = \lambda \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right) \tag{10}$$

$$k = \left(\frac{0,9874}{\frac{\sigma}{\bar{v}}}\right)^{1,0983} \tag{11}$$

Donde  $\bar{v}$  corresponde al valor de la velocidad media y  $\sigma$  a la desviación estándar.

**2.2.3. Método Empírico (Emp)**

Las ecuaciones para estimar los parámetros *k* y *λ* mediante el método empírico se muestran a continuación [8], [9].

$$k = \left(\frac{\sigma}{\bar{v}}\right)^{-1,086} \tag{12}$$

$$\lambda = \frac{\bar{v}}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)} \tag{13}$$



**2.2.4. Método de estimación por máxima verosimilitud (MLE)**

El método de máxima verosimilitud es acreditado al estadístico por R.A Fisher [17], el cual consiste en ajustar el modelo de la función de densidad de probabilidad de Weibull a los datos discretos de velocidad [17], [18], como es observado en (14) [19].

$$\bar{L}(k, \lambda; \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^N f(x_i; k, \lambda) \tag{14}$$

Donde, N es el número total de datos registrados en X como de velocidad del viento,  $x_i$  son los valores de velocidad de viento correspondientes a la serie de análisis X y  $f(x_i; k, \lambda)$  corresponde a la función de densidad de probabilidad con distribución de Weibull. Con el fin de resolver el producto de (14), se obtiene el logaritmo natural como es presentado en (15) que es la función de verosimilitud.

$$L(\lambda, k; \mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N \ln(f(x_i; k, \lambda)) = N \ln(k) - N k \ln(\lambda) + (k-1) \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i}{\lambda}\right)^k \tag{15}$$

La función de verosimilitud expresada en (15), es maximizada al derivar para cada uno de sus parámetros e igualar a cero las funciones resultantes como es mencionado en el trabajo de Balakrishnan *et al* [20]. Las funciones resultantes obtenidas al aplicar la maximización en (15) para la función de densidad de probabilidad con distribución de Weibull de 2 parámetros es expresada en (16).

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = -\frac{Nk}{\lambda} + \sum_{i=1}^N \frac{kx_i^k}{\lambda^{k+1}} = 0 \tag{16}$$

$$\frac{\partial L}{\partial k} = \frac{N}{k} - N \ln(\lambda) + \sum_{i=1}^N \ln(x_i) + \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i}{\lambda}\right)^k \ln\left(\frac{x_i}{\lambda}\right) = 0$$

Como es posible apreciar en (16), la variable  $\lambda$  puede quedar en función del parámetro k, permitiendo construir una función únicamente dependiente de k que es igual a cero, la misma que es expresada en (17).

$$F(k) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^k \ln(x_i)}{\sum_{i=1}^N x_i^k} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln(x_i) - \frac{1}{k} \tag{17}$$

Las soluciones para la ecuación mostrada en (16) se lo realizan por diferentes métodos numéricos como Newton Raphson para despejar la variable k [17], [20]–[24]. En este trabajo, se considera la aproximación realizada por Qiao *et al* [22], donde se propuso un método de convergencia que permite estimar el valor de k. El

método de estimación propuesto por Qiao *et al* [22], es presentado en (18).

$$q(k) = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i^k}{N \sum_{i=1}^N x_i^k \ln(x_i) - \sum_{i=1}^N \ln(x_i) \sum_{i=1}^N x_i^k} \tag{18}$$

$$k_{n+1} = \frac{k_n + q(k_n)}{2}$$

El método de máxima verosimilitud estudiado es aplicable a todos los observables  $x_i > 0$ , debido a que el logaritmo natural en el interior de las funciones debe existir para poder estimar el parámetro k. Esta es una limitación del presente método, debido a la naturaleza del registro de velocidad de viento, donde se podrán encontrar valores iguales a cero, o lo que equivale a un viento en calma. Por esta razón, en el presente estudio se propone realizar una restricción con los valores de velocidad de viento mayores a cero, evitando indeterminaciones en los cálculos y garantizando la solución de la función de verosimilitud para cualquier tipo de serie temporal de velocidad de viento.

**2.3. Comparación métodos.**

La comparación de los métodos se ha realizado mediante 3 evaluadores del rendimiento de los estimadores mediante el método de residuos, error cuadrático medio (ECM) y correlación (r) [25], [26].

**2.4. Potencial Eolo-eléctrico y factor de capacidad**

El factor del capacidad se estima con el método del Potencial Eolo-eléctrico propuesto por Jijón *et al.* [27], donde se determina el potencial eléctrico a partir de la aproximación de la curva de potencia de un aerogenerador de 2 MW, donde se ajusta una función sigmoide. En este trabajo, se considera la corrección de la velocidad por la densidad del aire proveniente de la Ley de Betz, la misma que se puede apreciar en (19).

$$v_1 = v \left(\frac{\rho}{\rho_0}\right)^{1/3} \tag{19}$$

Donde, v es la velocidad de viento con una densidad del aire  $\rho$ ,  $\rho_0$  es la densidad del aire a nivel del mar y temperatura de 15 °C, con un valor igual a 1,22 (kg/m<sup>3</sup>) [28]. El potencial Eolo-eléctrico, basado en una función sigmoide queda expresado en (20).

$$P(v) = \frac{A}{B + C \exp\left(-\lambda v \left(\frac{\rho}{\rho_0}\right)^{1/3}\right)} \tag{20}$$

Donde P(v) es la potencia sigmoideal aproximada y v es la velocidad del viento observada, A, B, C y  $\lambda$  son las constantes de la interpolación no lineal.



La densidad del aire, según el trabajo de Jijón et al. [27], es aproximada a través de las variables de temperatura media y altitud, como se puede apreciar en (21).

$$\rho(T, h) = \frac{mO_0 e^{-mg h / k_B N_A T}}{RT} \quad (21)$$

Donde,  $\rho(T, h)$  es la densidad del aire,  $O_0$  es la presión atmosférica a nivel del mar, la cual se aproxima a 1010 (mb),  $m$ ,  $g$ ,  $N_A$  y  $k_B$  son constantes correspondientes a la masa molar del aire, gravedad, Avogadro y Boltzmann, respectivamente. Por último,  $R$  es la constante universal de los gases,  $T$  es la temperatura ambiente y  $h$  la altitud.

Con esta información base y mediante mapas de temperatura media y modelo digital del terreno, se estiman los valores de potencia media a los que los aerogeneradores estarían funcionando con la velocidad del viento media anual obtenida de la distribución de Weibull [27], [29].

El factor de capacidad corresponde al factor de planta esperado de un aerogenerador en un sitio bajo las condiciones ambientales analizadas en este trabajo; donde su estimación se muestra en (22).

$$FC = \frac{P(v)}{P_n} \quad (22)$$

Donde  $FC$  es el factor de capacidad,  $P(v)$  es la potencia media del aerogenerador y  $P_n$  es la potencia nominal igual a 2000 (kW), basado en el aerogenerador modelo del Atlas Eólico 2013 [30].

### 3. ANÁLISIS DE RESULTADOS

#### 3.1. Evaluación de métodos de estimación

En las Figura 3 a Figura 6 se muestra la interpolación de Weibull bajo los métodos de interpolación descritos en la metodología y su respectivo análisis de residuos.

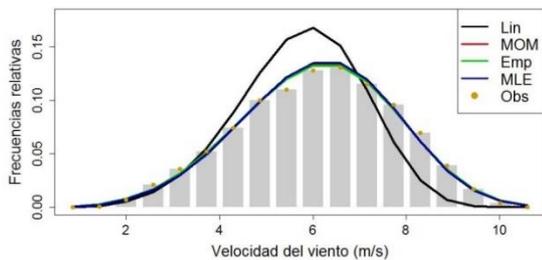


Figura 3: Comparación métodos de interpolación de parámetros para serie de datos “Baltra típico”

En la Figura 3, el método de linealización presenta un ajuste más distante que los otros métodos comparados. En este método, la curva se ve desplazada hacia la izquierda y con un pico de frecuencia más alto. La Interpolación con MLE, momentos y método empírico tiene resultados muy similares y valores ajustados cercanos a los valores de frecuencias relativas.

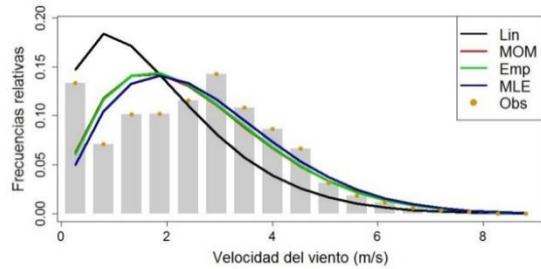


Figura 4: Comparación métodos de interpolación de parámetros para serie de datos “Nitón”

En la Figura 4, se aprecia que los datos se concentran en velocidades bajas cercanas a cero. El método de linealización presenta un ajuste más cercano al primer valor de frecuencia, pero también se observa un desplazamiento a la izquierda por la forma en que la curva desciende anticipadamente. Los métodos de MLE, momentos y empírico tienen un comportamiento similar. Estos tres métodos no son tan sensibles al primer intervalo como en método de linealización, lo cual es una limitación al momento de analizar series de viento con un alto número de registros con velocidades iguales a cero.

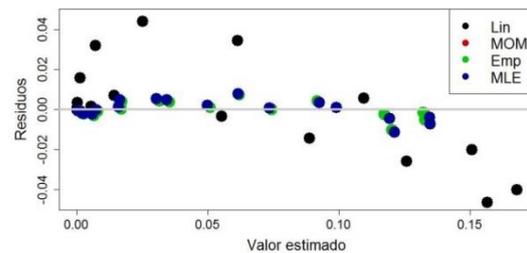


Figura 5: Comparación de residuos métodos de interpolación de parámetros para serie de datos “Baltra típico”

Como se puede observar en la Fig. 5, los valores residuales también serán similares entre los métodos de MLE, momentos y empírico. Sus residuos oscilan entre  $\pm 0,015$ , observándose homocedasticidad en los residuos. En el método de linealización los residuos varían entre  $\pm 0,04$  y se observa también que también existe homocedasticidad. Los valores más altos de residuos se observan en frecuencias bajas y altas.

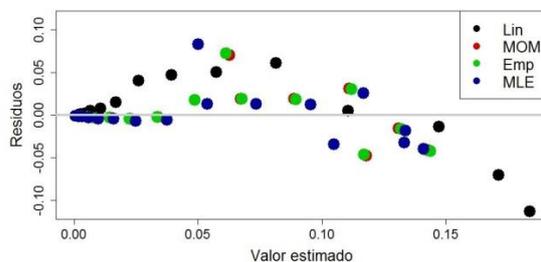


Figura 6: Comparación de residuos de métodos de interpolación de parámetros para serie de datos “Nitón”

En la Fig. 6, el método de linealización muestra heterocedasticidad al observarse que las frecuencias crecen con los residuos. En los métodos de MLE, momentos y empírico, la varianza de los residuos no crece al aumentar la frecuencia.



El comportamiento observado en el ejemplo de la Fig. 4 para la base de Nitón, se pudo apreciar en las series de viento de García Moreno y El Arenal, donde existe un alto número de registros para velocidades cercanas a cero. Además, los MLE, momentos y empírico presentaron las menores diferencias en el análisis de residuos para todas las bases analizadas en este trabajo.

### 3.2. Comparación estadística

En la Tabla 2 se muestra la comparación estadística de los métodos y bases analizadas.

Tabla 2: Tabla de comparación estadística de métodos

Base	Método	$\bar{v}$	k	$\lambda$	ECM	r
Arenal	Lin	8,25	1,37	9,02	0,00086	0,88982
	Mom	10,86	1,54	12,07	0,00038	0,90246
	Emp	10,86	1,56	12,08	0,00039	0,89906
	MLE	10,80	1,42	11,87	0,00028	0,92644
Baltra	Lin	4,92	2,07	5,56	0,00181	0,54602
	Mom	6,07	2,91	6,80	0,00041	0,90438
	Emp	6,07	2,91	6,80	0,00041	0,90470
	MLE	6,09	3,07	6,81	0,00038	0,91529
Baltra año típico	Lin	5,73	4,87	6,25	0,00053	0,93459
	Mom	6,09	4,15	6,71	0,00002	0,99664
	Emp	6,09	4,14	6,71	0,00002	0,99672
	MLE	6,10	4,21	6,71	0,00002	0,99612
García Moreno año típico	Lin.	4,76	1,29	5,14	0,00213	0,72273
	Mom	6,55	1,45	7,22	0,00142	0,71363
	Emp	6,55	1,47	7,23	0,00145	0,70916
	MLE	7,53	1,87	8,48	0,00190	0,60447
Nitón	Lin	1,93	1,39	2,11	0,00176	0,75946
	Mom	2,55	1,67	2,85	0,00075	0,85559
	Emp	2,55	1,68	2,85	0,00076	0,85508
	MLE	2,66	1,75	2,99	0,00072	0,85876
San Cristóbal año típico	Lin.	5,79	2,74	6,50	0,00032	0,9568
	Mom	6,38	3,20	7,12	0,00001	0,99872
	Emp	6,38	3,20	7,12	0,00001	0,99872
	MLE	6,38	3,18	7,12	0,00001	0,99872
Villonaco	Lin	9,43	1,63	10,54	0,00100	0,74997
	Mom	11,85	2,03	13,38	0,00017	0,95109
	Emp	11,85	2,05	13,38	0,00017	0,95170
	MLE	11,83	1,98	13,34	0,00017	0,94695

Como se pudo observar en la Tabla 2, el método de linealización estima la media más baja, en relación con el resto de los métodos analizados. Las medias estimadas con el método de MLE se diferencian en máximo 5% comparado a los métodos empírico y momentos.

El error cuadrático medio (ECM) para el método de linealización es el más alto, seguido de los métodos de momentos y empírico, siendo el MLE el que obtuvo el menor ECM en las series analizadas. Esta tendencia se pudo apreciar para los valores de correlación, a excepción de las series de Villonaco, Baltra año típico y García Moreno, donde la correlación estimada con el método de MLE es menor o igual a los métodos empírico, y momentos.

### 3.3. Análisis del Potencial Eolo-eléctrico y factor de capacidad

La estimación del Potencial Eolo-eléctrico y el factor de capacidad para cada método utilizado y para cada base de este trabajo, se puede observar en la Tabla 3

Tabla 3: Tabla de resultados de Potencial Eolo-eléctrico (PEEL) y Factor de capacidad (FC)

Nombre	PEEL Lin	PEEL Emp y Mom	PEEL MLE	FC Lin	FC Emp y Mom	F.C. MLE
	kW	kW	kW	%	%	%
Nitón	0	0	0	0	0	0
Arenal	577,0	1291,4	1273,3	28,8	64,6	63,7
Villonaco	1039,5	1745,1	1740,9	52,0	87,3	87,0
García Moreno	81,4	317,2	504,6	4,1	15,9	25,2
Baltra Torre	285,9	353,6	355,6	14,3	17,7	17,8
San Cristóbal	277,2	388,0	388,0	13,9	19,4	19,4
Baltra Estación	158,6	351,2	355,2	7,9	17,6	17,8

Como se puede apreciar en la Tabla 3, el Potencial Eolo-eléctrico y el Factor de capacidad tiene los mismos valores para los métodos empírico y momentos debido a la forma de estimación de la velocidad media. En el caso del método de linealización se obtiene los valores más bajos de potencial, esto se puede deber a que este método presenta mayores limitaciones en la interpolación de las variables de la distribución de Weibull.

Los valores de potencial Eolo-eléctrico y factor de capacidad calculados con el método del MLE, en la mayoría de las bases analizadas, son similares a los resultados obtenidos con los métodos empírico y de momentos. Cabe recalcar que el método de MLE fue el que el que presentó el menor error cuadrático medio comparado al resto de métodos.

### 4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Los métodos de momentos y empírico presentan una limitación en la interpolación de los valores de la distribución al tomar en cuenta la media aritmética o matemática para el inicio de los cálculos. Sin embargo, los errores son más bajos que los obtenidos con el método de linealización.



El método de MLE presenta limitaciones de convergencia para encontrar una solución en series de datos con valores de viento de velocidad iguales a 0, debido a que se producen indeterminaciones en el interior de los logaritmos del método.

El método que presentó menor error cuadrático medio (ECM) con la función de interpolación fue el MLE, donde los valores obtenidos para las bases de Arenal, Baltra, Baltra año típico, Nitón, San Cristóbal año típico y Villonaco, son: 0,00028, 0,00038, 0,00002, 0,00072, 0,00001 y 0,00017, respectivamente. El único caso que presentó un valor mayor ECM fue para la base de García Moreno año típico con un valor 0,00190, el cual fue mayor al método empírico y de momentos, donde su valor de ECM para estos métodos fue de 0,00145 y 0,00142.

El método MLE es el que mejor se ajusta para aplicaciones de energía eólica, donde se busca que las series de viento tengan valores de velocidad altos. Para series que registren valores de velocidad de viento bajas, se recomienda analizar el método de linealización, el cual considera los primeros intervalos de la serie.

Se recomienda realizar un análisis de las series de datos de viento que registran valores cercanos a cero, donde se deberá considerar el límite de detección de los sensores utilizados.

Este trabajo demostró la sensibilidad de la metodología del Potencial Eolo-eléctrico, el cual es susceptible a mínimas variaciones en los valores de velocidad media. Esto se pudo apreciar en los resultados expresados en la Tabla 3, donde se recomienda utilizar el método de MLE para esta aplicación.

Los análisis realizados en este estudio muestran la importancia de realizar un análisis exhaustivo a las series de viento, las cuales pueden comportarse de forma variable según el método de interpolación utilizado para obtener la estadística de los datos de viento.

Se recomienda no reemplazar ninguna de las fases de factibilidad de un proyecto eólico con la presente metodología. Sin embargo, estos análisis pueden ser utilizados para brindar información básica de un emplazamiento eólico, o ser incluidos como insumos en las fases de factibilidad de un proyecto, considerando un análisis exhaustivo de las turbinas que pueden adaptarse a un sitio de interés.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores del presente artículo agradecen al Instituto de Investigación Geológico y Energético, por el soporte técnico y acceso a bases de datos que fueron fundamentales para la elaboración del presente trabajo.

Además, se extiende un agradecimiento especial a todas las instituciones del Sector Eléctrico del Ecuador como la Corporación Eléctrica del Ecuador, Empresa Eléctrica

de Galápagos y Ministerio de Energía y Recursos Naturales No Renovables, quienes han ayudado al registro de datos de viento en el Ecuador.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] T. R. Oke, "SITING AND EXPOSURE OF METEOROLOGICAL INSTRUMENTS AT URBAN SITES," *Air Pollution Modeling and Its Application XVII*. Springer, pp. 615–631, 2007.
- [2] WMO, "Handbook on CLIMAT and CLIMAT TEMP Reporting. World Weather Watch Technical Report. WMO/TD-No. 1188.," no. 1188, p. 122, 2009.
- [3] M. González and C. Soto, "MINERÍA DE DATOS PARA SERIES TEMPORALES," Universidad Central "Martha Abreu" de las Villas, 2013.
- [4] Z. Zhang et al., "Long Short-Term Memory Network based on Neighborhood Gates for processing complex causality in wind speed prediction," *Energy Convers. Manag.*, vol. 192, pp. 37–51, 2019, doi: 10.1016/j.enconman.2019.04.006.
- [5] J. Zhang, C. Draxl, T. Hopson, L. D. Monache, E. Vanvyve, and B.-M. Hodge, "Comparison of numerical weather prediction based deterministic and probabilistic wind resource assessment methods," *Appl. Energy*, vol. 156, pp. 528–541, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.07.059>.
- [6] M. B. Hemanth Kumar, S. Balasubramaniyan, S. Padmanaban, and J. B. Holm-Nielsen, "Wind energy potential assessment by weibull parameter estimation using multiverse optimization method: A case study of Tirumala region in India," *Energies*, vol. 12, no. 11, 2019, doi: 10.3390/en12112158.
- [7] H. Bidaoui, I. El Abbassi, A. El Bouardi, and A. Darcherif, "Wind Speed Data Analysis Using Weibull and Rayleigh Distribution Functions, Case Study: Five Cities Northern Morocco," *Procedia Manuf.*, vol. 32, pp. 786–793, 2019, doi: 10.1016/j.promfg.2019.02.286.
- [8] A. K. Azad, M. G. Rasul, M. M. Alam, S. M. Ameer Uddin, and S. K. Mondal, "Analysis of wind energy conversion system using Weibull distribution," *Procedia Eng.*, vol. 90, pp. 725–732, 2014, doi: 10.1016/j.proeng.2014.11.803.
- [9] K. Azad, M. Rasul, P. Halder, and J. Sutariya, "Assessment of wind energy prospect by weibull distribution for prospective wind sites in Australia," *Energy Procedia*, vol. 160, no. 2018, pp. 348–355, 2019, doi: 10.1016/j.egypro.2019.02.167.
- [10] B. Sürücü and H. S. Sazak, "Monitoring reliability for a three-parameter Weibull distribution," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 94, no. 2, pp. 503–508, 2009, doi: 10.1016/j.res.2008.06.001.



- [11] M. P. Burgos Gutiérrez, S. Aldana Ávila, and D. J. Rodríguez Patarroyo, "Análisis del recurso energético eólico para la ciudad de Bogotá DC para los meses de diciembre y enero," *Av. Investig. en Ing.*, vol. 12, no. 2, 2015, doi: 10.18041/1794-4953/avances.2.278.
- [12] F. Eraso Checa and E. Escobar Rosero, "Metodología para la determinación de características del viento y evaluación del potencial de energía eólica en Túquerres-Nariño," *Rev. científica*, vol. 1, no. 31, pp. 19–31, 2018, doi: 10.14483/23448350.12304.
- [13] M. G. de Klerk and W. C. Venter, "Power calculation accuracy as a function of wind data resolution," *J. Energy South. Africa*, vol. 28, no. 2, pp. 71–84, 2017, doi: 10.17159/2413-3051/2017/v28i2a1656.
- [14] H. Rinne, *The Weibull Distribution: A Handbook*. 2008.
- [15] S. A. Akdağ and A. Dinler, "A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications," *Energy Convers. Manag.*, vol. 50, no. 7, pp. 1761–1766, 2009, doi: 10.1016/j.enconman.2009.03.020.
- [16] Alfonsa Denia e Ignacio Mauleón, *El Metodo Generalizado de los Momentos.pdf*. Valencia, 1955.
- [17] H. Rinne, *The Weibull Distribution A Handbook*, 1st ed. Boca Ratón-Florida: Taylor & Francis, 2009.
- [18] J. Mazucheli, F. Louzada, and M. E. Ghitany, "Comparison of estimation methods for the parameters of the weighted Lindley distribution," *Appl. Math. Comput.*, vol. 220, pp. 463–471, 2013, doi: 10.1016/j.amc.2013.05.082.
- [19] I. J. Myung, "Tutorial on maximum likelihood estimation," *J. Math. Psychol.*, vol. 47, no. 1, pp. 90–100, 2003, doi: 10.1016/S0022-2496(02)00028-7.
- [20] N. Balakrishnan and M. Kateri, "On the maximum likelihood estimation of parameters of Weibull distribution based on complete and censored data," *Stat. Probab. Lett.*, vol. 78, no. 17, pp. 2971–2975, 2008, doi: 10.1016/j.spl.2008.05.019.
- [21] N. R. Farnum and P. Booth, "Uniqueness of maximum likelihood estimators of the 2-parameter weibull distribution," *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 46, no. 4, pp. 523–525, 1997, doi: 10.1109/24.693786.
- [22] H. Qiao and C. P. Tsokos, "Estimation of the three parameter Weibull probability distribution," *Math. Comput. Simul.*, vol. 39, no. 1–2, pp. 173–185, 1995, doi: 10.1016/0378-4754(95)95213-5.
- [23] D. Mao and W. Li, "A Bounded Derivative Method for the Maximum Likelihood Estimation on Weibull Parameters," vol. 6, no. 1, pp. 1–5, 2009.
- [24] Y. Lei, "Evaluation of three methods for estimating the Weibull distribution parameters of Chinese pine (*Pinus tabulaeformis*)," *J. For. Sci.*, vol. 54, no. 12, pp. 566–571, 2008, doi: 10.17221/68/2008-jfs.
- [25] T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? - Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geosci. Model Dev.*, vol. 7, no. 3, pp. 1247–1250, 2014, doi: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- [26] C. J. Willmott and K. Matsuura, "Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance," *Clim. Res.*, vol. 30, no. 1, pp. 79–82, 2005, doi: 10.3354/cr030079.
- [27] D. Jijón, J. Constante, G. Villacreses, and T. Guerrero, "Estimación del rendimiento de aerogeneradores de 2 MW en el Ecuador: Potencial Eolo-Eléctrico," *Rev. Técnica "energía"*, vol. 15, no. 1, pp. 62–69, 2018.
- [28] R. Floors and M. Nielsen, "Estimating air density using observations and re-analysis outputs for wind energy purposes," *Energies*, vol. 12, no. 11, 2019, doi: 10.3390/en12112038.
- [29] G. Villacreses, G. Gaona, J. Martínez-Gómez, and D. J. Jijón, "Wind farms suitability location using geographical information system (GIS), based on multi-criteria decision making (MCDM) methods: The case of continental Ecuador," *Renew. Energy*, vol. 109, pp. 275–286, 2017, doi: 10.1016/j.renene.2017.03.041.
- [30] MEER, "Atlas Eólico del Ecuador - Mnisterio de Electricidad y Energía Renovable." Quito, 2013.



**Jessica Constante.** - Nació en Quito, Ecuador en 1992. Recibió su título de Ingeniera en Mecatrónica de la Universidad Tecnológica Equinoccial en 2014. Sus campos de investigación están relacionados con las Energías Renovables, el tratamiento y análisis de bases de datos, CFD y desarrollo de software.



**Alejandro Cuesta.** - Alejandro Cuesta. - Nació en Quito, Ecuador en 1994. Recibió su título de Ingeniero en Mecatrónica de la Universidad Tecnológica Equinoccial en 2019. Ha realizado investigaciones en el campo de energía eólica y tratamiento de bases de datos.



**Diego Jijón.** - Nació en Quito, Ecuador en 1984. Recibió su título de Físico en Quito en la Escuela Politécnica Nacional en 2012. Obtuvo su título de posgrado en la Escuela Politécnica Nacional en Diseño y Simulación en el año 2019. Sus campos de investigación

están relacionados con Energías Renovables, Eficiencia Energética, Aplicaciones de Física de Láseres y Simulación con Elementos Finitos.