

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, INFORMÁTICA Y MECÁNICA**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**



## **TESIS**

**“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS DE  
UN AEROGENERADOR CON CARGAS PARA EL ESTUDIO DE POTENCIAL  
EÓLICO EN LA UNSAAC-CUSCO”**

**PRESENTADO POR:**

**Br. Renzo Fabricio Franco Puma**

**Para optar al Título Profesional de:**

**INGENIERO ELECTRÓNICO**

**ASESOR: M Sc. Ing. Roger Jesús Coaquira Castillo**

**CUSCO-PERU**

**2022**

## **PRESENTACIÓN**

En un mundo que enfrenta cambios vertiginosos, la energía eléctrica constituye un recurso insustituible, las formas de generación de energía han sufrido importantes avances. El uso de recursos energéticos renovables no contaminantes se hace muy importante, y dentro de todo este bagaje la energía eólica representa una fuente limpia, inagotable y de gran explotación. No existen precedentes de investigación académica en nuestra región.

El proyecto de tesis titulado “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS DE UN AEROGENERADOR CON CARGAS PARA EL ESTUDIO DE POTENCIAL EÓLICO EN LA UNSAAC-CUSCO” desarrolla una investigación sobre este recurso que representa un punto de partida sobre el aprovechamiento y comportamiento del viento con el uso de herramientas electrónicas.

## **DEDICATORIA**

A Piti por su aporte infinito como madre, como guía,  
por su fuerza para ayudarme a culminar este reto.

A Pachicito mi padre, mi amigo, por enseñarme a  
enfrentar las situaciones adversas con hidalguía.

A Zuely, mi compañera, por motivarme a luchar por  
cumplir los sueños día a día.

A mis hermanos Pancho y Abel, por compartir el  
mismo camino.

A Osmar, por su invaluable apoyo y amistad.

## **AGRADECIMIENTOS**

Al Mgt. Ing. Roger Coaquira Castillo, mi mayor agradecimiento por ser parte fundamental para lograr este objetivo. Gracias por su amistad, por su colaboración en cada etapa de este proyecto, por su constante asesoría. Por compartir sus conocimientos.

Al Centro de Investigación en Telecomunicaciones Rurales - CEDITER, por facilitarme sus equipos y sus instalaciones. Gracias por brindarme todo lo necesario para hacer realidad este proyecto.

## RESUMEN

La energía eólica es ambientalmente sostenible y con tecnología limpia. Contribuye a reducir las emisiones de gases contaminantes, es inagotable y capaz de crear empleo de forma local. El trabajo de tesis describe el Diseño e Implementación de un Sistema de Adquisición de Datos con un aerogenerador de baja potencia para el estudio de potencial eólico en las instalaciones de la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de la UNSAAC. Se desarrolla la adquisición de datos de la velocidad y dirección del viento, los parámetros eléctricos de voltaje, corriente y potencia del aerogenerador; y como complemento los parámetros meteorológicos de temperatura y humedad. Se implementa un conjunto de cargas útil con luces led, y otros dispositivos.

Para el estudio del potencial eólico se usa la estación meteorológica Vantage Pro2. Del anemómetro se miden los parámetros de velocidad y la dirección del viento que son registrados por una Raspberry Pi 3. Para analizar el recurso eólico se usó el lenguaje Python en el entorno de desarrollo (IDE) Spyder 3. Con el uso del system on a chip (SOC) ESP32 se registraron los parámetros de la turbina eólica Black300, así como la temperatura y humedad. Toda la información obtenida tanto del Raspberry como del ESP32 se envía vía wifi por protocolo MQTT hacia un servidor virtual para su gestión y tratamiento con MySQL. El monitoreo remoto de la información es de libre acceso en la plataforma <http://aerogenerador.gunjop.com/> que muestra los parámetros de estudio del recurso eólico en una vista dinámica para quien desee utilizarlo. La velocidad media del viento durante los 8 meses de estudio es de 0.7957 m/s, de la función de Weibull se obtuvo los parámetros de forma k igual a 1.0 y de escala c igual a 0.9092 m/s. La probabilidad de producción de energía es del 13.81% equivalente a 805.4 horas de un global de 5832 horas. El potencial eólico es de  $1.7057 \frac{w}{m^2}$ .

El análisis de datos estadístico evalúa la correlación entre la velocidad del viento con la potencia producida por el aerogenerador y el potencial eólico para la generación de energía. El coeficiente de correlación utilizado es Spearman, con muestras de 383 datos por mes y una muestra global de 8 meses de 3064 datos para cada variable, comprendidos desde agosto del 2021 a marzo del 2022. Con un coeficiente de correlación  $r$  de 0.600952 y una significancia de  $2.83705e-300$  se concluye que existe una correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia producida por el aerogenerador con cargas. Y con un coeficiente de correlación  $r$  de 0.940835 y una significancia de 0.0 se concluye que existe una correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico en la UNSAAC Cusco.

**Palabras Clave:** Potencial eólico, función de probabilidad de Weibull, velocidad del viento, energía eléctrica y correlación.

## ABSTRACT

Wind energy is environmentally sustainable and clean technology. It contributes to reduce pollutant gas emissions; it is inexhaustible and capable of creating local employment. The thesis work describes the Design and Implementation of a Data Acquisition System with a low power wind turbine for the study of Wind Potential in the facilities of the Professional School of Electronic Engineering of the UNSAAC. The data acquisition of wind speed and direction, the electrical parameters of voltage, current and power of the wind turbine; and as a complement, the meteorological parameters of temperature and humidity are developed. A set of useful loads with LED lights and other devices is implemented.

The Vantage Pro2 weather station is used for the Wind Potential study. From the anemometer, wind speed and wind direction parameters are measured and recorded by a Raspberry Pi 3. To analyze the wind resource, the Python language was used in the Spyder 3 development environment (IDE). Using the System on a chip (SOC) ESP32, the parameters of the Black300 wind turbine were recorded, as well as the temperature and humidity. All the information obtained from both the Raspberry and the ESP32 is sent via wifi by MQTT protocol to a virtual server for management and processing with MySQL. The remote monitoring of the information is freely accessible on the platform <http://aerogenerator.gunjop.com/> which displays the wind resource study parameters in a dynamic view for anyone who wishes to use it. The average wind speed during the 8 months of study is 0.7957 m/s, from the Weibull function the parameters of shape  $k$  equal to 1.0 and scale  $c$  equal to 0.9092 m/s were obtained. The probability of energy production is 13.81% equivalent to 805.4 hours out of a total of 5832 hours. The wind potential is  $1.7057 \frac{w}{m^2}$ . The statistical data analysis evaluates the correlation between wind speed with the power produced by the wind turbine and the wind potential for energy generation. The correlation coefficient used

is Spearman, with samples of 383 data per month and a global sample of 8 months of 3064 data for each variable, from August 2021 to March 2022. With a correlation coefficient  $r$  of 0.600952 and a significance of  $2.83705e-300$ , it is concluded that there is an average positive correlation between wind speed and the power produced by the wind turbine with loads. And with a correlation coefficient  $r$  of 0.940835 and a significance of 0.0, it is concluded that there is a perfect positive correlation between wind speed and wind potential in UNSAAC Cusco.

**Key words:** Wind potential, Weibull probability function, wind speed, electric power and correlation.

## INTRODUCCIÓN

De todas las formas de contaminación por gases la producción de energía equivale alrededor del 60% (Sampedro & Machuca, 2021). La electricidad generada por el recurso eólico no deja residuos ni gases perjudiciales, tiene bajo costo de mantenimiento y es una inversión recuperable con equipos con una vida operativa de 20 años.

En el Perú el uso de Recursos Energéticos Renovables (RER) todavía es incipiente, es así como para la producción eléctrica solo el 5% se origina de estos recursos: energía eólica 2,9% y solar 1,5% según Esan (2016). Enel Green Power Perú invirtió US\$400 millones en 3 proyectos: la central solar Rubí - Moquegua (351 mil hogares), la planta eólica Wayra - Marcona con capacidad de 132 MW (42 aerogeneradores) y la mini hidroeléctrica Ayanunga- Huánuco que en tándem aportan 330 MW. El desarrollo sostenible basado en los objetivos de la ONU como es garantizar una energía segura, sostenible, asequible y moderna. Frente al COVID 19, la ONU prioriza soluciones energéticas a equipos de respuesta inicial y centros hospitalarios (ONU, s.f.).

Actualmente en la región no existen antecedentes de evaluación sobre el recurso eólico. El Centro de Investigación en Telecomunicaciones Rurales (CEDITER) cuenta con un sistema de generación eólica y una estación meteorológica. Se dispone de todas las herramientas para el estudio del potencial eólico, y la ventaja de disponer de un aerogenerador de pequeña potencia. Ello nos otorga una ventaja con antecedentes de investigación limitados a tomar información de una estación meteorológica. La información recabada servirá como una herramienta de estudio de la energía eólica que se puede obtener en la ciudad universitaria de Perayoc de la UNSAAC-Cusco para futuras investigaciones que involucren el modelamiento del sistema u otros. Además de disponer de un registro histórico y la obtención de los gráficos de la rosa de vientos y distribución de Weibull que permitan entender el fenómeno del viento.

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

PRESENTACIÓN.....	ii
DEDICATORIA .....	iii
AGRADECIMIENTOS.....	iv
RESUMEN .....	v
ABSTRACT .....	vii
INTRODUCCIÓN .....	ix
CAPÍTULO I.....	22
ASPECTOS GENERALES .....	22
1.1. Descripción del problema .....	22
1.2. Formulación del problema .....	24
1.2.1. Problema General.....	24
1.2.2. Problemas Específicos.....	24
1.3. Objetivos .....	25
1.3.1. Objetivo General .....	25
1.3.2. Objetivos Específicos .....	25
1.4. Justificación.....	25
1.5. Unidad de análisis .....	26
1.6. Alcances .....	26
1.7. Limitaciones .....	27
1.8. Variables e indicadores .....	28
1.9. Hipótesis.....	28
1.10. Método .....	28
1.11. Periodo de análisis .....	29
1.12. Fuentes e instrumentos.....	30
1.13. Técnicas de recolección y procesamiento .....	30
CAPÍTULO II.....	31
EL MARCO TEÓRICO .....	31
2.1. Antecedentes bibliográficos .....	31
2.2. La energía eólica.....	33

2.2.1. La atmósfera y el viento .....	33
2.2.2. Energías Renovables y Energía Eólica .....	34
2.2.3. Ley de Betz .....	35
2.2.4. Instrumentos de Medición del Viento .....	35
2.2.5. Rosa de Vientos.....	36
2.2.6. Rugosidad .....	36
2.3. Aerogeneradores .....	37
2.3.1. Clasificación de los Aerogeneradores. ....	37
2.4. Sistema de generación eólica .....	38
2.4.1. El Aerogenerador .....	38
2.4.1.1. Generador .....	40
2.4.1.2. Sistema de orientación .....	40
2.4.2. Regulador o controlador de carga .....	40
2.4.3. Banco de Baterías.....	41
2.4.4. Inversor .....	41
2.4.5. Punto de Consumo .....	41
2.5. Potencial eólico.....	41
2.5.1. Potencia del Aerogenerador.....	42
2.5.2. Distribución de Weibull.....	43
2.6. Análisis de datos.....	43
2.6.1. Análisis paramétrico y análisis no paramétrico .....	43
2.6.2. Coeficientes de correlación lineal .....	44
2.6.2.1. Coeficiente de Pearson.....	44
2.6.2.2. Coeficiente de Spearman.....	44
2.6.2.3. Coeficiente Tau de Kendall .....	45
2.6.3. Población .....	46
2.6.4. Muestra .....	46
2.6.5. Distribución de normalidad .....	46
2.6.5.1. Distribución de histograma de normalidad y gráfico de Quantile- Quantile .....	47
2.6.5.2. Prueba de normalidad de Shapiro Wilk (SW) .....	47
2.6.6. Significancia o significación.....	48

CAPÍTULO III.....	49
REQUERIMIENTO TÉCNICO Y DISEÑO .....	49
3.1. Ubicación .....	49
3.2. Requerimiento técnico de adquisición de datos .....	50
3.3. Adquisición de datos.....	50
3.3.1. Selección de microcontrolador.....	51
3.3.2. Selección de dispositivo de comunicación con estación meteorológica .....	53
3.3.3. Selección de software .....	54
3.3.4. Componentes del sistema de adquisición de datos .....	55
3.3.5. Sensores .....	55
3.4. Módulo ESP32.....	56
3.4.1. Partes del módulo ESP32.....	57
3.4.2. Configuración de pines del ESP32.....	58
3.4.3. Lectura de sensores del ESP32 .....	58
3.4.3.1. Sensor de Voltaje .....	58
3.4.3.2. Sensor de Corriente.....	60
3.5. Raspberry PI 3 .....	61
3.5.1. Sistema operativo de la Rasperry PI 3.....	61
3.6. Programación del sistema de adquisición de datos .....	62
3.6.1. Programación del ESP32 .....	62
3.6.2. Programación de la Rasperry Pi 3 .....	66
3.6.3. Protocolo de comunicación.....	66
3.7. Desarrollo del servidor virtual.....	66
3.7.1. Internet de las cosas.....	67
3.7.2. Sistema de monitoreo .....	67
3.8. Base de datos.....	68
3.8.1. Creación de una base de datos Xampp con MySQL .....	68
3.8.2. Base de datos MySQL con phpMyAdmin desde MySQL Workbench.....	69
3.8.3. Base de datos Rasperry Pi para parámetros del viento.....	70
3.8.4. Base de datos Rasperry para parámetros del viento .....	71
3.8.5. Base de datos Aerogenerador para Rasperry Pi y ESP32.....	72

3.9. Dimensionamiento del conjunto de cargas .....	72
3.9.1. Circuito de protección de cargas eléctricas.....	73
CAPÍTULO IV .....	76
ANÁLISIS DE RESULTADOS DE POTENCIAL EÓLICO .....	76
4.1. Tratamiento de datos para potencial eólico .....	76
4.1.1. Recurso Eólico .....	76
4.2. Distribución de Weibull .....	78
4.2.1. La Distribución de Weibull y Rayleigh.....	78
4.2.2. Estimación de Parámetros de Weibull.....	80
4.2.3. Distribuciones de Probabilidad acumulada.....	85
4.2.4. Función de distribución de Weibull por meses .....	88
4.3. Curva de potencia .....	94
4.3.1. Potencia extraída del viento .....	94
4.3.1.1. Curvas <b><math>P_m - v</math></b> de turbinas Eólicas .....	96
4.3.2. Estimación de Producción .....	96
4.4. Rosa de vientos.....	98
4.4.1. Rosa de vientos por meses .....	102
4.5. Potencial eólico o densidad de potencia .....	111
CAPITULO V .....	113
ANÁLISIS DE RESULTADOS DE CORRELACIÓN DE VARIABLES .....	113
5.1. Análisis de datos.....	113
5.1.1. Población .....	113
5.1.2. Muestreo .....	113
5.1.3. Prueba de normalidad .....	115
5.1.4. Programación de correlación de variables en Python .....	115
5.2. Correlación de velocidad del viento y potencia del aerogenerador.....	118
5.2.1. Correlación de velocidad y potencia por meses .....	119
5.2.2. Correlación de velocidad y potencia de los 8 meses .....	135
5.2.3. Inferencia de correlación de velocidad del viento y potencia del aerogenerador .....	137
5.3. Correlación de velocidad del viento y potencial eólico .....	138
5.3.1. Correlación de velocidad del viento y potencial eólico por meses .....	139

5.3.2. Correlación de velocidad y potencial eólico de los 8 meses.....	155
5.3.3. Inferencia de correlación de velocidad del viento y potencial eólico .....	157
5.4. Discusión de resultados.....	159
CAPITULO VI .....	162
COSTOS Y PRESUPUESTO.....	162
6.1. Costos.....	162
6.2. Presupuesto.....	162
CONCLUSIONES .....	165
RECOMENDACIONES .....	168
BIBLIOGRAFÍA .....	169
ANEXOS .....	172
A. CODIGOS DE PROGRAMACION.....	172
B. SISTEMA DE ADQUISICION DE DATOS.....	190
C. HOJAS DE DATOS DE LOS EQUIPOS .....	201
D. FOTOGRAFÍAS E IMÁGENES.....	210
E. GRÁFICAS DE LOS RESULTADOS .....	215

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> Variables e indicadores. ....	28
<b>Tabla 2</b> Clasificación de los Aerogeneradores. ....	37
<b>Tabla 3</b> Datos técnicos del aerogenerador. ....	39
<b>Tabla 4</b> Grado de relación entre variables según coeficiente. ....	45
<b>Tabla 5</b> Elección de microcontrolador ESP8266 vs ESP32. ....	51
<b>Tabla 6</b> Elección de Arduino vs. Raspberry Pi 3. ....	53
<b>Tabla 7</b> Rugosidad de terrenos. ....	77
<b>Tabla 8</b> Distribución de Probabilidad de velocidad del viento. ....	87
<b>Tabla 9</b> Parámetros de Weibull, probabilidad y número de horas de energía por meses. ....	93
<b>Tabla 10</b> Direcciones de origen del viento. ....	99
<b>Tabla 11</b> Dirección dominante por meses. ....	110
<b>Tabla 12</b> Densidad de potencia por meses. ....	112
<b>Tabla 13</b> Correlación de velocidad y potencia de agosto. ....	120
<b>Tabla 14</b> Correlación de velocidad y potencia de setiembre. ....	122
<b>Tabla 15</b> Correlación de velocidad y potencia de octubre. ....	124
<b>Tabla 16</b> Correlación de velocidad y potencia de noviembre. ....	126
<b>Tabla 17</b> Correlación de velocidad y potencia de diciembre. ....	128
<b>Tabla 18</b> Correlación de velocidad y potencia de enero. ....	130
<b>Tabla 19</b> Correlación de velocidad y potencia de febrero. ....	132
<b>Tabla 20</b> Correlación de velocidad y potencia de marzo. ....	134
<b>Tabla 21</b> Correlación de velocidad y potencia de 8 meses. ....	136
<b>Tabla 22</b> Correlación de velocidad y potencia por meses. ....	137
<b>Tabla 23</b> Correlación de velocidad y potencial de agosto. ....	141
<b>Tabla 24</b> Correlación de velocidad y potencial de setiembre. ....	143
<b>Tabla 25</b> Correlación de velocidad y potencial de octubre. ....	145
<b>Tabla 26</b> Correlación de velocidad y potencial de noviembre. ....	147
<b>Tabla 27</b> Correlación de velocidad y potencial de diciembre. ....	149
<b>Tabla 28</b> Correlación de velocidad y potencial de enero. ....	151
<b>Tabla 29</b> Correlación de velocidad y potencial de febrero. ....	153

<b>Tabla 30</b> Correlación de velocidad y potencial de marzo. ....	155
<b>Tabla 31</b> Correlación de velocidad y potencial de 8 meses.....	157
<b>Tabla 32</b> Correlación de velocidad y potencial por meses. ....	158
<b>Tabla 33</b> Presupuesto de componentes para adquisición y carga útil. ....	163
<b>Tabla 34</b> Trabajo de campo y componentes de visualización .....	164
<b>Tabla 35</b> Presupuesto total.....	164

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Estructura de la atmósfera. ....	34
<b>Figura 2.</b> Anemómetro de la estación meteorológica Vantage Pro2. ....	36
<b>Figura 3.</b> Sistema de generación eólico.....	38
<b>Figura 4.</b> Vista aerogenerador Black300 UNSAAC.....	39
<b>Figura 5.</b> Tipos de Turbinas eólicas según generador.....	39
<b>Figura 6.</b> Generador de imanes permanentes.....	40
<b>Figura 7.</b> Controlador de carga y disipador de energía. ....	41
<b>Figura 8.</b> Volumen de aire que llega a la turbina en un tiempo t.....	42
<b>Figura 9.</b> Ejemplo de distribución normal y gráfico Quantile-Quantile en Python. ....	47
<b>Figura 10</b> Ubicación del aerogenerador en la UNSAAC. ....	49
<b>Figura 11.</b> Requerimientos técnicos.....	50
<b>Figura 12</b> Adquisición de datos con Raspberry Pi y ESP32. ....	55
<b>Figura 13</b> Arquitectura general de adquisición de datos. ....	56
<b>Figura 14.</b> ESP32. ....	57
<b>Figura 15.</b> Sensor de voltaje ESP32.....	59
<b>Figura 16.</b> Módulo ADC microcontrolador ESP32. ....	59
<b>Figura 17.</b> Programación Raspberry Pi 3. ....	62
<b>Figura 18.</b> Código de programación del módulo ESP32.....	63
<b>Figura 19.</b> Diseño esquemático del módulo ESP32.....	63
<b>Figura 20.</b> Diagrama de flujos mqtt ESP32.....	64
<b>Figura 21.</b> Diagrama de flujos lectura de sensores ESP32.....	65
<b>Figura 22.</b> Esquema IOT del servidor. ....	66
<b>Figura 23.</b> Sistema de monitoreo. ....	68
<b>Figura 24.</b> Base de datos MySQL desde Workbench. ....	70
<b>Figura 25.</b> Parámetros del viento de Raspberry Pi en la base de datos.....	71
<b>Figura 26.</b> Parámetros del ESP32 en la base de datos. ....	71
<b>Figura 27.</b> Base de datos Aerogenerador para Raspberry Pi y ESP32.....	72
<b>Figura 28.</b> Sistema de cargas de luces led. ....	73
<b>Figura 29.</b> Circuito de protección para cargas. ....	74

<b>Figura 30.</b> Histograma de frecuencia de velocidad del viento. ....	76
<b>Figura 31.</b> Curva de altura de torre vs incremento de potencia. ....	78
<b>Figura 32.</b> Función de Weibull para $k=2$ y diferentes valores de $c$ . ....	80
<b>Figura 33.</b> Código en Python para los parámetros de Weibull. ....	80
<b>Figura 34.</b> Histograma de velocidad del viento en km/h de 8 meses. ....	81
<b>Figura 35.</b> Función de probabilidad de Weibull en km/h de 8 meses. ....	82
<b>Figura 36.</b> Histograma velocidad del viento de 8 meses en m/s. ....	83
<b>Figura 37.</b> Función de probabilidad de Weibull de 8 meses en m/s. ....	83
<b>Figura 38.</b> Estimación de parámetros. ....	84
<b>Figura 39.</b> Código en Python para probabilidad y número de horas. ....	86
<b>Figura 40.</b> Distribución de velocidades y acumulada. ....	88
<b>Figura 41.</b> Histograma y función de probabilidad de agosto. ....	89
<b>Figura 42.</b> Histograma y función de probabilidad de setiembre. ....	89
<b>Figura 43.</b> Histograma y función de probabilidad de octubre. ....	90
<b>Figura 44.</b> Histograma y función de probabilidad de noviembre. ....	90
<b>Figura 45.</b> Histograma y función de probabilidad de diciembre. ....	91
<b>Figura 46.</b> Histograma y función de probabilidad de enero. ....	91
<b>Figura 47.</b> Histograma y función de probabilidad de febrero. ....	92
<b>Figura 48.</b> Histograma y función de probabilidad de marzo. ....	92
<b>Figura 49.</b> Velocidad promedio y parámetro $c$ por meses. ....	93
<b>Figura 50.</b> Probabilidad y número de horas por meses. ....	94
<b>Figura 51.</b> Programación Python para estimación de energía. ....	97
<b>Figura 52.</b> Curva de potencia turbina Black300. ....	98
<b>Figura 53.</b> Programación en Python para Rosa de vientos. ....	99
<b>Figura 54.</b> Gráfico de puntos de velocidad $x$ vs. velocidad $y$ . ....	100
<b>Figura 55.</b> Rosa de vientos como histograma apilado normado. ....	100
<b>Figura 56.</b> Histograma apilado, no normado, pero con rangos. ....	101
<b>Figura 57.</b> Rosa de vientos con relleno y color definido. ....	101
<b>Figura 58.</b> Rosa de vientos con líneas de contorno. ....	102
<b>Figura 59.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado agosto. ....	102
<b>Figura 60.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de agosto. ....	103

<b>Figura 61.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado setiembre. ....	103
<b>Figura 62.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de setiembre. ....	104
<b>Figura 63.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado octubre. ....	104
<b>Figura 64.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de octubre. ....	105
<b>Figura 65.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado noviembre. ....	105
<b>Figura 66.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de noviembre. ....	106
<b>Figura 67.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado diciembre. ....	106
<b>Figura 68.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de diciembre. ....	107
<b>Figura 69.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado enero. ....	107
<b>Figura 70.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de enero. ....	108
<b>Figura 71.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado febrero. ....	108
<b>Figura 72.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de febrero. ....	109
<b>Figura 73.</b> Puntos de velocidad e histograma apilado marzo. ....	109
<b>Figura 74.</b> Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de marzo. ....	110
<b>Figura 75.</b> Programación Python de muestreo aleatorio sistemático. ....	114
<b>Figura 76.</b> Programación en Python para correlación. ....	117
<b>Figura 77.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de agosto. ....	119
<b>Figura 78.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de agosto. ....	119
<b>Figura 79.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de agosto. ....	120
<b>Figura 80.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de setiembre. ....	121
<b>Figura 81.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de setiembre. ....	121
<b>Figura 82.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de setiembre. ....	122
<b>Figura 83.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de octubre. ....	123
<b>Figura 84.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de octubre. ....	123
<b>Figura 85.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de octubre. ....	124
<b>Figura 86.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de noviembre. ....	125
<b>Figura 87.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de noviembre. ....	125
<b>Figura 88.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de noviembre. ....	126
<b>Figura 89.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de diciembre. ....	127
<b>Figura 90.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de diciembre. ....	127
<b>Figura 91.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de diciembre. ....	128

<b>Figura 92.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de enero.....	129
<b>Figura 93.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de enero.....	129
<b>Figura 94.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de enero.....	130
<b>Figura 95.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de febrero.....	131
<b>Figura 96.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de febrero.....	131
<b>Figura 97.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de febrero.....	132
<b>Figura 98.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de marzo.....	133
<b>Figura 99.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de marzo.....	133
<b>Figura 100.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de marzo.....	134
<b>Figura 101.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de 8 meses.....	135
<b>Figura 102.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencia de 8 meses.....	135
<b>Figura 103.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de 8 meses.....	136
<b>Figura 104.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de agosto.....	139
<b>Figura 105.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de agosto.....	140
<b>Figura 106.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de agosto.....	140
<b>Figura 107.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de setiembre.....	141
<b>Figura 108.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de setiembre.....	142
<b>Figura 109.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de setiembre.....	142
<b>Figura 110.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de octubre.....	143
<b>Figura 111.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de octubre.....	144
<b>Figura 112.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de octubre.....	144
<b>Figura 113.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de noviembre.....	145
<b>Figura 114.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de noviembre.....	146
<b>Figura 115.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de noviembre.....	146
<b>Figura 116.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de diciembre.....	147
<b>Figura 117.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de diciembre.....	148
<b>Figura 118.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de diciembre.....	148
<b>Figura 119.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de enero.....	149
<b>Figura 120.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de enero.....	150
<b>Figura 121.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de enero.....	150
<b>Figura 122.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de febrero.....	151

<b>Figura 123.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de febrero. ....	152
<b>Figura 124.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de febrero. ....	152
<b>Figura 125.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de marzo.....	153
<b>Figura 126.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de marzo.....	154
<b>Figura 127.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de marzo.....	154
<b>Figura 128.</b> Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de 8 meses. ....	155
<b>Figura 129.</b> Distribución de normalidad de velocidad y potencial de 8 meses. ....	156
<b>Figura 130.</b> Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de 8 meses. ....	156

# CAPÍTULO I

## ASPECTOS GENERALES

### 1.1. Descripción del problema

El estudio del potencial eólico para la generación de energía eléctrica es de vital importancia a nivel global en la búsqueda de impulsar el uso de recursos energéticos renovables que contribuyan a reducir la contaminación del planeta. El Centro de Investigación en Telecomunicaciones Rurales (CEDITER) vinculado a la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica (EPIEL) cuenta con un sistema de generación eólica con un aerogenerador de pequeña potencia montado en un mástil metálico; así como de una estación meteorológica Vantage Pro2 que incorpora un anemómetro con veleta para medir la velocidad y dirección del viento, ambos instalados en el techo del edificio de la EPIEL en la ciudad universitaria de Perayoc de la UNSAAC. Actualmente, no se dispone de un análisis del recurso eólico en la universidad ya que no se tienen las herramientas adecuadas para registrar los parámetros del viento de la estación meteorológica ni cuantificar los parámetros de energía que el aerogenerador produce. Por lo tanto, existe un problema de falta de toma de datos permanente debido a que ambos equipos, tanto la estación meteorológica como el sistema de generación eólica, no funcionan correctamente.

En el Perú existen diferentes antecedentes de proyectos sobre el estudio del potencial eólico, que es la capacidad que tiene una turbina de transformar la energía del viento en una zona y está determinado por la distribución de Weibull, densidad de potencia, curva de potencia; así como el gráfico de rosa de vientos. Si bien estas iniciativas han contribuido en conocer el comportamiento del viento en diferentes zonas del país dejan un vacío sobre un análisis que involucre un sistema

de generación eólica en campo con un conjunto de cargas útiles; y como se relacionan el viento con la potencia real producida por el aerogenerador y el potencial eólico en el área de estudio.

Es necesario obtener información cuantitativa respecto a los parámetros del viento de la estación meteorológica y los parámetros de obtención de energía del aerogenerador con un registro de datos permanente. En nuestra región del Cusco no existe ninguna iniciativa privada ni estatal asociada a generar y comercializar energía a través de un sistema eólico. Al ser el viento un fenómeno meteorológico no se puede controlar ni manipular, pero sí observar y medir sus dos parámetros de velocidad y dirección. Para tomar datos de la consola de la estación meteorológica se requiere de un equipo que recoja los datos del viento y los almacene en un registro histórico con el fin de realizar el estudio del potencial eólico. Por otra parte, si bien el sistema de generación eólica cuenta con un controlador de carga digital, este dispositivo se limita a proteger las baterías y la turbina con un disipador de cargas ante velocidades del viento muy elevadas. Corresponde implementar la adquisición de datos para monitorear la energía generada por el sistema.

Al tener la ventaja de contar con un equipo de medición del viento y otro de medición de energía generada por el aerogenerador con la implementación de un sistema de cargas útil el tratamiento de datos tendría un alcance integral sobre el recurso eólico. Esto permitirá conocer, en una primera evaluación en un tiempo considerable, cómo se relacionan las variables de velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico en un análisis estadístico de alcance correlacional en la UNSAAC Cusco, con un registro histórico de datos. CEDITER dispone de equipos Raspberry Pi 3 para la lectura, procesamiento y almacenamiento de datos.

## **1.2. Formulación del problema**

### **1.2.1. Problema General**

El sistema de generación eólica de la UNSAAC-Cusco requiere la adquisición de datos permanente para medir la relación de la velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico.

### **1.2.2. Problemas Específicos**

- Se necesita cuantificar las variables del estudio de potencia del aerogenerador, así como la velocidad y la dirección del viento.
- Se requiere implementar un conjunto de cargas para el estudio del potencial eólico.
- Se desconoce la relación de las variables de velocidad del viento con la potencia producida por el aerogenerador.
- Se desconoce la relación de las variables de velocidad del viento con el potencial eólico para la generación de energía.
- Falta un registro histórico de información del comportamiento del viento con una base de datos.

### **1.3. Objetivos**

#### **1.3.1. Objetivo General**

Diseñar e implementar un sistema de adquisición de datos que permita medir la relación de la velocidad del viento con la potencia del aerogenerador y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco.

#### **1.3.2. Objetivos Específicos**

- Implementar un sistema de adquisición de datos que permita cuantificar las variables de estudio de potencia del aerogenerador, la velocidad y la dirección del viento.
- Dimensionar e implementar un conjunto representativo de cargas para el estudio del potencial eólico.
- Determinar la relación de las variables de velocidad del viento con la potencia producida por el aerogenerador.
- Determinar la relación de las variables de velocidad del viento con el estudio del potencial eólico para la generación de energía.
- Generar una base de datos.

### **1.4. Justificación**

El tema planteado en la adquisición de datos de un aerogenerador con cargas para el estudio del potencial eólico en la UNSAAC- Cusco se constituye como la primera herramienta académica en nuestra localidad sobre este importante recurso renovable. La importancia de construir un sistema electrónico para adquirir datos de un sistema de generación eólica radica en que va a permitir la medición de las variables del viento y del aerogenerador para realizar estudios del potencial eólico en periodos de tiempo prolongados. Esta primera evaluación de las características

del viento en la UNSAAC se lleva a cabo en un tiempo de 8 meses. El sistema electrónico va a quedar disponible, como una herramienta indispensable, para futuros proyectos de investigación de energía eólica.

A diferencia de otros antecedentes de evaluación del recurso eólico que se limitan a estudiar solamente el potencial eólico en un anemómetro con el uso de algún software o método matemático, el presente trabajo al tener la ventaja de poder contar con un sistema de generación eólica aspira a través de la adquisición de datos hacer el estudio correlacional de las variables de velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico con la selección del método de correlación a utilizar que permitirán: conocer las condiciones para aprovechar el viento al máximo con un equipo real, analizar la disponibilidad del recurso eólico para una eventual instalación de aerogeneradores y poder determinar que tipos de turbinas serían los más eficientes, rentables y sostenibles en el tiempo para adquirir en esta localidad.

### **1.5. Unidad de análisis**

El equipo de estudio está integrado por un aerogenerador, un controlador y disipador de carga, un anemómetro. Se incluirá un conjunto representativo de cargas, un sistema para la adquisición de datos con un ESP32 y una Raspberry Pi 3 para cuantificar las variables, entre otros componentes electrónicos. La unidad de análisis se centra en la adquisición de datos para la evaluación de las variables de la potencia que produce el aerogenerador, del potencial eólico y efectuar un estudio correlacional con la variable de velocidad del viento.

### **1.6. Alcances**

- Para la adquisición de datos se utiliza un ESP32 y la Raspberry Pi 3. El tratamiento de datos se realiza con programación en Python que permite disponer de los registros en

tiempo real sobre las variables meteorológicas del viento en sus parámetros de velocidad y dirección, la temperatura y la humedad; los parámetros eléctricos de voltaje, corriente y potencia. La información es guardada en el servidor virtual Digital Ocean y se puede acceder al registro histórico deseado a partir de agosto del 2021 hasta marzo del 2022 desde el programa en Python, y poder conocer la distribución de Weibull, gráficos de histograma, estimaciones de energía, número de horas, etc. en el rango tiempo deseado, además de archivos .csv del ESP232 y Raspberry con el Datetime de los parámetros desde Spyder. Cualquier persona desde cualquier dispositivo con acceso a internet podrá acceder a la página web <http://aerogenerador.gunjop.com/> y visualizar en tiempo real los parámetros del viento y gráficos, además podrá descargar los reportes.

- El presente proyecto realiza un análisis estadístico correlacional multivariable entre la velocidad del viento con potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco. La evaluación de relación permite conocer el comportamiento de las variables y sirve como precedente para analizar futuros escenarios.

### **1.7. Limitaciones**

- El proyecto de tesis de un aerogenerador con cargas permite el estudio del potencial eólico basado en las variables de velocidad y dirección del viento. Un limitante es no contar con una torre y hacer la evaluación del viento con el anemómetro y aerogenerador a diferentes alturas lo que incrementa exponencialmente la posibilidad de obtener mayor energía.
- El proyecto en base a la adquisición de datos evalúa la relación del viento en sus dos parámetros de velocidad y dirección con la potencia aprovechable del aerogenerador y

el potencial eólico; pero debido a la falta de acceso al generador se limita a no realizar el modelamiento del sistema eólico ni tampoco el control de este.

### 1.8. Variables e indicadores

Al realizar un análisis estadístico correlacional no se definen las variables como dependientes e independientes.

**Tabla 1** Variables e indicadores.

VARIABLE	DIMENSIONES	INDICADORES	TIPO DE VARIABLE
<b>VARIABLE (X):</b> <i>Velocidad del Viento</i>	<b>X1</b> Velocidad de viento <b>X2</b> Dirección del viento <b>X3</b> Densidad de aire	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Metros por segundo (m/s)</li> <li>• Grados (°)</li> <li>• Kilogramo por metro cúbico (kg/m<sup>3</sup>)</li> </ul>	Numérica
<b>VARIABLE DEPENDIENTE (Y):</b> <i>Potencia de Aerogenerador</i> <i>Potencial eólico</i>	<b>Y1:</b> Corriente*Voltaje <b>Y2:</b> Distribución de Weibull <b>Y3:</b> Densidad de potencia <b>Y4:</b> Rosa de vientos	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Watt (w)</li> <li>• Parámetro de escala (c) y forma (k)</li> <li>• Watt por metro cuadrado (w/m<sup>2</sup>)</li> <li>• Coordenadas (E, O, N, S)</li> </ul>	Numérica

### 1.9. Hipótesis

El diseño e implementación de un sistema de adquisición de datos permite medir que existe correlación de las variables de velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco.

### 1.10. Método

El presente proyecto de tesis implementa la adquisición de datos en un aerogenerador con un conjunto de cargas para el estudio del potencial eólico. Se necesita cuantificar la velocidad y dirección del viento, así como la potencia del aerogenerador, parámetros del potencial eólico

(Weibull, densidad de potencia, curva de potencia), y recolectar la información con la generación de una base de datos. Por tanto, el trabajo es de tipo cuantitativo debido a que se obtienen valores numéricos que permiten realizar el estudio del potencial eólico.

El análisis estadístico es de tipo correlacional. Las variables almacenadas en una base de datos se relacionan por sus mediciones de razón (**Hernandez, 2014**). El fenómeno por describir que es el viento se relaciona con su dirección, la temperatura, la humedad, la potencia aprovechable del aerogenerador con cargas, y con los parámetros del potencial eólico en la UNSAAC – Cusco. El análisis de datos va a permitir conocer cómo varían la potencia y potencial eólico con la variación del comportamiento del viento con muestras mensuales en el contexto de la ciudad universitaria de Perayoc en la ciudad del Cusco.

Por otro lado, tiene un diseño estadístico no experimental del tipo transeccional correlacional dado que el tratamiento de los datos se realiza en un primer momento único de 8 meses y describe la relación entre categorías, en nuestro caso dado por variables del viento con la potencia y potencial.

### **1.11. Periodo de análisis**

El trabajo de tesis para la adquisición de datos de un aerogenerador con cargas para el estudio del potencial del recurso eólico en la ciudad universitaria de Perayoc de la UNSAAC-Cusco fue desarrollado en 8 meses de toma de datos. En un primer momento está la puesta en marcha del sistema de generación eólica con un conjunto de cargas, así como la implementación de la adquisición de datos del aerogenerador en un tiempo aproximado de 2 a 3 meses con un servidor para contar con un registro histórico de información.

El estudio del potencial eólico comprende un periodo de 8 meses a partir del inicio de la toma de datos, considerado como un tiempo significativo para un primer análisis del viento en la

UNSAAC. La adquisición de datos del viento está programada cada 30 segundos para la Raspberry Pi 3 (velocidad y dirección) y cada minuto en el caso del ESP32 (voltaje, corriente, temperatura, humedad). La programación en Python permite conocer los parámetros de Weibull en tiempo deseado, pudiendo ser días o meses. Contar con un sistema electrónico nos brinda un estudio detallado en relación con otros antecedentes que toman datos más espaciados y solo de un anemómetro. El último periodo se desarrollará el volumen de tesis con todo el tratamiento de datos para la prueba de correlación de variables, generar una base de datos, establecer resultados y conclusiones del proyecto de tesis. Terminado el proyecto el sistema electrónico continuará enviando datos al servidor, lo que posibilitará desarrollar estudios del potencial eólico en periodos de tiempo más prolongados.

### **1.12. Fuentes e instrumentos**

Para el presente estudio se tomó como fuentes de información libros, documentos, antecedentes de investigación, artículos científicos, información web, software de programación, foros, cursos, y otros.

### **1.13. Técnicas de recolección y procesamiento**

“Recolectar los datos implica elaborar un plan detallado de procedimientos que nos conduzcan a reunir datos con un propósito específico” (Hernandez, 2014, p. 198). Las fuentes de recolección son la Raspberry Pi 3 y el ESP32 que envían los datos al servidor virtual Digital Ocean. A través del IDE Spyder con el uso de programación en Python se puede descargar los datos de las variables y conocer la distribución de Weibull, parámetros  $c$  y  $k$ , histogramas, rosa de vientos, etc. Además, se usará Python para el análisis correlacional de variables. Se desarrolla un sistema de gestión MYSQL con los datos descargados para estar disponibles en un servidor XAMPP.

## **CAPÍTULO II**

### **EL MARCO TEÓRICO**

#### **2.1. Antecedentes bibliográficos**

A. Rodrigo Jimenes Cutipa presentó el 2018 la tesis **“ESTUDIO DE VIABILIDAD TÉCNICA DE UN MINIPARQUE EÓLICO DE 9 KW CONECTADO A LA RED ELÉCTRICA PUNO, EN EL SECTOR DE VENTANILLA ALTO PUNO – DEPARTAMENTO DE PUNO”** para el grado de Ing. Mecánico-Electricista en la UNA. El estudio determina la distribución de Weibull, la rosa de vientos para analizar la viabilidad del recurso eólico con un manejo de información cuantitativa por el uso de datos del viento en su velocidad en m/s. Recopila datos del SENAMHI desde 4 años atrás, trabaja con promedios por hora y mes a 10 metros de altura. Con un porcentaje de 19,9 % la velocidad promedio anual del viento es 8.58 m/s. Obtiene la función de probabilidad de Weibull, la potencia media acumulada, etc. La energía anual extraíble fue de 1.643 MWh/año y 24.51 MWh/año disponible en Ventanilla – Alto Puno. Se considera viable implementar un miniparque eólico (Jimenes, 2018).

B. El bachiller Luis Chachayma Farfán, en junio del 2014, presentó la tesis titulada **“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE MONITOREO DE UN AEROGENERADOR”** para alcanzar el grado de Ing. Electrónico en la PUCP. Para el sistema de monitoreo del aerogenerador se seleccionó e implementó los sensores para obtener los datos históricos de voltajes y corrientes trifásicos, potencias aparentes, activas y reactivas; factor de potencia, frecuencias, velocidad de giro y velocidad del viento. Se implementan 2 sistemas de comunicación inalámbrica radial XBee-PRO: entre el generador y la estación de acondicionamiento de señales (200 metros), y otro entre el usuario y la estación base de

acondicionamiento de señales. El usuario puede ser local o remoto, el primero obtiene la información del equipo de almacenamiento, el segundo mediante un sistema de comunicación (GMS) por el envío de mensajes de textos (SMS) a través de un celular. El sistema trabaja con la tarjeta del microcontrolador ARM y una memoria SD de 2GB para almacenar datos en un registro histórico (Chachayma, 2014).

C. En octubre del 2014 en Chihuahua México se presentó el proyecto de tesis titulado **“EVALUACIÓN DEL RECURSO EÓLICO EN LA UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE CIUDAD JUÁREZ (UTCJ)”** por parte de R. Vidal Herrera para alcanzar el grado de magister en Ciencias de Energías Renovables. Tiene por objeto medir la energía del viento aprovechable y mejorar la producción de energía en la UTCJ con una estación meteorológica. Propone una caracterización del viento mediante el diseño la medición de sus variables meteorológicas: viento en sus parámetros de velocidad y dirección, temperatura, presión y humedad. El área de medición está ubicada entre dos edificios de dicha universidad. El estudio de la distribución de velocidades se realizó en un periodo de tiempo de un año, esto permitió entender los efectos de la energía eólica en dicha región; así como estimar la energía útil obtenible. El equipo registrador de datos utilizado es el Heavy-Weather-Pro WS-2800. Del estudio se obtuvo como resultado una velocidad del viento promedio de 2.26 m/s y un potencial energético de 6 W/m<sup>2</sup>, dirección de dominio al oeste sur oeste (WSW) y rangos entre 1 y 3 m/s, se concluyó que el aerogenerador ideal para ese lugar es el Savonius con eficiencia del 16% (Herrera, 2014).

D. En el 2014 fue presentado el proyecto para alcanzar el grado de Ing. Electrónico denominado **“DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN EQUIPO DE METROLOGÍA PARA EL DIMENSIONAMIENTO DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS Y**

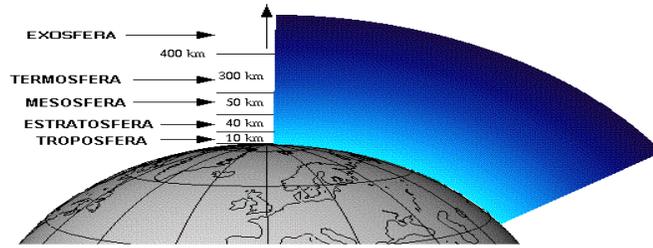
**EÓLICOS”** por el bachiller Lis M. Villanueva Blas en la PUCP. La tesis basada en el empleo de energía renovable propone un sistema para obtener datos de las variables meteorológicas en tiempo real como son la irradiación solar y el viento en su dimensión de velocidad. La adquisición de datos realiza mediciones de manera automática y las registra con un sistema SCADA (Villanueva, 2014).

E. En 2017 fue presentado el artículo científico **“ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE VARIABLES CLIMATOLÓGICAS EN LA CIUDAD DE CÚCUTA”** por parte de Heybert Ortiz Diaz y Christian Escobar Armado, Ingenieros Electrónicos de la Universidad Francisco de Paula Santander Cúcuta, Colombia. Evalúa la relación entre las variables meteorológicas con el método de correlación de Pearson siendo estas la humedad relativa, radiación solar, brillo solar, temperatura ambiente y velocidad del viento. Encontró que existe una correlación positiva entre temperatura y radiación solar con un coeficiente de 0.7, y correlación negativa entre temperatura y humedad relativa con un coeficiente de -0.9056 (Ortiz-Diaz & Escobar Armado, 2017).

## **2.2. La energía eólica**

### **2.2.1. La atmósfera y el viento**

Con un diámetro de 12000 km la atmósfera es una membrana muy delgada alrededor del planeta. La tropósfera es la capa de mayor interés del viento: “donde se desarrollan los fenómenos meteorológicos. Contiene el 80% de la masa atmosférica. La temperatura disminuye con un gradiente medio de 6,5 °C/km. Su altura es variable, de 6 a 8 km en los polos y de 16 a 18 km en el ecuador” (Villarrubia, 2012).



**Figura 1.** Estructura de la atmósfera.

Fuente: <https://es.calcuworld.com/cuantos/cuanto-mide-la-atmosfera-terrestre/>

Las variaciones de temperatura desencadenan la circulación de masas de aire que se denominan viento provocadas por diferentes causas con un denominador común que es el gradiente de energía.

A diferencia de los vientos globales, la superficie terrestre influye en los vientos desde el nivel del suelo hasta los 1000m de altitud. Las dimensiones del viento son dos, velocidad expresada en m/s (metros por segundo) y dirección en ° (grados).

### **2.2.2. Energías Renovables y Energía Eólica**

Son energías limpias, de crecimiento en el mercado con un origen natural. De acuerdo con IRENA (Agencia Internacional de Energías Renovables) se duplicará el uso de energías renovables hasta en un 36% en el 2030, con un crecimiento de 1,3 billones de dólares y un incremento de trabajo mayor a 24 millones (IAEA, 2018).

La energía eólica consiste en convertir la energía en movimiento del aire en energía de tipo mecánica (producto de las palas del aerogenerador en movimiento), y luego transformarla en energía eléctrica. Estudios en ciertas localidades evidencian que la energía eólica no encuentra barreras imposibles de superar. El parque eólico más grande del país se encuentra en Marcona, Ica (Esan, 2016). Con 90 m de altura sobre la superficie y una velocidad promedio de 8,6 m/s.

$$E = \frac{1}{2} \rho A v^3 t$$

E: energía en joules (J),  $\rho$ : densidad del aire ( $\text{kg/m}^3$ ), A: área barrida por el rotor ( $\text{m}^2$ ), v: velocidad del viento (m/s), t: tiempo (s).  $\rho$  es la masa de aire por unidad de volumen. Para altitudes bajas es mayor que en altas altitudes. De la ley del gas ideal se tiene:

$$\rho = \frac{P}{Rg * T} = \frac{n}{V}$$

Dónde  $T$ : temperatura ( $^{\circ}\text{k}$ );  $Rg$ : constante del gas ( $287.05 \text{ J/kg. } ^{\circ}\text{k}$ );  $P$ : presión absoluta (Pa);  $n$ : número de moléculas;  $V$ : volumen. A condiciones estándar a nivel del mar  $P = 1013,25 \text{ mbar}$  y temperatura  $15^{\circ}\text{C}$ , la densidad del aire seco es de  $\rho = 1,225 \text{ kg/m}^3$ . La densidad del aire es de  $0.909 \text{ kg/m}^3$  (MINEM) a una altura de  $3000 \text{ msnm}$ . La potencia del viento captada por el aerogenerador se ve influenciada por la densidad del aire, a menor temperatura aumenta la presión atmosférica lo que significa que aumenta la densidad de aire y la potencia extraída será mayor (Villarrubia, 2012).

### **2.2.3. Ley de Betz**

Conocido como límite de Betz, sostiene que no puede aprovecharse todo el viento que atraviesa el área del rotor de una turbina. La potencia eólica aprovechada que el viento puede entregar al aerogenerador en la relación  $P_t/P_v$  es de  $16/27 = 0,5926$  equivalente al 59%. Donde  $P_t$  es potencia del aerogenerador y  $P_v$  es la potencia total del viento. Una parte de la energía se pierde porque el aire que cruza la turbina encuentra resistencia en las palas. En la práctica para velocidades promedio bajas la eficiencia alcanza como máximo el 30% (Herrera, 2014) .

### **2.2.4. Instrumentos de Medición del Viento**

El anemómetro mide el vector del viento en sus dos dimensiones que son velocidad y dirección. La estación meteorológica Davis Vantage Pro2 cuenta con un anemómetro de cazoletas semiesféricas con veleta en las instalaciones de Ing. Electrónica, ubicado en una posición libre de

perturbaciones. Existe una razón de proporción entre la velocidad de giro, medida en revoluciones por segundo, y la velocidad del viento (Villarrubia, 2012).



**Figura 2.** Anemómetro de la estación meteorológica Vantage Pro2.

### **2.2.5. Rosa de Vientos**

Es una forma de reportar el recurso eólico a través de la distribución direccional del viento, así como su intensidad o velocidad y frecuencia. Entrega información de las velocidades relativas del viento es una especie de huella meteorológica. Para la ejecución del diagrama de rosa de vientos se usa el programa Python con el IDE (entorno de desarrollo integrado) Spyder 3 (Villarrubia, 2012).

### **2.2.6. Rugosidad**

La rugosidad del terreno es inversamente proporcional al viento, a mayor altura la rugosidad disminuye. Para los distintos tipos de suelo existe una relación logarítmica entre la rugosidad y la velocidad del viento. El aerogenerador se encuentra montado en la azotea del edificio de Ing. Electrónica a aproximadamente 20 metros sobre la superficie en un área con bajo grado de turbulencias. Le correspondería una longitud de rugosidad  $Z_0(m) = 0.4$  (Villarrubia, 2012).

## 2.3. Aerogeneradores

Son dispositivos que convierten la energía cinética del viento en energía eléctrica o en energía mecánica (aeromotores). Los aerogeneradores de alta y media potencia están conformados por: palas, buje, multiplicador de potencia, ejes de velocidad, generador, controlador. En el caso de las turbinas de pequeña potencia su sistema es más simple (Villarrubia, 2012).

### 2.3.1. Clasificación de los Aerogeneradores.

Se clasifican según varios criterios (Gilbert, 2004).

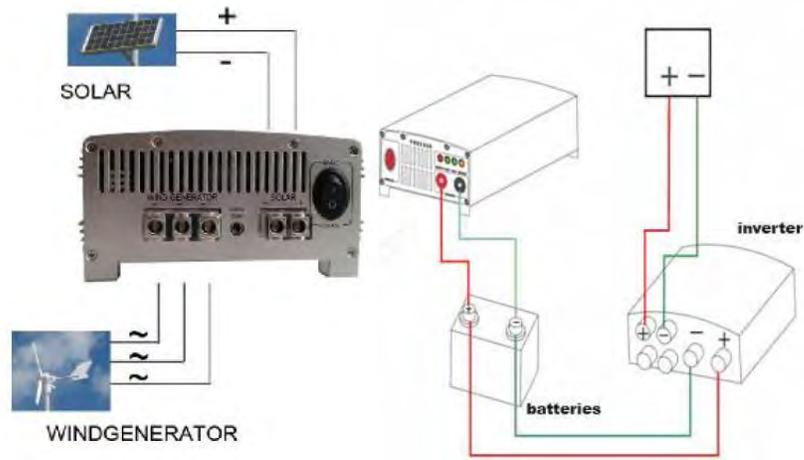
**Tabla 2** Clasificación de los Aerogeneradores.

<b>SEGÚN LA POTENCIA GENERADA</b>	<b>Baja potencia:</b> Proporcionan energía máxima de 10 kW, para suministro de energía aislados.
	<b>Media potencia:</b> Proporcionan energía máxima de 150 kW, se usan conectados a la red o en sistema de respaldo.
	<b>Alta potencia:</b> Usados para energía comercial, conectados en grupos a la red. Su producción llega a GW.
<b>SEGÚN LA POSICIÓN DEL EJE</b>	<b>Eje horizontal:</b> Poseen una alta eficiencia energética y mayores velocidades de giro.
	<b>Eje vertical:</b> No necesitan sistema de orientación al ser omnidireccional. Su desventaja, sus menores eficiencias.
<b>SEGÚN EL NÚMERO DE PALAS</b> De eje Horizontal	<b>Monopala:</b> Trabajan con un contrapeso al lado opuesto de la pala, poseen la misma eficiencia que los bipala.
	<b>Bipala:</b> Posee 2 palas. Necesita mayor número de revoluciones para llegar a la misma producción que los tripala.
	<b>Tripala:</b> Las 3 palas forman 120° entre sí. Actualmente es el más usado.
<b>DE ACUERDO CON LA ORIENTACIÓN AL VIENTO</b>	<b>Barlovento:</b> Tiene ubicado el rotor frente a la dirección del viento dominante. Necesita una veleta (sistema de orientación).
	<b>Sotavento:</b> Tiene el rotor en dirección contraria al viento, la góndola es orientada por la propia fuerza del viento.
<b>SEGÚN EL GENERADOR ELÉCTRICO</b>	Generador asíncrono con rotor en jaula de ardilla.
	Generador asíncrono con rotor bobinado doblemente alimentado.
	Generador síncrono multipolo.

Fuente: Ingeniería de la energía eólica de Villarrubia. (2012) Barcelona: Marcombo

## 2.4. Sistema de generación eólica

El sistema de generación es híbrido eólico fotovoltaico con una turbina de baja potencia. Actualmente el controlador solo recibe energía eólica, ambos sistemas son independientes.



**Figura 3.** Sistema de generación eólico.  
Fuente: Black300 manual

### 2.4.1. El Aerogenerador

El sistema eólico cuenta con un aerogenerador de baja potencia de eje horizontal, a barlovento. El equipo se encuentra por encima de los 20 metros sobre la superficie. Cuenta con 3 palas de material de fibra nylon-carbono. El viento pasa sobre las aspas ejerciendo un trabajo mecánico de rotación, las palas están conectadas al rotor y este al generador encargado de producir electricidad. Su curva de potencia es bastante lineal.

Puede generar una potencia de 300W a una velocidad sostenida de 9 m/s. Para cargar baterías hay versiones en 12 y 24V. Fue diseñado en Alemania por W. Schwarz. El peso elevado de 15 kg. es debido a que su generador está fabricado por una alta cantidad de imanes (Delta Volt, s.f.).



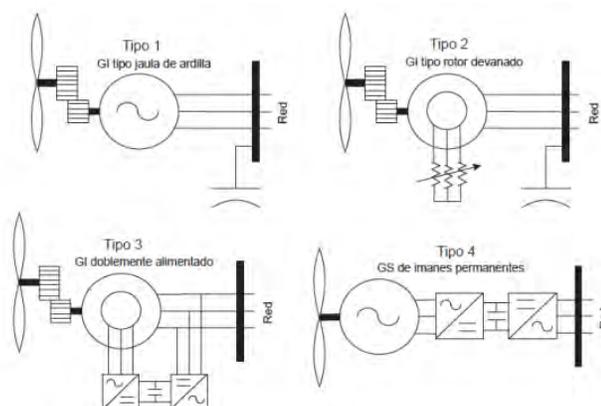
**Figura 4.** Vista aerogenerador Black300 UNSAAC.

**Tabla 3** Datos técnicos del aerogenerador.

Hélice	3 hojas
Material	Carbón – Nylon
Diámetro del Rotor	1.22 m
Generador	Permanente, Direct Drive
Voltaje	24V DC (12V, 48V disponible)
Rendimiento a 9.36 m/s	300 W
Velocidad mínima para cargar	1.8 m/s
Peso del Generador	15 kg

Fuente: Black300 manual

El Black300 pertenece al tipo de turbinas de imanes permanentes. No requiere la caja de caja multiplicadora de velocidad. Trabaja en un amplio rango de velocidades debido a que el generador produce electricidad a la frecuencia de rotación del rotor.

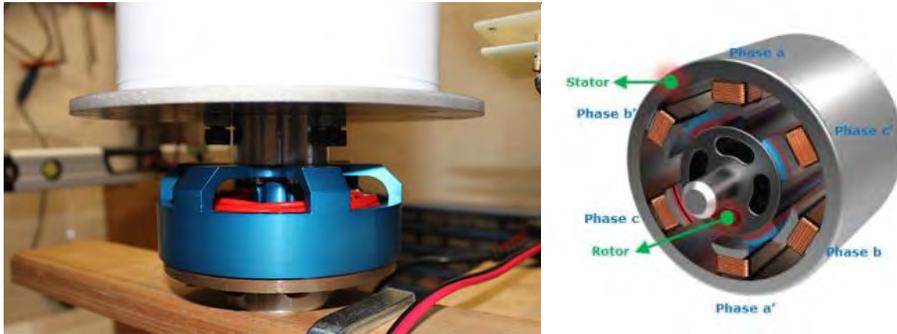


**Figura 5.** Tipos de Turbinas eólicas según generador.

Fuente: Power conversion and control wind energy systems de Bin Wu. (2011) Canadá: Wiley

### 2.4.1.1. *Generador*

No cuenta con caja multiplicadora, el generador síncrono se acciona directamente desde el rotor eólico. A menos de 1m/s la turbina empieza a girar, y a partir de 1.8m/s empieza a cuantificar energía. No tiene ningún torque (Villarrubia, 2012).



**Figura 6.** *Generador de imanes permanentes.*

Fuente: Vermessung des Generators der Black 300 Windkraftanlage

### **Generador de Imanes Permanentes**

Forma parte de la familia de generadores síncronos, pero en lugar de tener un devanado de campo, tiene imanes permanentes en el rotor que inducen corrientes en el estator por la rotación de esos imanes. Produce tensiones y corrientes en el estator en proporción a la velocidad de giro (Delta Volt, s.f.).

### 2.4.1.2. *Sistema de orientación*

Sistema primario de protección. Consigue un sensible direccionamiento ante vientos de bajas velocidades, y a velocidades elevadas hace que el aerogenerador se desoriente y se detenga (Delta Volt, s.f.).

### **2.4.2. Regulador o controlador de carga**

El equipo viene con un controlador de carga (charge controller) y un disipador de energía (dump load), el primero rectifica la energía trifásica de corriente alterna producida por el generador, contiene un transformador electrónico de potencia. Cuando las baterías están

completamente cargadas el controlador envía la energía al disipador, para evitar que el aerogenerador funcione en vacío y gire a velocidades peligrosamente elevadas. El disipador es básicamente una resistencia que se calienta (Delta Volt, s.f.).



*Figura 7. Controlador de carga y disipador de energía.*

### **2.4.3. Banco de Baterías**

Encargadas de proporcionar energía en periodos de poco viento. Es indispensable en los aerogeneradores de baja potencia. Su capacidad de medida de poder almacenar o suministrar energía está expresada en amperios – hora (Ah) (Freris & Infield, 2008).

### **2.4.4. Inversor**

Lleva a la red la corriente, la transforma y amplifica en alterna (Freris & Infield, 2008).

### **2.4.5. Punto de Consumo**

Centros poblados sin disponibilidad a la red eléctrica (Freris & Infield, 2008).

## **2.5. Potencial eólico**

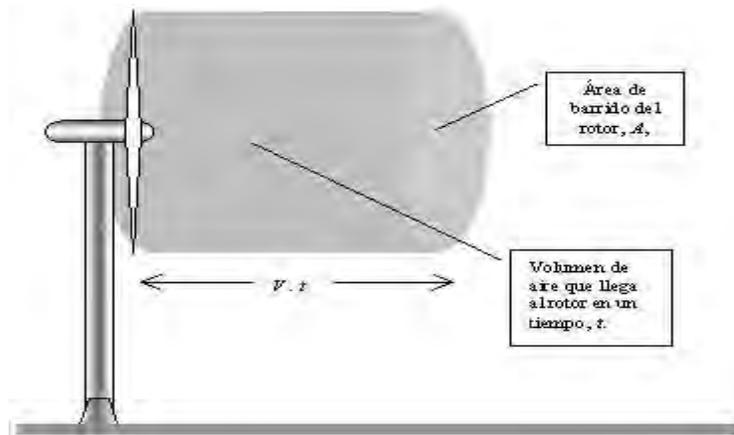
Es la energía eléctrica que la energía proveniente del viento es capaz de convertir en un área concreta para cada instante, comprende la determinación de la curva de potencia (potencia eléctrica para cada velocidad), la distribución de Weibull, la densidad de potencia y la rosa de vientos (Villarrubia, 2012).

### 2.5.1. Potencia del Aerogenerador

La energía depende la masa (m) y la velocidad (v).

$$E = \left(\frac{1}{2}\right) m \times v^2$$

Se forma un cilindro con la masa de aire que cruza el aerogenerador. La base será ( $\pi \times r^2$ ), r es radio del aerogenerador (longitud de las aspas más radio del rotor). La distancia recorrida por el aire en el tiempo t es la altura  $v \times t$  (Villarrubia, 2012).



**Figura 8.** Volumen de aire que llega a la turbina en un tiempo t.

Fuente: <https://thales.cica.es/rd/Recursos/rd99/ed99-0226-01/capitulo4af.html>

El volumen (V) del cilindro es  $b \times h$  (base por altura), será  $V = \pi \times (r^2) \times v \times t$ . El aerogenerador es cruzado por una masa (m) de aire  $V \times \rho$ , donde la densidad del aire  $\rho$  depende de la altitud sobre el mar, Cusco se encuentra a 3399 msnm. La energía cinética del aire que barre el aerogenerador es:

$$E = \left(\frac{1}{2}\right) \times m \times (v^2) = 0,5 \times (V \times \rho) \times (v^2) = 0,5 \times (\pi \times r^2 \times v \times t \times \rho) \times (v^2)$$

$$E = 0,5 \times (\pi \times \rho \times r^2 \times v^3 \times t)$$

Existe un factor de rendimiento “n” por las pérdidas en la transformación de la energía cinética a energía eléctrica de alrededor del 50%, es decir 0,5. En la práctica se aplica un factor de rendimiento sobre otro lo que hace que disminuya significativamente la eficiencia de la turbina (Villarrubia, 2012). Ahora la potencia del aerogenerador sería  $P = E/t$ , es decir:

$$P = n \times 0,5 \times \pi \times \rho \times r^2 \times v^3, k = n \times 0,5 \times \pi$$

$$P = k \times \rho \times r^2 \times v^3$$

### 2.5.2. Distribución de Weibull

Es la representación gráfica y analítica de probabilidad continua del viento en su dimensión de velocidad. La distribución del viento determina en porcentajes la frecuencia de una velocidad del viento en un periodo de tiempo. Está conformada por dos parámetros uno de escala y el otro una constante de forma que proporcionan gran flexibilidad en comparación de la distribución de Rayleigh que depende de 1 parámetro (Villarrubia, 2012).

$$f(x) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \cdot e^{-(v/c)^k}$$

$f(x)$ : distribución de Weibull para velocidad “v”, c: parámetro de escala (m/s), k: parámetro de forma. El análisis de regresión lineal es el camino matemático para hallar Weibull.

## 2.6. Análisis de datos

### 2.6.1. Análisis paramétrico y análisis no paramétrico

- El análisis paramétrico demanda una distribución normal de las variables, la escala de medición es por intervalos, las poblaciones deben tener una dispersión similar. Corresponden prueba t, la evaluación de correlación de Pearson, otros (Hernandez, 2014).

- El análisis no paramétrico es de distribución libre, las variables no requieren una distribución normal, tienen una escala de intervalo o razón. Corresponden las pruebas chi cuadrada o  $X^2$ , la correlación de Spearman y Kendall, otros (Hernandez, 2014).

## 2.6.2. Coeficientes de correlación lineal

Analizan asociación lineal entre dos variables numéricas para cuantificarlas estadísticamente. Su valor está comprendido en el rango de +1 a -1 (Montes, A., Ochoa, J., Hernandez, J., Vasquez, M., & Diaz, C., 2021).

### 2.6.2.1. Coeficiente de Pearson

Se aplica bajo una distribución normal o dispersión lineal con variables cuantitativas. La correlación de Pearson es la covarianza que se estima a partir de una muestra mediante el coeficiente  $r$  (Amat Rodrigo, 2022).

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

### 2.6.2.2. Coeficiente de Spearman

Se aplica la correlación de Spearman con variables cuantitativas que no cumplen una distribución normal con un  $p$  menor a 0.05, es un método no paramétrico. La diferencia de las variables por pares es ordenada en una sumatoria por ranking. El coeficiente rho ( $r_s$ ) se define en el intervalo  $-1 \leq r_s \leq 1$  (Canavos, 1988).

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)}$$

Donde  $d_i$  es la diferencia entre los pares de cada punto ( $x_i - y_i$ ) y  $n$  es el número de observaciones. Se utiliza cuando las variables tienen una relación no constante o monótona (Amat Rodrigo, 2022). Se dice que: “Cuando se tiene sospechas acerca de la normalidad de la distribución

es preferible usar un método alternativo de datos no paramétrico. El más conocido es el coeficiente de correlación de Spearman” (Dagnino, 2014, p. 152).

Una correlación de rango de Spearman describe la relación monótona entre 2 variables. Es útil para datos continuos que no se distribuyen normalmente, se puede usar para datos ordinales y es relativamente robusta para valores atípicos u outliers con una mejor representación de la relación (Schober, 2018).

### 2.6.2.3. Coeficiente Tau de Kendall

Se aplica la correlación de Kendall con variables cuantitativas no paramétricas. Recomendable para pocos datos utiliza la ordenación de las observaciones ranking. Donde  $C$  es el número de pares concordantes.  $D$  es el número de pares discordantes (Amat Rodrigo, 2022).

$$\tau = \frac{C - D}{\frac{1}{2}n(n - 1)}$$

La siguiente tabla muestra la clasificación del grado de correlación (Hernandez, 2014).

**Tabla 4** Grado de relación entre variables según coeficiente.

RANGO	RELACIÓN
-0.90	Correlación negativa muy fuerte
-0.75	Correlación negativa considerable
-0.50	Correlación negativa media
-0.25	Correlación negativa débil
-0.10	Correlación negativa muy débil
0.00	No existe correlación entre las variables
+0.10	Correlación positiva muy débil
+0.25	Correlación positiva débil
+0.50	Correlación positiva media
+0.75	Correlación positiva considerable
+0.90	Correlación positiva muy fuerte
+1.00	Correlación positiva perfecta

Fuente: Metodología de la investigación de Hernández. (2014) México: Mc Graw-Hill

### 2.6.3. Población

Representa el estado de la naturaleza o forma de las cosas de un fenómeno en particular (viento) que es medible a través de una característica  $X$  (velocidad y dirección). Puede definirse un modelo de probabilidad (distribución de Weibull) denominado distribución de probabilidad de la población (Canavos, 1988).

### 2.6.4. Muestra

Es una representación de una población de datos. Siempre se eligen aleatoriamente de manera que cada uno de los integrantes de una población tenga igual posibilidad de ser elegido. El tamaño de una muestra se obtiene por cálculos matemáticos o se puede utilizar el programa STATS (Hernandez, 2014).

$$n = \frac{N * Z_{\alpha}^2 * p * q}{e^2 * (N - 1) + Z_{\alpha}^2 * p * q}$$

De donde  $n$ : tamaño de la muestra buscado,  $N$ : tamaño de la población o universo,  $Z$ : parámetro estadístico que depende del nivel de confianza (NC),  $e$ : error de estimación máximo aceptado,  $p$ : probabilidad que ocurra el evento estudiado.

### Muestreo aleatorio sistemático

Responde a un muestreo probabilístico a partir de un gran conjunto de datos. A partir de un punto aleatorio inicial, cada cierto intervalo, se toma el siguiente elemento para la muestra. Se puede garantizar una representación significativa de toda la población superior a la aleatoria simple.

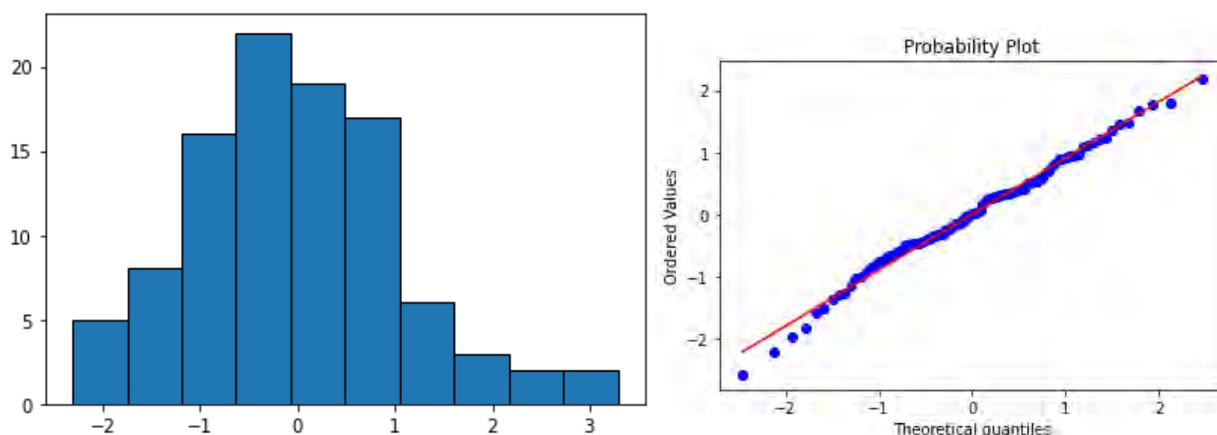
### 2.6.5. Distribución de normalidad

La prueba de distribución de normalidad es subyacente de muchos estadísticos. Cuando se viola el supuesto de normalidad la interpretación y las inferencias pueden no ser confiables o

válidas. Los análisis más utilizados para probar si existe una distribución normal en una muestra aleatoria con tamaño  $n$  son: métodos gráficos (histogramas, box plots, gráficos Q-Q), métodos numéricos de curtosis y asimetría; y pruebas formales de distribución normal como son Shapiro Wilk, Kolmogórov-Smirnov, Lilliefors, Anderson-Darling (Razali, 2011).

### 2.6.5.1. Distribución de histograma de normalidad y gráfico de Quantile-Quantile

Histograma con forma de campana de Gauss que se obtiene con más de 100 unidades muestrales. De necesaria evaluación para estadísticas inferenciales (Hernandez, 2014).



**Figura 9.** Ejemplo de distribución normal y gráfico Quantile-Quantile en Python.

El histograma creado cumple con la campana de Gauss lo que significa que los valores tienen una distribución normal. Otro gráfico usado para corroborar la normalidad de los datos fue Quantile-Quantile con el uso de las librerías Pylab y el módulo Stats de la librería Scipy (Cabrera & Zanazzi, 2017).

### 2.6.5.2. Prueba de normalidad de Shapiro Wilk (SW)

La aplicación de la prueba de Shapiro Wilk de normalidad es la prueba más precisa por dar mejores resultados en todos los casos, es un método analítico a diferencia de las pruebas de Gauss y Quantile-Quantile que son métodos gráficos. (Farrel & Stewart, 2006).

Se usa el `data_points` de valores seleccionados aleatoriamente con la importación de la función Shapiro del módulo Stats del paquete Scipy con los siguientes resultados.

Estadistico=0.991, p\_value=0.779

La prueba de SW se constituye como una herramienta poderosa para los tipos y tamaños de muestra, seguida de la prueba de Anderson-Darling, la prueba de Lilliefors y la prueba de Kolmogorov-Smirnov respectivamente, solamente disminuye para tamaños de muestra pequeños menores a 30 datos. Respaldo en estudios anteriores se puede afirmar que la prueba de SW aumenta de potencia en su nivel de significación a medida que el nivel de confianza aumenta y el porcentaje de error de la muestra disminuye (*Razali, 2011*).

#### **2.6.6. Significancia o significación**

Es la probabilidad de error, por lo general está en el orden menor al 5%. El valor de la significancia p-unc de 0.05 nos señala que se tiene 5% en contra y 95% de seguridad para generalizar en nuestro caso que dos variables están correlacionadas. Un valor de significancia igual o mayor a 0.05 rechaza la correlación entre variables, se tolera un máximo de error menor al 5% para considerar una relación significativa (*Hernandez, 2014*).

# CAPÍTULO III

## REQUERIMIENTO TÉCNICO Y DISEÑO

### 3.1. Ubicación

El Sistema de generación Eólica se encuentra ubicado en las instalaciones de la escuela profesional de Ingeniería Electrónica de la UNSAAC (EPIEL) junto a la estación meteorológica Vantage Pro2 que mide la velocidad y dirección del viento; entre otros.



**Figura 10** Ubicación del aerogenerador en la UNSAAC.

Fuente: Google maps

Con el uso del software RETScreen Expert se determinó que el sistema de generación eólica está ubicado en las coordenadas Latitud  $-13.5^\circ$  y Longitud  $-71.9^\circ$  a una elevación 3351 msnm (metros sobre el nivel del mar).

### 3.2. Requerimiento técnico de adquisición de datos

Se requiere medir los parámetros del sistema de generación eólica y del viento para el estudio del potencial eólico y el análisis de correlación de variables.

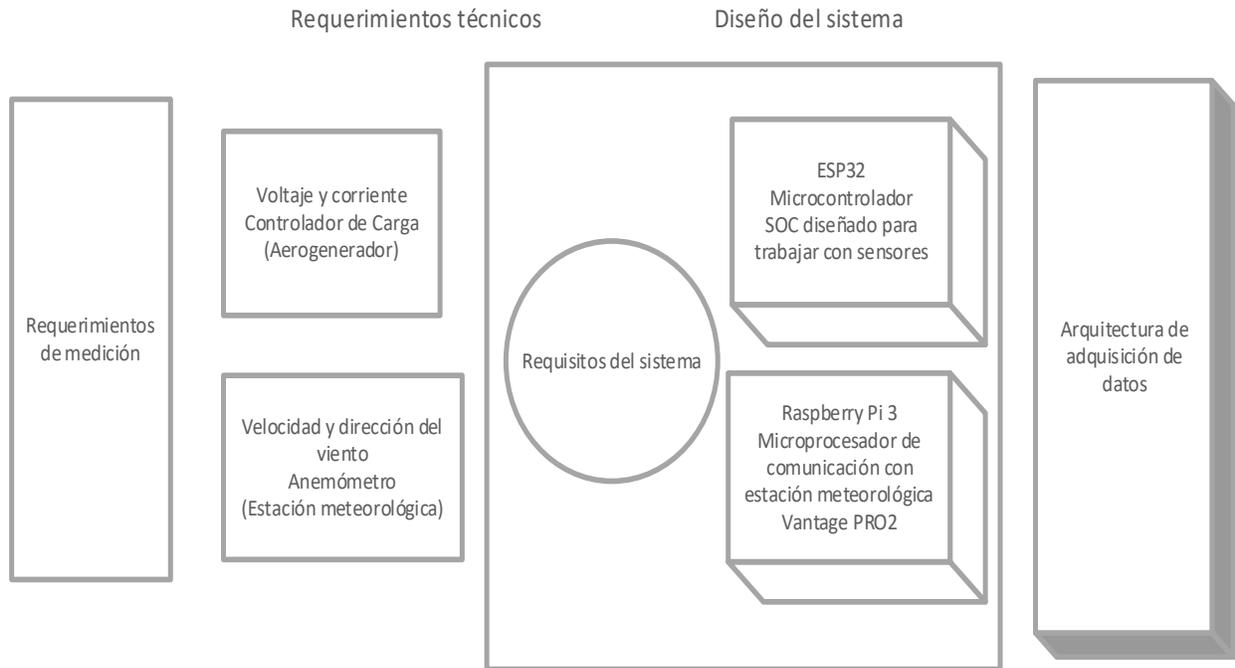


Figura 11. Requerimientos técnicos.

### 3.3. Adquisición de datos

Está basada en internet de las cosas (IOT). Se usa el módulo ESP32 y una Raspberry Pi 3, se midió la energía que produce la turbina en corriente continua (DC) a la salida del controlador de carga del sistema de generación eólica y los parámetros del viento de la estación meteorológica. La fuente de alimentación de ambos dispositivos es la red eléctrica. En un comienzo se trabajó con el sistema autosostenible de paneles solares instalados en la misma área, pero dada la alta sensibilidad a fallas del Raspberry por su consumo de 5v a 3A (amperios) se hace indispensable una red estable. Se hace las conexiones desde el quinto nivel de la escuela profesional con cableado vulcanizado. Ambos equipos trabajan con adaptadores de voltaje a 5v en DC.

### 3.3.1. Selección de microcontrolador

Se evalúa entre dos versiones distintas de los dispositivos ESP.

**Tabla 5** Elección de microcontrolador ESP8266 vs ESP32.

Característica	ESP8266	ESP32
Procesador	Tensilica LX106 32 bit a 80 MHz (hasta 160 MHz)	Tensilica Xtensa LX6 32 bit Dual-Core a 160 MHz (hasta 240 MHz)
Memoria RAM	80 kB	520 kB
Memoria Flash	Hasta 4 MB	Hasta 16 MB
ROM	No	448 kB
Alimentación	3.0 a 3.6V	2.2 a 3.6V
Consumo de corriente	80 mA	80 mA
WiFi	802.11 b/g/n (hasta +20 dBm) WEP, WPA	802.11 b/g/n (hasta +20 dBm) WEP, WPA
Bluetooth	No	v4.2 BR/EDR y BLE
UART	2	3
I2C	1	2
GPIO	32	11
PWM	8	16
ADC	1 (10 bit)	18 (12 bit)
DAC	No	2 (8 bit)
Ethernet	No	10/100 Mbps MAC
Sensor de temperatura	No	Si
Sensor de efecto HALL	No	Si
Temporizadores	3	4 (64 bits)
Encriptación de la Flash	No	Si
Arranque seguro	No	Si

Fuente: Programing Arduino next steps de Monk. (2018) Estados Unidos: Mc Graw Hill

- El ESP32 es de doble núcleo, nos permite hacer multitarea a diferencia del ESP8266 que tiene un solo núcleo.
- Otra característica en la tabla 5 es que la memoria flash del ESP32 cuadruplica a la del ESP8266, y en el caso de la memoria RAM supera por mucho a su versión anterior.
- El Bluetooth versión v4.2 BR/EDR y BLE del ESP32 es low energy, es decir de bajo consumo a diferencia de los Arduino de versiones anteriores.

- Las entradas UART son mayores el ESP32 tiene 3 mientras que el ESP8266 tiene 2.
- El ESP32 tiene un ADC de 12 bits con una mayor resolución a diferencia de sus predecesores de 10 bits. Prácticamente cuenta con toda una fila de pines para ADC.
- El ESP32 tiene un DAC de 8 bits a diferencia del ESP8266 que no cuenta. Con 2 puertos DAC, tiene además entradas SPI, I2C y 2 puertos seriales con fuentes reguladas de 3.3v y 5v. La corriente que produce es muy baja.
- El ESP32 cuenta con un sensor de temperatura y humedad, y un sensor de efecto hall para campos magnéticos integrados que no tiene el ESP8266.
- Otra diferencia muy importante es que el ESP32 cuenta con un modo de arranque seguro al momento de la grabación del código a diferencia del ESP8266 que graba como un arduino. Para el caso del ESP32 se presiona un botón y entra en modo de arranque con la configuración del programa (Monk, Programming Arduino Next Steps: Going Further with Sketches, Second Edition, 2018).

La adquisición de datos requiere de un microcontrolador con comunicación wifi para transmisión de paquetes de datos a un servidor digital, entradas de conversión analógico digital, bajo consumo de energía, lectura de sensor de temperatura y humedad. Bajo todas estas premisas se seleccionó entre el módulo ESP32 y el ESP8266, en ambos se realizaron pruebas de transmisión y recepción de datos por comunicación serial de los parámetros de medición. En el caso del ESP8266 se presentaron problemas de pérdida información, datos ilegibles, entre otras fallas. Las ventajas y prestaciones del ESP32 frente al ESP8266 eran muy notorias (Monk, Programming Arduino Next Steps: Going Further with Sketches, Second Edition, 2018).

Por todas estas características se eligió el ESP32 debido a que cumple con lo necesario para el desarrollo del proyecto.

### 3.3.2. Selección de dispositivo de comunicación con estación meteorológica

Se evalúa entre un Arduino uno y un Raspberry Pi 3.

**Tabla 6** Elección de Arduino vs. Raspberry Pi 3.

Característica	Arduino Uno	Raspberry Pi 3
Tamaño	7.6 x 1.9 x 6.4 cm	8.6 x 5.4 x 1.7 cm
Memoria	0.002 MB	512 MB
Velocidad de reloj	16 MHz	700 MHz
On Board Network	Ninguna	10/100 wired Ethernet RJ45
Multitarea	No	Si
Voltaje de entrada	7 a 12 v	5 v
Memoria Flash	32 KB	Tarjeta SD (2 A 16G)
Puertos USB	Uno	Dos
Sistema operativo	Ninguno	Distribuciones de Linux
Entorno de desarrollo integrado (IDE)	Arduino	Scratch, IDLE, soporte Linux
Procesador	ATMega 328	ARM 11
SPI	1	1
UART	1	1
Video Out	N/A	HDMI, Composite
Ethernet	N/A	10/100
Audio Output	N/A	HDMI, Análogo

Fuente: Programing the Raspberry Pi de Monk. (2021) Estados Unidos: Mc Graw Hill

La adquisición de datos requiere de un dispositivo con comunicación wifi para transmisión de paquetes de datos a un servidor digital. El equipo debe extraer información de la velocidad y dirección del viento de la consola de la estación meteorológica medida por el anemómetro con veleta.

- La Raspberry Pi 3 es una microcomputadora mucho más veloz 1.2 GHz frente a 16 MHz de Arduino.
- Para trabajo con sensores, recolección de datos, accionador de actuadores el Arduino ofrece mejores prestaciones. Para trabajar como interfaz de comunicación y tratamiento de datos

el Raspberry por ser un ordenador entrega mejores resultados (Monk, Programming the Raspberry Pi, Third Edition: Getting Started with Python, 2021).

Debido a que se requiere acceso a internet para transmisión de alto flujos de datos cada 30 segundos, y para esta etapa no se necesita lectura de sensores se elige la Raspberry Pi 3 gracias a que otorga mejores resultados. CEDITER facilita 2 Raspberry Pi 3 para la ejecución del proyecto.

### **3.3.3. Selección de software**

Para la programación del ESP32 se opta por trabajar en lenguaje C++ con el IDE Arduino debido a que la compilación del programa se realiza en lenguaje máquina a diferencia de Micro Python que lo realiza desde bytecode, es compatible a todo tipo de adquisición de librerías necesarias para trabajar con sensores, administración de bibliotecas, fácil habilitación de puertos y comunicación MQTT (Monk, Programming Arduino Next Steps: Going Further with Sketches, Second Edition, 2018).

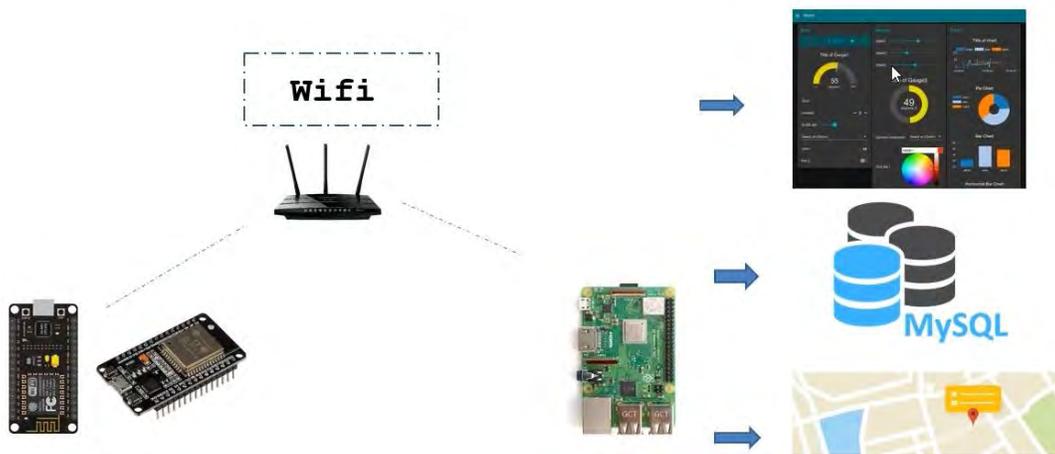
Para la programación de la Raspberry Pi 3 se usa Python y el lenguaje máquina propio de Raspbian, debido a su alta compatibilidad con todos los sistemas operativos se usa Python, además que dispone de librerías y entorno de comunicación más amigables (Monk, Programming the Raspberry Pi, Third Edition: Getting Started with Python, 2021).

Para la programación de resultados del estudio del potencial eólico y análisis estadístico de correlación de variables se usa Python (Khalid, 2020). Responde a cualquier necesidad y presenta alta eficiencia para relacionar diferentes resultados, así como librerías de alto desarrollo para obtención de gráficos, determinación de parámetros estadísticos, etc. (Amat Rodrigo, 2022).

### 3.3.4. Componentes del sistema de adquisición de datos

Se encuentra integrado por los siguientes dispositivos:

- Módulo ESP32.
- Raspberry Pi 3.
- Sensores de voltaje y corriente del aerogenerador.
- Sensor de temperatura y humedad DHT22.

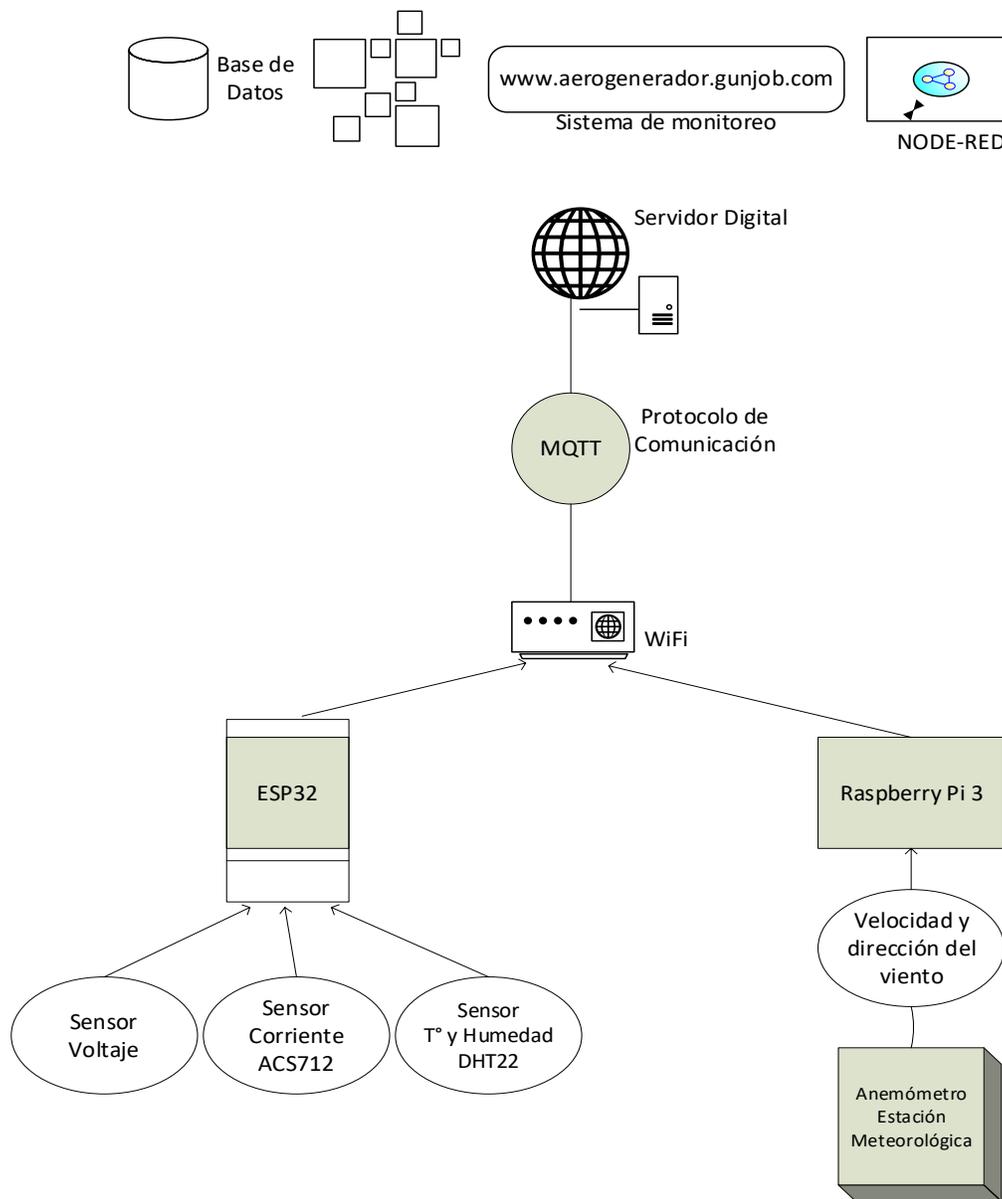


**Figura 12** Adquisición de datos con Raspberry Pi y ESP32.

### 3.3.5. Sensores

Se midieron los parámetros eléctricos y atmosféricos de corriente, voltaje, temperatura, humedad, velocidad y dirección del viento.

- Para cuantificar la señal de voltaje se usó un divisor de voltaje basado en dos resistencias de 15k y 100k para ser enviados al ESP32 con voltajes menores o iguales a 3.3v.
- Para cuantificar la corriente del aerogenerador se utilizó el sensor ACS712.
- Para cuantificar la temperatura ambiente y humedad relativa se emplea el sensor DHT22.
- Para cuantificar la velocidad y dirección del viento se utilizó el anemómetro con veleta de la estación meteorológica.



**Figura 13** Arquitectura general de adquisición de datos.

### 3.4. Módulo ESP32

El ESP32-DevKitC V4 es una placa de desarrollo ESP32-based de tamaño pequeño producida por Espressif del tipo SOC (sistema en chip) que integra varios módulos. Se decide utilizar el módulo wifi ESP32 por ser superior a sus predecesores. Tiene bajo consumo de energía lo que lo hace ideal para generación eólica, es portátil y, a diferencia del Raspberry, posee una gran transmisión de señal wifi. Este microcontrolador dispone de varios puertos para la conexión

de sensores. Su objetivo primordial es el de trabajar con sensores y el control de actuadores. Contiene 2 CPU, además de wifi y bluetooth integrado con muchos periféricos.

### 3.4.1. Partes del módulo ESP32

Para la comunicación el ESP32 necesita de 3.3V de niveles lógicos y alimentación debido a que 5V no son tolerables por los pines GPIO. El SOC ESP32 no soporta alimentar componentes de 5V. Existe una gran gama de ESP32, para el proyecto se usa el modelo ESP32 WROOM que cuenta con frecuencia de reloj de hasta 240 MHz, SRAM interno de 520 kB, flash de 4 MB, bluetooth 4.2/BLE.

#### Requerimiento de alimentación

Requiere una alimentación de 2.2V a 3.6V, un regulador integrado de 3.3V a 600mA, 5uA durante modo de suspensión, 250mA durante las transmisiones de RF (wifi y bluetooth).

#### Comunicación Serial

Usa un convertidor de USB a UART CP2102, velocidad de comunicación de 5 Mbps.

#### Entradas/salidas multiplexadas

15 canales ADC, 2 interfaces UART, 25 salidas PWM, 2 canales DAC, interfaz SPI, I2C.

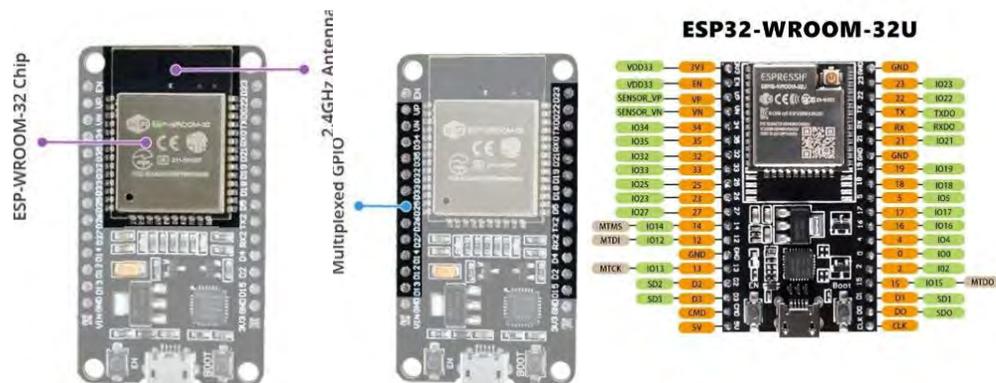


Figura 14. ESP32.

Fuente: [www.Espressip.com](http://www.Espressip.com)

### 3.4.2. Configuración de pines del ESP32

La programación del ESP32 modelo WROOM-32U se desarrolló en Arduino. Descripción de configuración de pines del microcontrolador:

- El pin 26 se configura para salida de led indicador de encendido y envío de señales del ESP32 al bróker.
- El pin 27 está configurado para recibir la señal del sensor DHT22 que recibe los parámetros de temperatura y humedad e internamente los digitaliza en valores cuantificables.
- El pin IO34 está configurado para trabajar con la señal del sensor de voltaje.
- El pin IO35 está configurado para trabajar con la señal del sensor de corriente ACS712.

### 3.4.3. Lectura de sensores del ESP32

#### 3.4.3.1. Sensor de Voltaje

- Basado en otros antecedentes se diseñó un divisor de voltaje de acuerdo con las características de energía entregada por el aerogenerador y el máximo de voltaje aceptado por el ESP32 en su pin IO34. El controlador de carga cumple la función de conversión de voltaje AC a DC. El sensor vendría dado por el controlador de carga, lo que hacemos es acondicionar la señal para su lectura en el ESP32.
- Se considera un máximo de voltaje de 25v en continua del aerogenerador, además el ESP32 tolera 3.3V de entrada. Se toma un rango de entrada y salida, se requiere hacer un arreglo de resistencias con estos valores  $V_{in} = 25v$  y un  $V_{out} = 3.3v$ . Se calculan los valores de resistencias de  $R_1 = 100k\Omega$  y  $R_2 = 15k\Omega$ . Los valores exactos para ambas resistencias medidos son de  $R_1 = 99.8k\Omega$  y  $R_2 = 14.5k\Omega$ . El arreglo de resistencias solo aplica a señales digitales.

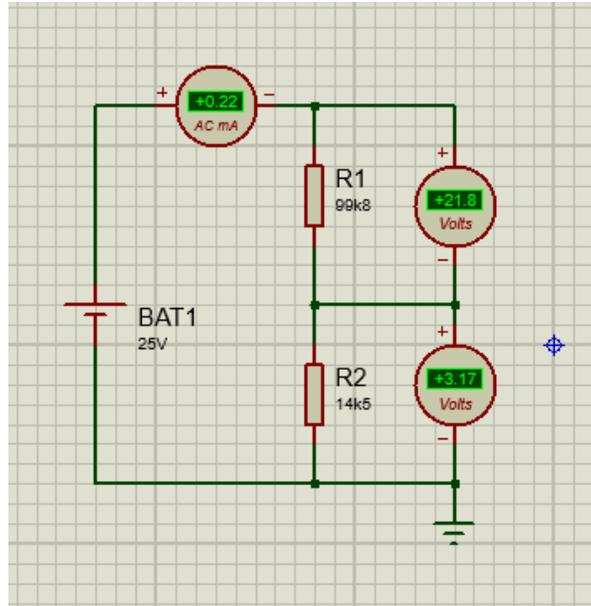


Figura 15. Sensor de voltaje ESP32.

- Se encuentra que el valor de voltaje para el IO34 del ESP32 es  $V_{out} = 3.17v$ .

$$V_{out} = \left( \frac{R_2}{R_1 + R_2} \right) * V_{in}$$

$$V_{out} = 3.17v$$

- El ESP32 transforma internamente la señal de voltaje analógica a señal digital en binario.
- Se tiene que transformar el valor digital en valor analógico internamente, y se linealiza la variable. En señales digitales bajar la tensión no involucra pérdida de información. Solo disminuye la amplitud.



Figura 16. Módulo ADC microcontrolador ESP32.

- La señal analógica de voltaje es transformada internamente por el ADC (convertor analógico digital) a un valor digital. Corresponde de acuerdo con dos puntos de referencia analógico tomar la medición de los puntos digitales y linealizar la variable.

$$y = ax + b$$

- El valor leído por el ESP32 es enviado a la computadora para ser visualizado por un terminal en modo recepción  $R_x$  del ESP32 para puntos usados como referencia se tiene:

$$V_{in} = 20v, V_{out} = 2.52v, x = 2595$$

$$V_{in} = 5v, V_{out} = 0.7v, x = 709$$

- Para enviar los datos vía wifi del ESP32 al servidor virtual se debe linealizar la variable a partir de un valor digital leído  $x$  en dos puntos referenciales para enviar un  $V_{in}$  a la nube.

$$0.7 = a(709) + b$$

$$2.522 = a(2595) + b$$

De donde  $a = 0.000966$  y  $b = 0.015$ . Por lo tanto:

$$V_{out} = 0.000966x + 0.015$$

- Finalmente, el valor  $V_{in}$  enviado al servidor sería:

$$V_{in} = \left( \frac{R_1 + R_2}{R_2} \right) * V_{out}$$

### **3.4.3.2. Sensor de Corriente**

Se usa el sensor ACS712 en comunicación con el pin de lectura analógica IO35. El sensor mide un valor de voltaje que será transmitido al ESP32.

- Se realiza la lectura del sensor por comunicación serial con un valor de corriente igual a 0. Las muestras visualizadas en la computadora por el terminal de recepción IO35 son

promediadas para hallar el valor de voltaje de referencia cuando  $I = 0$  y se obtiene un  $V_0 = 1.4v$ .

- Dada una resolución de 12 bits, con un máximo de voltaje tolerable por el ESP32 de 3.3v, se tiene que el voltaje convertido por el ADC del ESP32  $V_{Dig}$  va a ser transformado a su valor analógico  $V_{cur}$  para ser enviado al servidor virtual en la razón:

$$V_{cur} = V_{Dig} \frac{3.3v}{4096}$$

- Si se sabe que el voltaje medido  $V_{cur}$  es igual a:

$$V_{cur} = mI + 1.4$$

- Y el valor de  $m$  representa la sensibilidad que para nuestro sensor ACS712 es de 66mv. Se puede calcular el valor de corriente igual a:

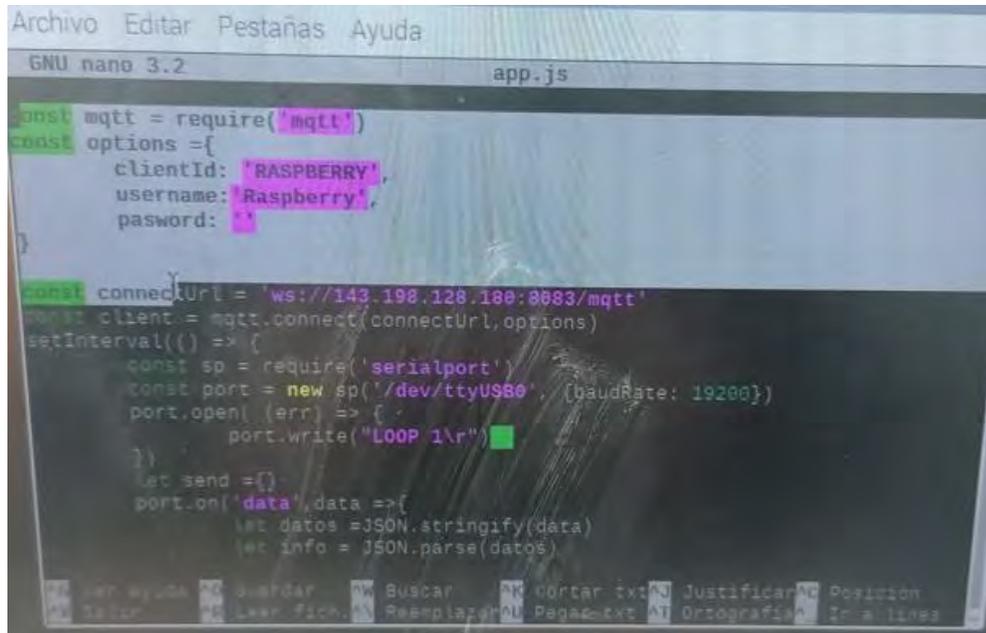
$$I = \frac{V_{cur} - 1.4}{0.066}$$

El sensor DHT22 mide la temperatura y la humedad relativa por el pin 27 dedicado para tal propósito. Con los valores de voltaje y corriente se estima la potencia del aerogenerador y toda la información es enviada a razón de un paquete de datos por minuto.

### **3.5. Raspberry PI 3**

#### **3.5.1. Sistema operativo de la Raspberry PI 3**

El sistema operativo es el Raspberry Pi OS inspirado en debian, y mejorado para el hardware del equipo. Incluye más de 35000 paquetes. La instalación del sistema operativo se obtiene desde el portal web de Raspberry Pi.



```
Archivo  Editar  Pestañas  Ayuda
GNU nano 3.2                                app.js
const mqtt = require('mqtt')
const options = {
  clientId: 'RASPBERRY',
  username: 'Raspberry',
  password: ''
}

const connectUrl = 'ws://143.198.128.180:8083/mqtt'
const client = mqtt.connect(connectUrl, options)
setInterval(() => {
  const sp = require('serialport')
  const port = new sp('/dev/ttyUSB0', {baudRate: 19200})
  port.open((err) => {
    port.write("LOOP 1\r")
  })
  let send = {}
  port.on('data', data => {
    let datos = JSON.stringify(data)
    let info = JSON.parse(datos)
  })
})
```

Figura 17. Programación Raspberry Pi 3.

### 3.6. Programación del sistema de adquisición de datos

#### 3.6.1. Programación del ESP32

Para el módulo ESP32 el programa se desarrolla en arduino basado en el lenguaje C con comunicación wifi para enviar datos al servidor digital Digital Ocean en la nube. A continuación, se describe el modo de programación de comunicación MQTT y sensores. Además, se describe los puertos de comunicación del ESP32 usados para los sensores.

- Se configuró las librerías wifi, PubSubClient, ArduinoJson, DHT.
- Se configuró el usuario y contraseña para conexión WiFi del ESP32.
- Se configuró el protocolo de comunicación MQTT con el servidor con id 143.198.128.180.
- Se define DHT22 para parámetros de temperatura y humedad.
- Se programa el MQTT broker para que el servidor acepte los mensajes publicados por clientes, para comunicación máquina a máquina. Se maneja los datos a nivel de byte.

```

esp32-sensor-renzo Arduino 1.8.19
Archivo Editar Programa Herramientas Ayuda
esp32-sensor-renzo

void reconnected() {
  // connecting to mqtt broker
  client.setServer(mqtt_broker, mqtt_port);
  while(!client.connected()) {
    String client_id = "ESP-";
    client_id += String(WiFi.macAddress());
    Serial.println(client_id);
    int str_len = client_id.length() + 1;
    char char_client[str_len];
    client_id.toCharArray(char_client, str_len);
    if (client.connect(char_client, mqtt_username, mqtt_password)) {
      Serial.println("Public emqx mqtt broker connected");
    } else {
      Serial.println("Failed with state");
      Serial.print(client.state());
      delay(2000);
    }
  }
  // publish and suscribe
  //client.subscribe(topic_alarm_presence);
  Serial.println("Cuando termine de reactivarse");
}

void loop() {
  if(!client.connected()) {
    Serial.println("MQTT disconnected");
    reconnected();
  }
  client.loop();
  esp_mac = WiFi.macAddress();
  t = dht.readTemperature();
  h = dht.readHumidity();
  int x = analogRead(34);
  int Vdig = analogRead(35);
  //int x = analogRead(34);
}

```

Figura 18. Código de programación del módulo ESP32.

- Se programa la lectura de parámetros de temperatura y humedad, se configura los puertos 34 y 35 como analógicos para lectura de los sensores de voltaje y corriente, con sus respectivas transformaciones de calibración. Se ingresa los valores de las resistencias de 99.8 ohmios y 14.5 ohmios para la lectura de voltaje.

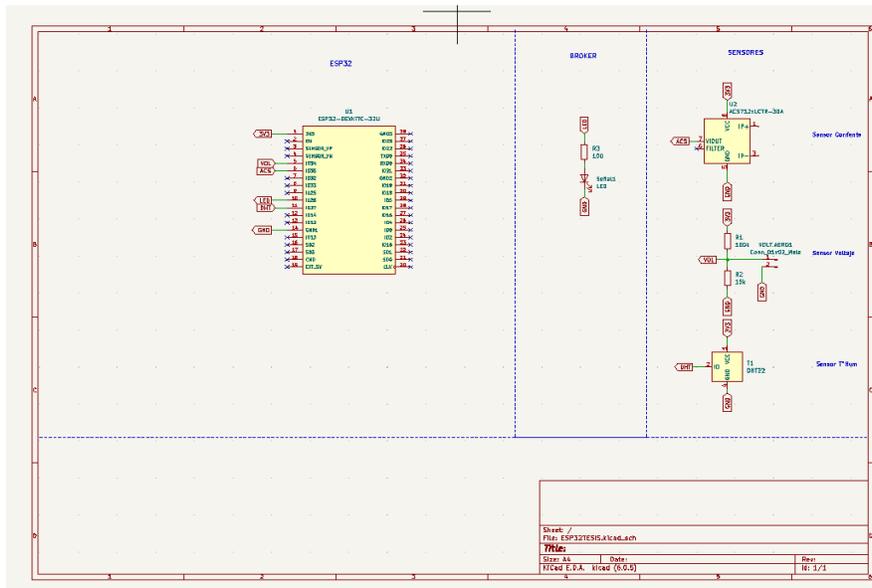


Figura 19. Diseño esquemático del módulo ESP32.

# PROTOCOLO DE COMUNICACIÓN MQTT

Protocolo de comunicación de máquina máquina- Broker hacia la nube.

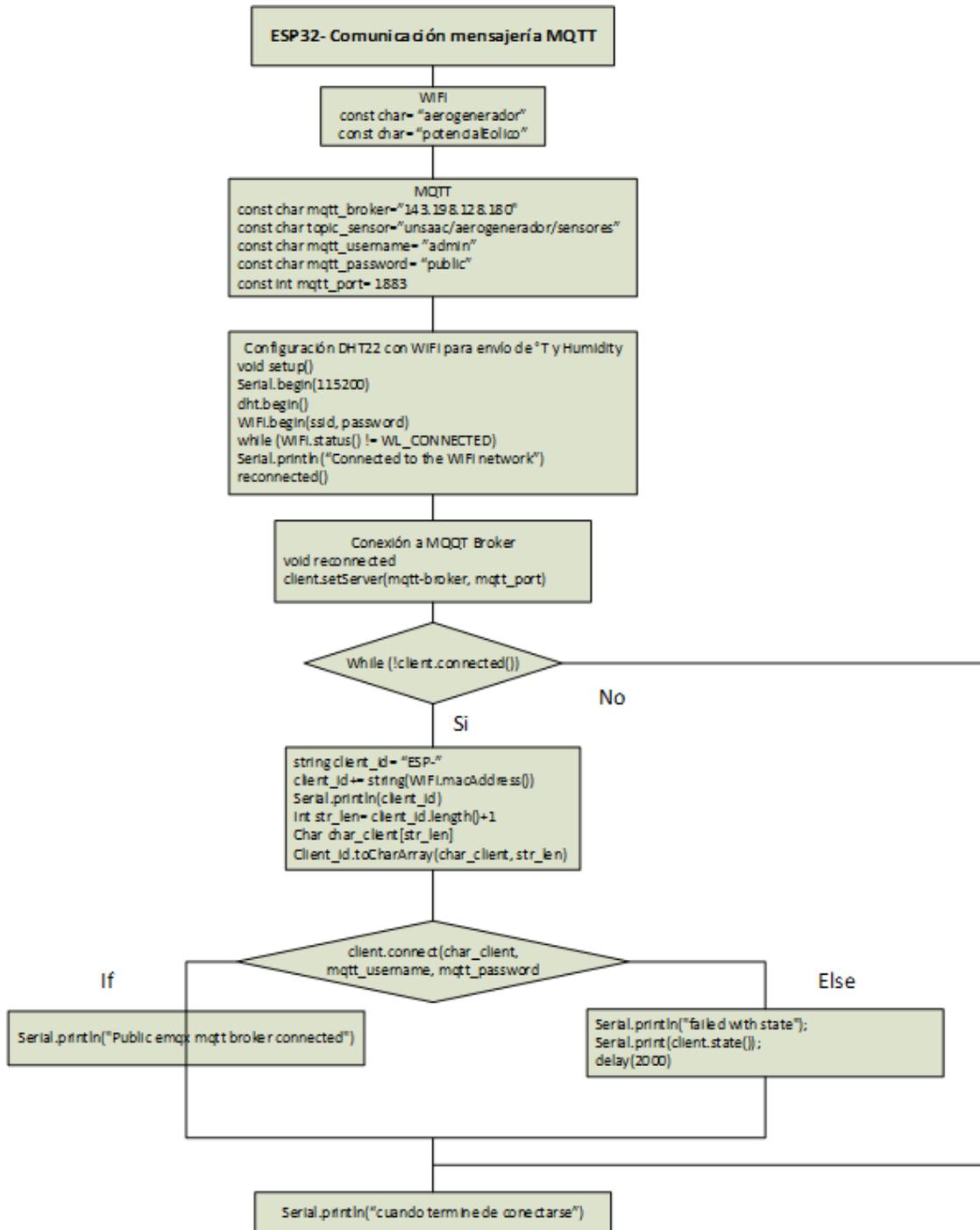


Figura 20. Diagrama de flujos mqtt ESP32.

## PROTOCOLO DE COMUNICACIÓN DE SENSORES

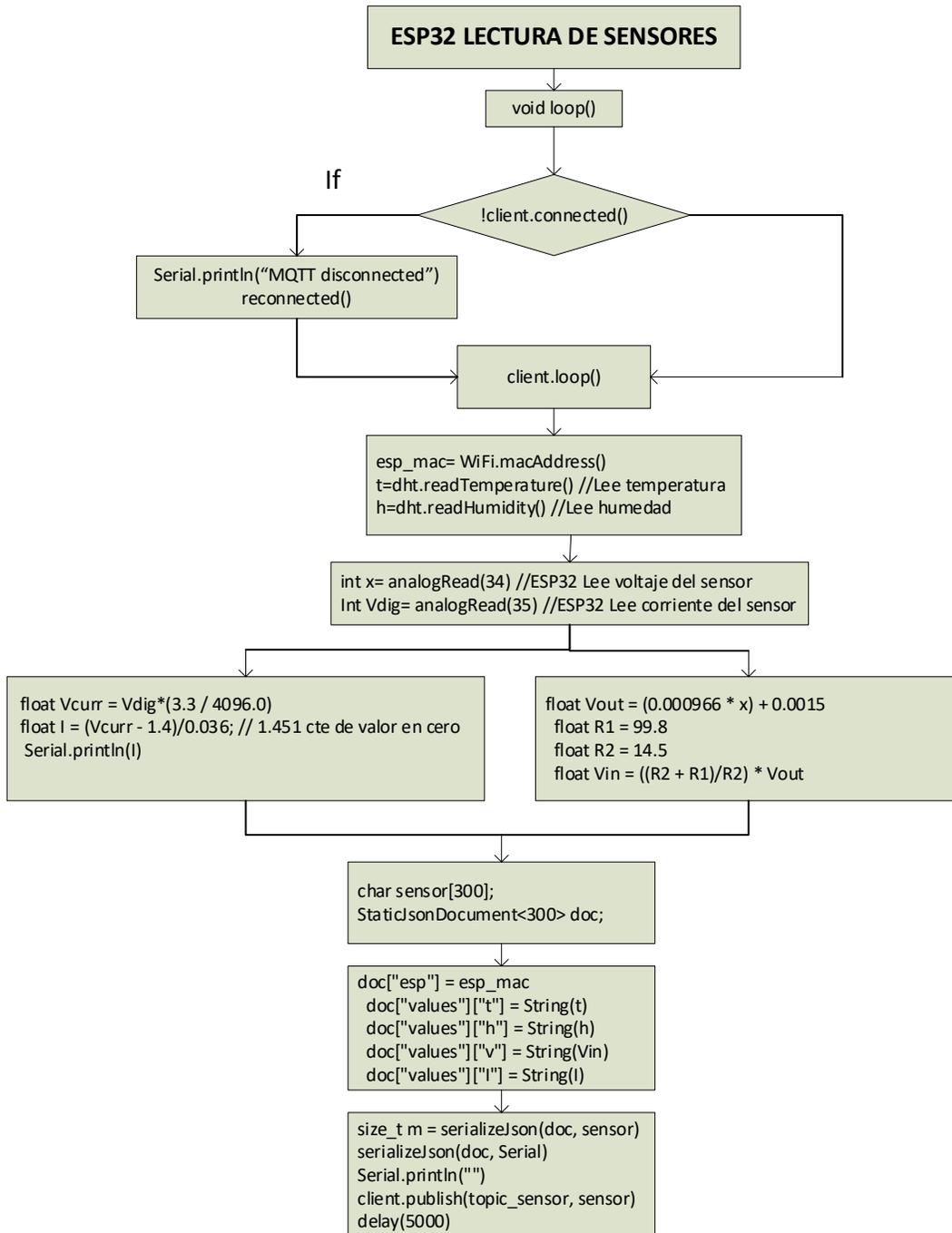


Figura 21. Diagrama de flujos lectura de sensores ESP32.

### 3.6.2. Programación de la Raspberry Pi 3

El código de programación se desarrolló con el editor de texto del sistema operativo Raspbian. No se utilizó ningún IDE. Envía datos a la nube de velocidad y dirección del viento.

### 3.6.3. Protocolo de comunicación

Se usa MQTT como protocolo tanto para el ESP32 como la Raspberry Pi 3 con el lenguaje de programación nodejs. Es un Protocolo de mensajería. El broker gratuito que se utiliza es mosquitto. Con el Node-red se conectará las diferentes partes del sistema a la nube.

### 3.7. Desarrollo del servidor virtual

El servidor web es un servidor digital implementado en la plataforma Digital Ocean, cuenta con monitoreo remoto. Recibe la información del ESP32 y la Raspberry Pi3. Se desarrolla esta etapa en base al internet de las cosas (IOT).

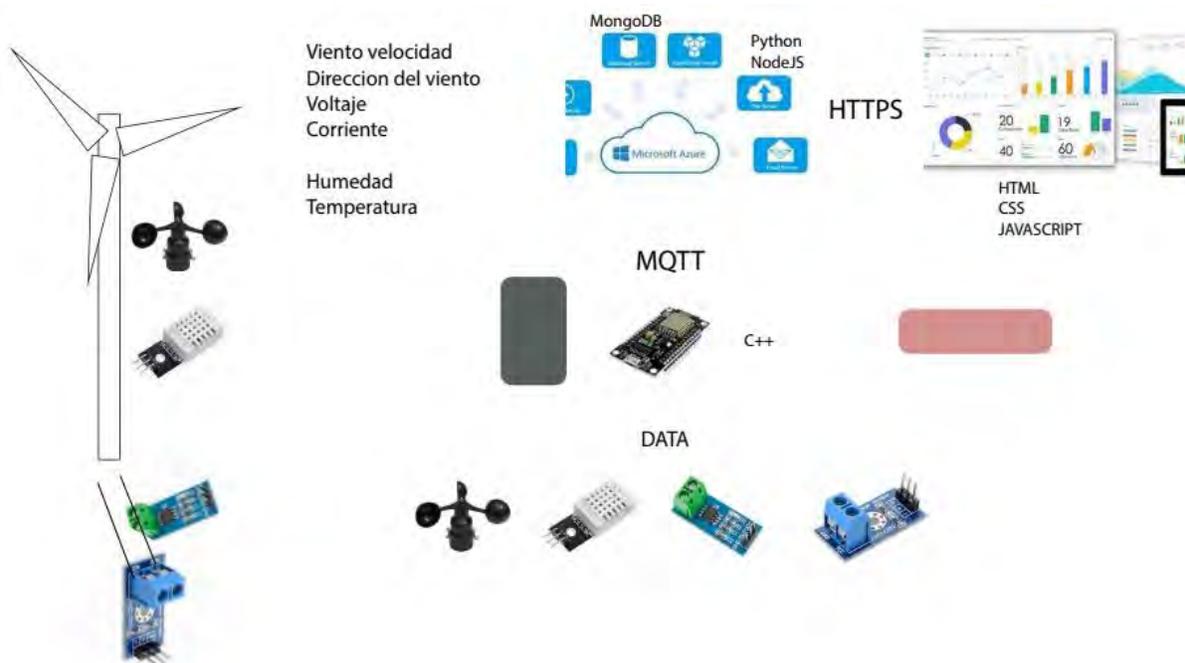


Figura 22. Esquema IOT del servidor.

El servidor digital utiliza internet de las cosas (IOT) en base a los programas HTML, CSS, JS. El esquema de comunicación con el servidor web por MQTT broker es un protocolo de mensajería de IBM para conectividad máquina a máquina.

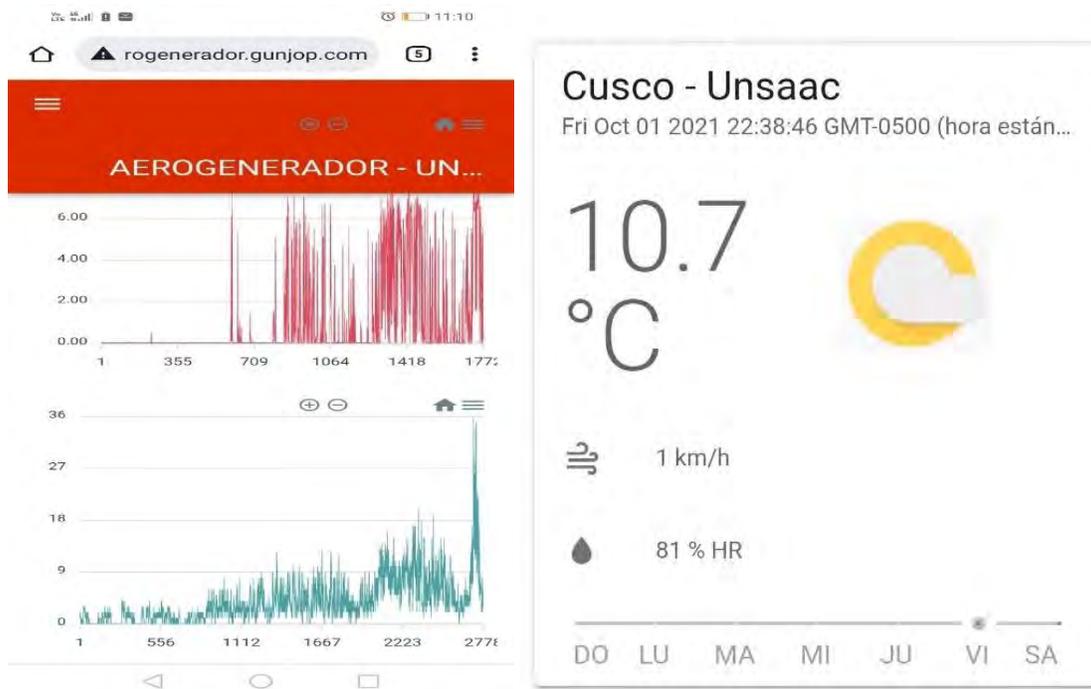
### **3.7.1. Internet de las cosas**

Es la interconexión de manera virtual de cualquier objeto con el internet que a través de un microcontrolador envía información a la nube definido por un gran servidor que alquila servicios, sirve de respaldo de toda nuestra data.

### **3.7.2. Sistema de monitoreo**

El sistema de monitoreo remoto utiliza dispositivos ESP32 y Raspberry Pi 3 para recabar la información y enviarla a través del protocolo MQTT hacia un servidor del cual podemos obtener y mostrar mediante gráficos y análisis previos en una vista simple y dinámica para quien desee usarlo. La dirección web es [www.aerogenerador.gunjop.com/](http://www.aerogenerador.gunjop.com/)

Con la presencia de vientos huracanados el día 16 de noviembre del 2021 se llegó a registrar por el anemómetro velocidades de 36 km/h equivalentes a 10 m/s, representa la máxima velocidad del viento registrada durante los 8 meses de toma de datos.



**Figura 23.** Sistema de monitoreo.  
Fuente: [www.aerogenerador.gunjop.com/](http://www.aerogenerador.gunjop.com/)

### 3.8. Base de datos

Para crear la base de datos descargamos la última versión de MYSQL 8.0.28. XAMPP integra Apache, MySQL, PHP y PERL. Tanto Apache como MySQL funcionan como servidores para la base de datos. En nuestro caso el PID para cada uno es 10800 y 10476, y los puertos 80, 443 y 3307 para Apache y MySQL respectivamente.

#### 3.8.1. Creación de una base de datos Xampp con MySQL

- Se descarga Xampp de la página oficial.
- Desde el panel de control de Xampp se inicializa Apache y MySQL.
- Se ingresa al navegador y se invoca con Xampp <http://localhost/phpmyadmin/>
- Desde la interfaz gráfica de phpMyAdmin se crea el usuario root con la contraseña del mismo nombre para MySQL.

- Como usuario root en phpMyAdmin se puede crear una base de datos en Database. Se le asigna un nombre y en collation se elige la opción utf8 para trabajar con el texto.
- Se crea una tabla y se le asigna un nombre, se selecciona el número de campos y se configura el nombre, tipo de dato entre otras opciones. En nuestro caso esta labor se desarrolla desde MySQL Workbench dado que se trabaja con la información del servidor digital.

### **3.8.2. Base de datos MySQL con phpMyAdmin desde MySQL Workbench**

Con el uso de MySQL Workbench que es una herramienta visual de diseño para administración, gestión y mantenimiento de base de datos se establece la comunicación de este interfaz gráfico con la base de datos MySQL.

- Para conectar la aplicación MySQL Workbench ingresamos al localhost root y se ingresa la contraseña que en nuestro caso es root, así se conecta a nuestra base de datos en phpMyAdmin.
- Al Abrir Workbench se crea un nuevo Schema, se ingresa el nombre de la base de datos, se configura el charser en utf8.
- Dentro de la pestaña Table se ingresa a la opción Table Data Import Wizard y se crea la tabla, se le asigna un nombre y se ingresa a la pantalla de configuración de parámetros, se selecciona el tipo de variable que puede ser INT, DOUBLE, FLOAT, TEXT, etc.
- Workbench crea la base de datos en MySQL para ser visualizados en phpMyAdmin, trabaja como un interfaz de comunicación entre la data descargada del servidor virtual y la base de datos MySQL.
- Desde phpMyAdmin se puede exportar los datos en diferentes formatos que permiten generar una copia de seguridad.

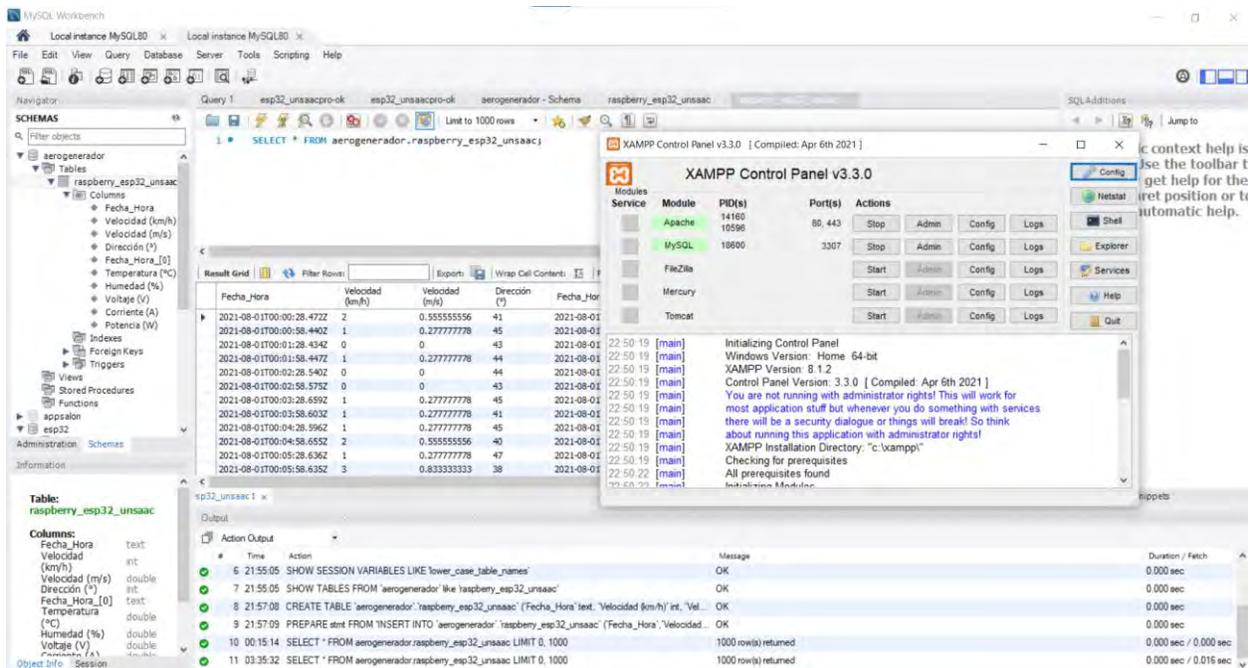


Figura 24. Base de datos MySQL desde Workbench.

### 3.8.3. Base de datos Raspberry Pi para parámetros del viento

Se crea una base de datos Raspberry Pi en MySQL que contiene los datos de los parámetros del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección. Se tiene la velocidad en km/h y m/s; así como la dirección en grados. Se cuenta con un global de 587331 registros comprendidos desde el 01 de agosto del 2021 a las 00:00 horas hasta el 31 de marzo del 2022 a las 24:00 horas con un tiempo general de 8 meses.

Fecha_Hora	Velocidad (km/h)	Velocidad (m/s)	Dirección (°)
2021-08-01T00:00:28.472Z	2	0.555555556	41
2021-08-01T00:00:58.440Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:01:28.434Z	0	0	43
2021-08-01T00:01:58.447Z	1	0.277777778	44
2021-08-01T00:02:28.540Z	0	0	44
2021-08-01T00:02:58.575Z	0	0	43
2021-08-01T00:03:28.659Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:03:58.603Z	1	0.277777778	41
2021-08-01T00:04:28.596Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:04:58.652Z	2	0.555555556	40
2021-08-01T00:05:28.636Z	1	0.277777778	47
2021-08-01T00:05:58.635Z	3	0.833333333	38
2021-08-01T00:06:28.665Z	1	0.277777778	10
2021-08-01T00:06:58.737Z	1	0.277777778	103
2021-08-01T00:07:28.705Z	0	0	103
2021-08-01T00:07:58.730Z	2	0.555555556	103
2021-08-01T00:08:28.784Z	1	0.277777778	52
2021-08-01T00:08:58.745Z	0	0	51
2021-08-01T00:09:28.731Z	2	0.555555556	58
2021-08-01T00:09:58.760Z	4	1.111111111	53
2021-08-01T00:10:28.872Z	2	0.555555556	36
2021-08-01T00:10:58.871Z	2	0.555555556	41
2021-08-01T00:11:28.871Z	1	0.277777778	41
2021-08-01T00:11:58.868Z	3	0.833333333	103
2021-08-01T00:12:28.900Z	2	0.555555556	39

Figura 25. Parámetros del viento de Raspberry Pi en la base de datos.

### 3.8.4. Base de datos ESP32 para parámetros del aerogenerador

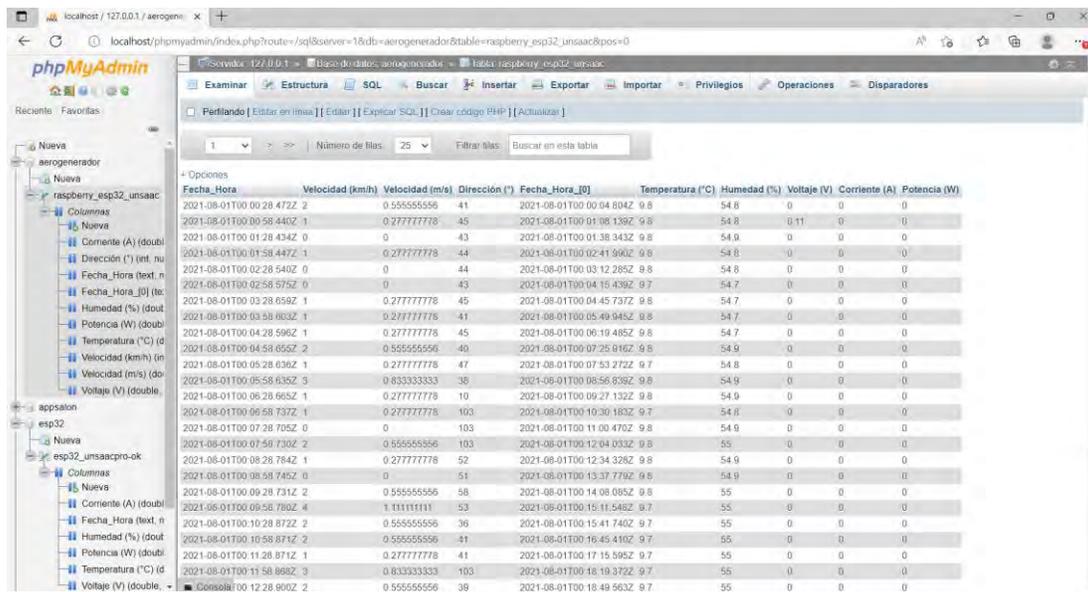
Se crea una base de datos ESP32 en MySQL que contiene los parámetros meteorológicos de temperatura y humedad relativa, los parámetros eléctricos de voltaje, corriente y potencia de la turbina. Se cuenta con un global de 356371 registros comprendidos desde el 01 de agosto del 2021 a las 00:00 horas hasta el 31 de marzo del 2022 a las 24:00 horas con un tiempo general de 8 meses.

Fecha_Hora	Temperatura (°C)	Humedad (%)	Voltaje (V)	Corriente (A)	Potencia (W)
2021-08-01T00:00:04.804Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:01:08.130Z	9.8	54.8	0.11	0	0
2021-08-01T00:01:38.343Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:02:41.860Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:03:12.285Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:04:15.439Z	9.7	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:04:45.737Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:05:49.845Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:06:19.485Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:07:25.816Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:07:53.272Z	9.7	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:08:59.899Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:09:27.132Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:10:30.163Z	9.7	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:11:00.470Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:12:04.633Z	9.8	55	0	0	0
2021-08-01T00:12:34.328Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:13:37.779Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:14:08.085Z	9.8	55	0	0	0
2021-08-01T00:15:11.548Z	9.7	55	0	0	0
2021-08-01T00:15:41.740Z	9.7	55	0	0	0
2021-08-01T00:16:45.410Z	9.7	55	0	0	0
2021-08-01T00:17:15.585Z	9.7	55	0	0	0

Figura 26. Parámetros del ESP32 en la base de datos.

### 3.8.5. Base de datos Aerogenerador para Raspberry Pi y ESP32

Se crea una base de datos aerogenerador en MySQL que contiene los datos de los parámetros de la Raspberry Pi y el ESP32. Se cuenta con un global de 587331 registros de la Raspberry Pi y 356371 registros del ESP32 comprendidos desde el 01 de agosto del 2021 a las 00:00 horas hasta el 31 de marzo del 2022 a las 24:00 horas con un tiempo general de 8 meses.



Fecha_Hora	Velocidad (km/h)	Velocidad (m/s)	Dirección (°)	Fecha_Hora_ID	Temperatura (°C)	Humedad (%)	Voltaje (V)	Corriente (A)	Potencia (W)
2021-08-01T00:00:28.472Z	0.555555556	41	2021-08-01T00:00:04.804Z	9.8	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:00:58.440Z	0.277777778	45	2021-08-01T00:01:08.139Z	9.8	54.8	0.11	0	0	0
2021-08-01T00:01:28.434Z	0	43	2021-08-01T00:01:38.343Z	9.8	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:01:58.447Z	0.277777778	44	2021-08-01T00:02:41.960Z	9.8	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:02:28.540Z	0	44	2021-08-01T00:03:12.285Z	9.8	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:02:58.575Z	0	43	2021-08-01T00:04:15.439Z	9.7	54.7	0	0	0	0
2021-08-01T00:03:28.658Z	0.277777778	45	2021-08-01T00:04:45.737Z	9.6	54.7	0	0	0	0
2021-08-01T00:03:58.683Z	0.277777778	41	2021-08-01T00:05:49.945Z	9.8	54.7	0	0	0	0
2021-08-01T00:04:28.596Z	0.277777778	45	2021-08-01T00:06:19.485Z	9.8	54.7	0	0	0	0
2021-08-01T00:04:58.657Z	0.555555556	40	2021-08-01T00:07:25.916Z	9.8	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:05:28.636Z	0.277777778	47	2021-08-01T00:07:53.272Z	9.7	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:05:58.635Z	0.833333333	36	2021-08-01T00:08:56.839Z	9.8	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:06:28.665Z	0.277777778	10	2021-08-01T00:09:27.132Z	9.8	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:06:58.737Z	0.277777778	103	2021-08-01T00:10:30.183Z	9.7	54.8	0	0	0	0
2021-08-01T00:07:28.705Z	0	103	2021-08-01T00:11:00.470Z	9.8	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:07:58.730Z	0.555555556	103	2021-08-01T00:12:04.032Z	9.8	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:08:28.764Z	0.277777778	52	2021-08-01T00:12:34.326Z	9.8	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:08:58.745Z	0	51	2021-08-01T00:13:37.778Z	9.6	54.9	0	0	0	0
2021-08-01T00:09:28.731Z	0.555555556	58	2021-08-01T00:14:08.085Z	9.8	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:09:58.789Z	1.111111111	53	2021-08-01T00:15:11.546Z	9.7	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:10:28.872Z	0.555555556	36	2021-08-01T00:15:41.740Z	9.7	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:10:58.871Z	0.555555556	41	2021-08-01T00:16:45.410Z	9.7	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:11:28.871Z	0.277777778	41	2021-08-01T00:17:15.985Z	9.7	55	0	0	0	0
2021-08-01T00:11:58.889Z	0.833333333	103	2021-08-01T00:16:19.372Z	9.7	56	0	0	0	0
2021-08-01T00:12:28.900Z	0.555555556	39	2021-08-01T00:16:49.963Z	9.7	55	0	0	0	0

Figura 27. Base de datos Aerogenerador para Raspberry Pi y ESP32.

### 3.9. Dimensionamiento del conjunto de cargas

El sistema de generación eólica de la UNSAAC produce energía modesta dada la escasez del viento y su baja velocidad. Inicialmente se utiliza un sistema de cargas basado en resistencias de nicrom, pero esta posibilidad se descarta en el transcurso del trabajo debido a que el nicrom al ser un elemento pasivo termina por reducir la carga potencial eléctrica. Se opta por usar un conjunto de cargas basado en un sistema de luces led con los siguientes parámetros de 5v a 1.5w.



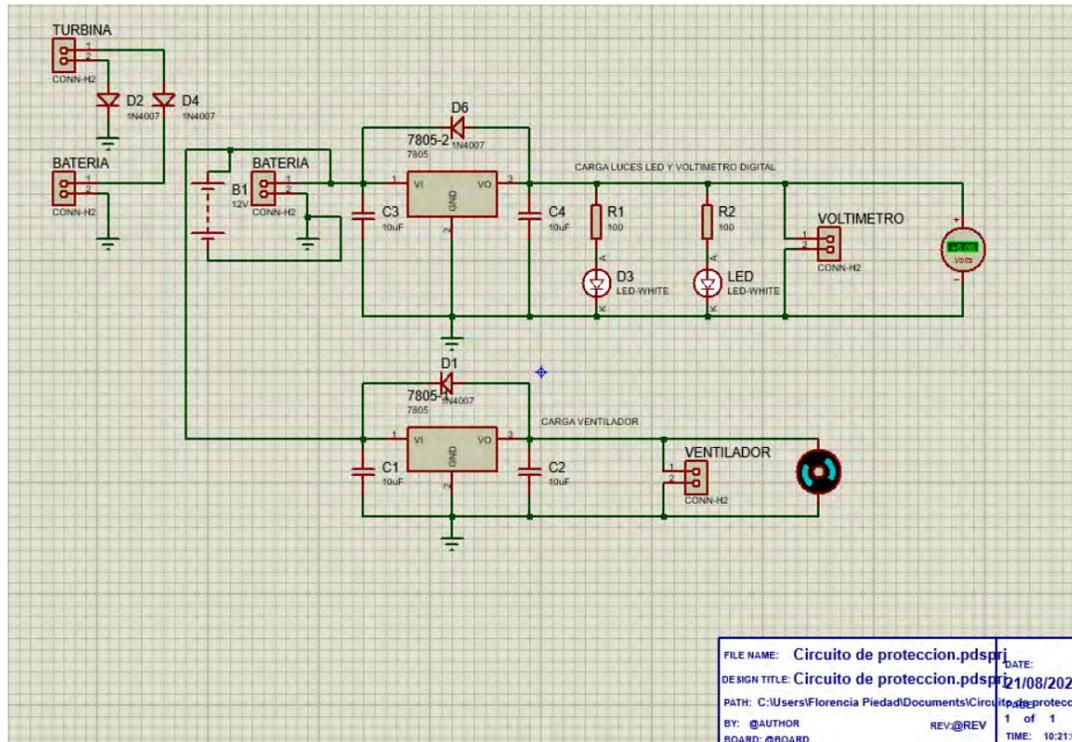
**Figura 28.** Sistema de cargas de luces led.

### **3.9.1. Circuito de protección de cargas eléctricas**

La implementación del sistema de cargas eléctricas requiere de un circuito de protección contra picos de voltaje que dañen los dispositivos. Para evitar las pérdidas de energía se utiliza una batería de 12v que recibe la energía directamente del controlador de carga del aerogenerador para después distribuir la energía a un conjunto de cargas divididas en dos grupos de luces led, un motor, y voltímetro digital. Dado que los sistemas de luces led, así como el motor trabajan con 5 voltios se implementa un circuito de protección basado en el regulador 7805 (Wu, 2011).

- La energía que produce el aerogenerador es almacenada en la batería de 12v a 1.3 Ah, para luego ser distribuida en el sistema de cargas.
- Los dos sistemas de luces led se utilizan para iluminar el área donde se encuentran instalados los equipos de adquisición de datos del proyecto. El área no cuenta con fluido eléctrico de la red, es un sistema autosostenible que trabaja de manera independiente con la energía renovable del sistema eólico y solar.
- El motor funciona como ventilador para el Raspberry Pi, con una alimentación de 5V este dispositivo evita que el equipo se sobrecaliente.

- El voltímetro digital de tres cables se alimenta con 5v, su conexionado responde a fuente, tierra y el punto de medición de voltaje que será utilizado en el punto de medición del ESP32 para contraste.



**Figura 29.** Circuito de protección para cargas.

El circuito de protección de cargas de la figura 29 está basado en el regulador de voltaje LM7805 que entrega a su salida 5v, debido a que las cargas útiles representadas por las lámparas led, voltímetro y motor - ventilador tienen un límite de 5v para su funcionamiento. El diseño del circuito responde a un esquema ampliamente utilizado para fuentes de alimentación duales de voltaje con LM7805 y LM7905 para +5v y -5v (Wu, 2011).

- El diodo 1N4007 evita una corriente inversa en la entrada, sirve de protección contra polarización inversa.

- Los condensadores de 10 $\mu$ f sirven de protección al regulador, ya que valores mayores a 1mf producen retroalimentación de corriente en el dispositivo.
- El circuito esquemático, diseño PCB y 3D se encuentra detallado en el anexo B.7 de sistema de cargas.
- Se distribuye la carga en 2 reguladores LM7805, se considera la carga principal las luces led, y contiene un voltímetro DC alimentado por el propio sistema.

## CAPÍTULO IV

### ANÁLISIS DE RESULTADOS DE POTENCIAL EÓLICO

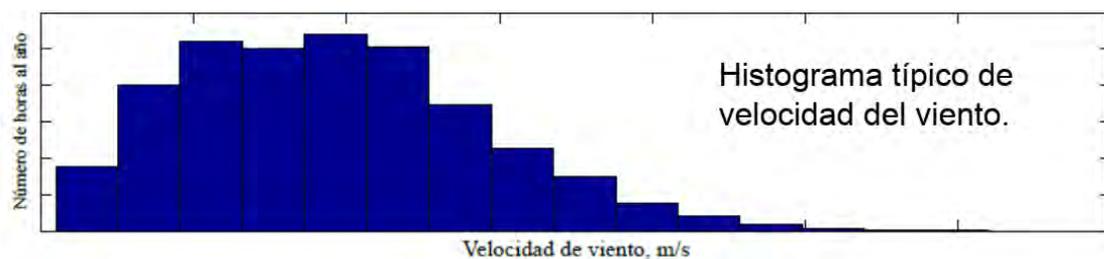
#### 4.1. Tratamiento de datos para potencial eólico

Sobre el tratamiento de datos el viento es una magnitud vectorial con 3 componentes. Para el fenómeno del viento se consideran el plano horizontal como una superficie que está paralela al suelo y contiene al viento en sus parámetros de velocidad y dirección. El componente en el plano z es mucho menor por ese factor no es tomado en cuenta. Por lo tanto, los equipos de medición registran el módulo y la posición del viento. Como referencia se utilizan los polos E y N para los ejes X y Y respectivamente (Villarrubia, 2012).

La recolección de datos que conforman la población se hace desde la fecha 01 de agosto del 2021 a las 00:00 horas hasta el 31 de marzo del 2022 a las 24:00 horas, lo que comprende un periodo de 8 meses. El dispositivo programado para tomar los datos del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección de la estación meteorológica Vantage Pro2 es una Raspberry Pi 3 con una frecuencia de cada 30 segundos lo que garantiza una alta precisión en los resultados.

##### 4.1.1. Recurso Eólico

El componente de medición del viento en un histograma es el número de horas del año o la frecuencia de mediciones para cada rango de velocidad (Gilbert, 2004).



**Figura 30.** Histograma de frecuencia de velocidad del viento.

Fuente: Sistemas de energía eléctrica renovables y eficientes de Gilbert. (2004). USA: Wiley

En el presente proyecto el recurso eólico será evaluado en un tiempo de 8 meses. La velocidad promedio en lugares considerados adecuados para la instalación de turbinas eólicas de baja potencia es como mínimo de 4 m/s, para aerogeneradores de mediana a gran potencia se requieren velocidades promedio mayores a 6 m/s.

La aspereza de la superficie de la tierra o rugosidad afecta la velocidad del viento según:

$$\left(\frac{v}{v_0}\right) = \left(\frac{H}{H_0}\right)^\alpha$$

Donde  $v$  es velocidad a la altura  $H$  del viento; y  $v_0$  es velocidad a una altura de referencia  $H_0$  del viento, por lo general de 10 m. El exponente  $\alpha$  se llama coeficiente de fricción y depende del terreno y lugar.

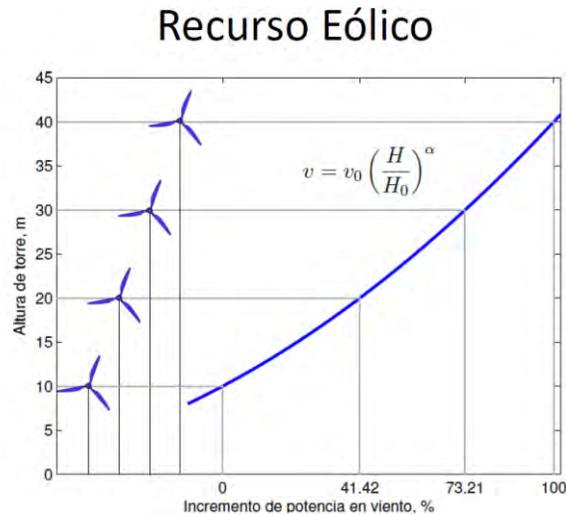
**Tabla 7** Rugosidad de terrenos.

<b>Características del terreno</b>	$\alpha$
Terreno liso y duro, aguas tranquilas	0.10
Terreno abierto	0.14
Hierba alta en terreno llano	0.15
Pueblo con árboles y arbustos	0.30

Fuente: Ingeniería de la energía eólica de Villarrubia, (2012). México: Alfaomega

En ciudades con edificios altos la rugosidad es de 0.4. Para ciudades con edificios muy grandes y otras con rascacielos alcanza 0.8 y 1.6 respectivamente. Para el Cusco en la ciudad universitaria de Perayoc se considera un coeficiente de fricción de 0.4. La altura de referencia de nuestro aerogenerador y anemómetro instalados en la EPIEL es de  $H_0= 20$  metros. El incremento

de potencia a mayor altura aumenta en una razón exponencial. De allí la importancia que los grandes aerogeneradores se ubiquen a mayor altura, por encima de los 100 m sobre la superficie.



**Figura 31.** Curva de altura de torre vs incremento de potencia.

Fuente: Sistemas eólicos de conversión y control de energía de Bin Wu. (2011). Canadá: Wiley

Como se observa el incremento de potencia entre 10 m y 40 m es de un 100%. Partiendo de que la Potencia del viento es igual a:

$$P_A = \left(\frac{1}{2}\right) \rho A v^3$$

## 4.2. Distribución de Weibull

### 4.2.1. La Distribución de Weibull y Rayleigh

Llamada también ley de distribución de la velocidad del viento tiene como propósito determinar el potencial eólico, el potencial de energía y la energía que un aerogenerador produce en un área de estudio y a una altura establecida sobre el suelo. Lo que otorga conocer el comportamiento de las velocidades para un periodo de tiempo denominado medio o tipo, para nuestro caso en un periodo de 8 meses (Villarrubia, 2012).

Se acostumbra a usar la distribución de Weibull para modelar el recurso eólico en un lugar específico. El histograma de la velocidad de viento usualmente se representa por una función continua  $f$ , llamada función de densidad de probabilidad.

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right]$$

Donde  $k$  es un parámetro adimensional de forma y  $c$  un parámetro en m/s de escala. En el caso específico cuando  $k=2$ , hablamos de la distribución de Rayleigh:

$$f(v) = \frac{2v}{c^2} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^2\right]$$

Si se conoce la velocidad promedio  $\bar{v}$  en un lugar particular se puede hallar el parámetro de escala  $c$ .

$$\bar{v} = \int_0^{\infty} v \cdot f(v) dv = \frac{\sqrt{\pi}}{2} c$$

De donde:

$$c \approx \frac{2}{\sqrt{\pi}} \bar{v}$$

Esta fórmula aplica para valores de  $k$  comprendidos entre 1.5 a 4. El siguiente gráfico se obtuvo de la programación en Python con la función `Weibull_min` que representa la función de Weibull para  $k = 2$  (se dan condiciones favorables), con diferentes valores del parámetro de escala  $c$ . Se observa que cuanto más grande es  $c$  la curva se mueve más hacia la derecha, lo que significa que los valores de velocidad predominante en el viento son mayores.

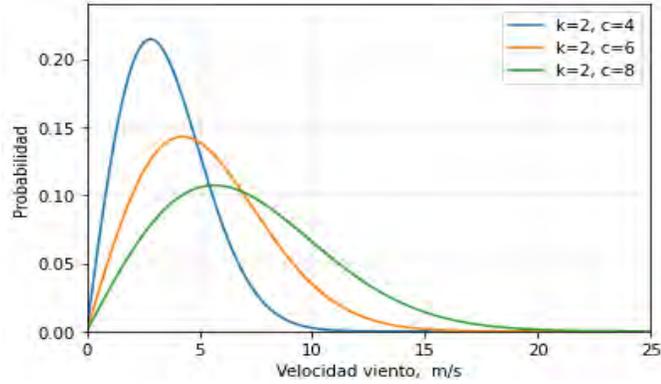


Figura 32. Función de Weibull para  $k=2$  y diferentes valores de  $c$ .

#### 4.2.2. Estimación de Parámetros de Weibull

Los parámetros de Weibull de escala y forma se calculan por métodos matemáticos o usando herramientas computacionales como Matlab, Python o R. Estos utilizan el algoritmo iterativo Esperanza-Maximización (Expectation Maximization - EM). Para Python se puede usar el método fit de Weibull\_min en el ecosistema Scipy:  $k, loc, c = \text{Weibull\_min.fit}(\text{data}, \text{floc}=0)$

Data es una lista de datos que serían las velocidades del viento en un lugar en particular por un tiempo determinado, y  $k$  y  $c$  son los parámetros estimados en Python (Khalid, 2020).

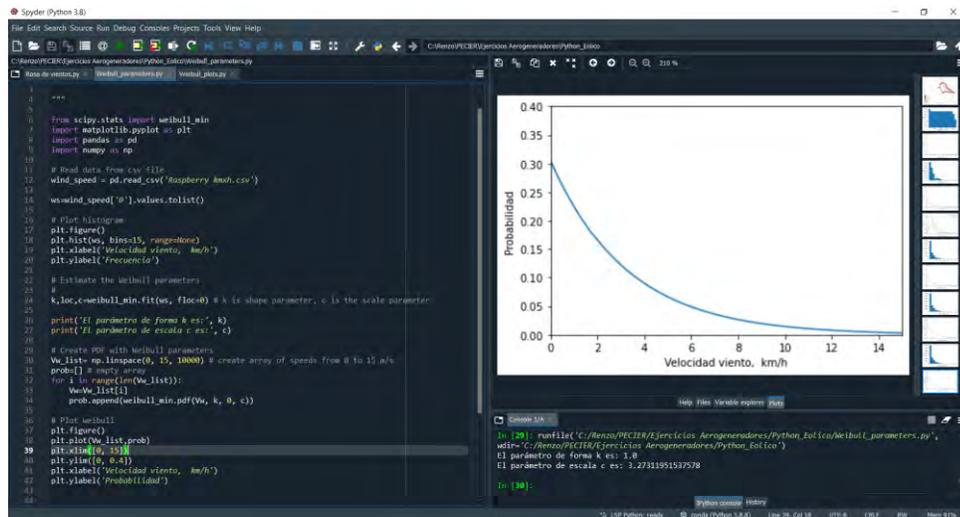
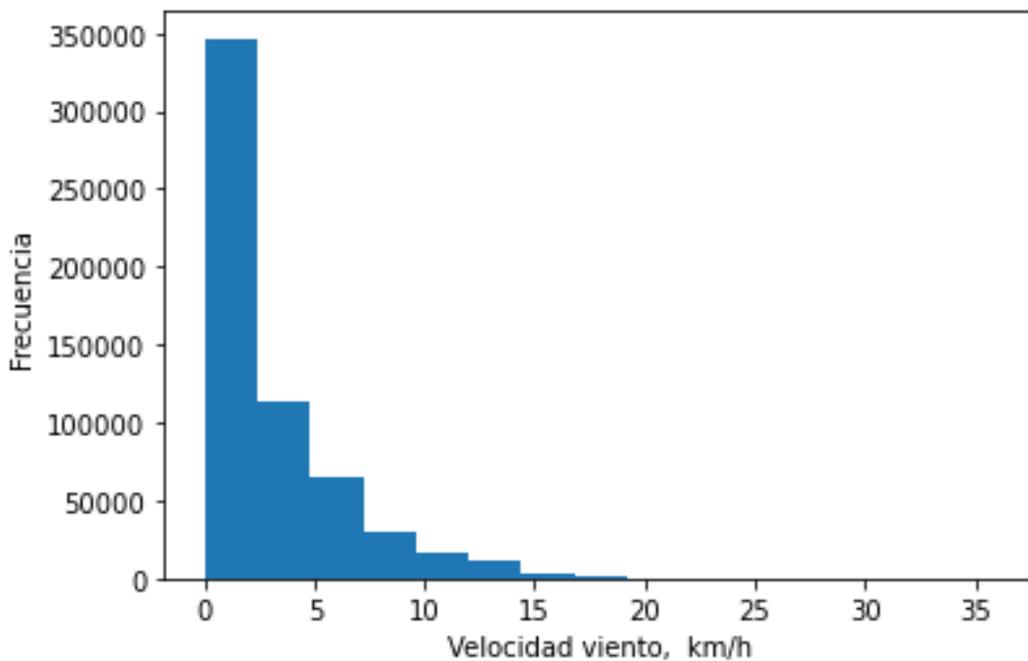


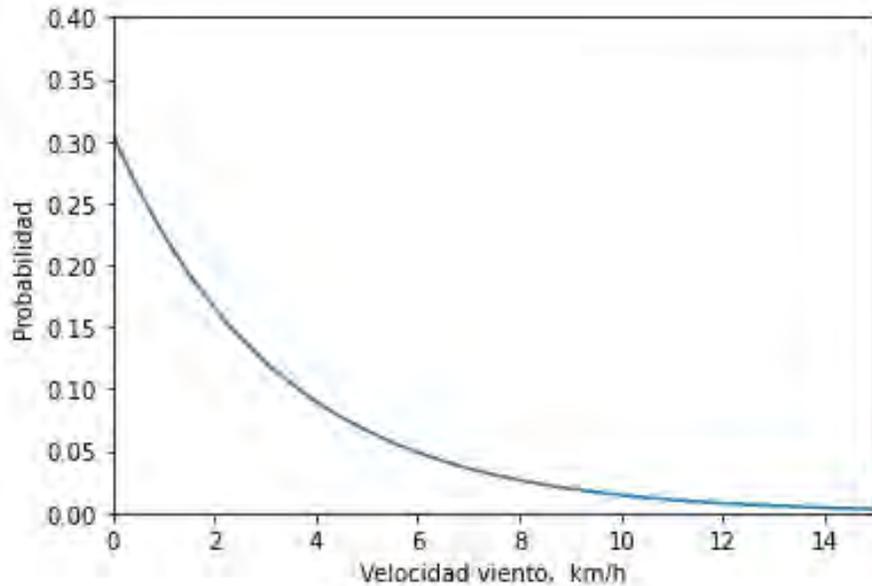
Figura 33. Código en Python para los parámetros de Weibull.

En el estudio del potencial eólico se recolectaron datos del viento durante 8 meses dados desde agosto del 2021 a marzo del 2022. Se captan las dimensiones del fenómeno meteorológico desde el anemómetro de la estación meteorológica Vantage Pro2 en una Raspberry Pi 3 que envía la información del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección cada 30 segundos al servidor digital Digital Ocean. Se llegó a tener un total de 587331 muestras que contienen los componentes del viento de velocidad en km/h, la dirección en grados ( $^{\circ}$ ) y el datetime con las fechas y horas correspondientes en un archivo csv denominado 'Raspberry km/h.csv', con valores separados por comas. El código de programación en Python permite descargar archivos del registro histórico desde el IDE Spyder en el rango de tiempo deseado con los gráficos de histograma, función de probabilidad, del que se adquieren los valores de escala  $c$  y forma  $k$ . A continuación, se muestran los gráficos del histograma, la función de probabilidad de Weibull con los parámetros de escala y forma para los 8 meses del estudio del potencial eólico.



**Figura 34.** Histograma de velocidad del viento en km/h de 8 meses.

La estación meteorológica entrega los registros del viento en su dimensión de velocidad en kilómetros por hora (km/h) como se muestra en la consola del Vantage Pro2. El flujo de información para la data de 8 meses es de cada 30 segundos.

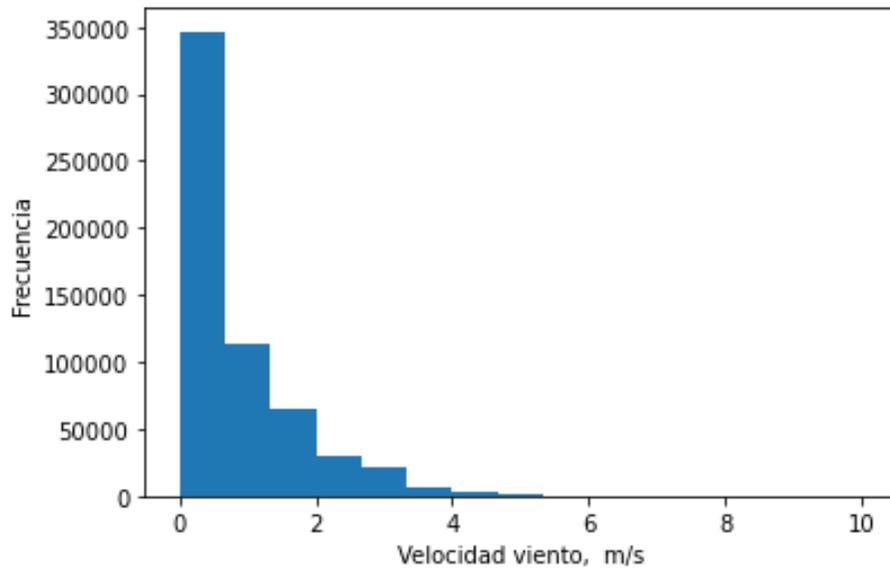


**Figura 35.** Función de probabilidad de Weibull en km/h de 8 meses.

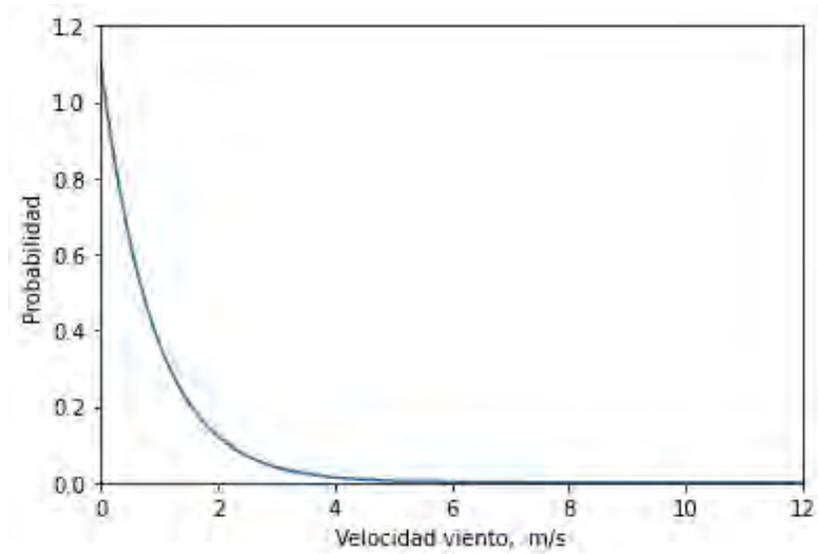
El estudio del potencial eólico corresponde a trabajar con una velocidad del viento en metros por segundo (m/s). Es por lo que se transforma toda la información de velocidad del viento de km/h a m/s con el factor de conversión de 5/18. A partir de ahora se representa el histograma y la función de probabilidad de Weibull con este arreglo en m/s para la data total y evaluación por meses.

De los gráficos gran parte de datos se ubican entre 0 y 2 m/s. Del histograma se puede apreciar que se tiene cerca de 350000 registros de velocidad a 0 m/s, más de 100000 registros con velocidades entre 0 y 1 m/s, más de 50000 registros con velocidad de 1 m/s, alrededor de 30000 registros a 2 m/s. Y en un rango mucho menor en el intervalo de 3 m/s con outliers a 10 m/s. El

día 16 de noviembre se registraron vientos huracanados con una máxima de 36 km/h equivalente a 10 m/s.



**Figura 36.** Histograma velocidad del viento de 8 meses en m/s.



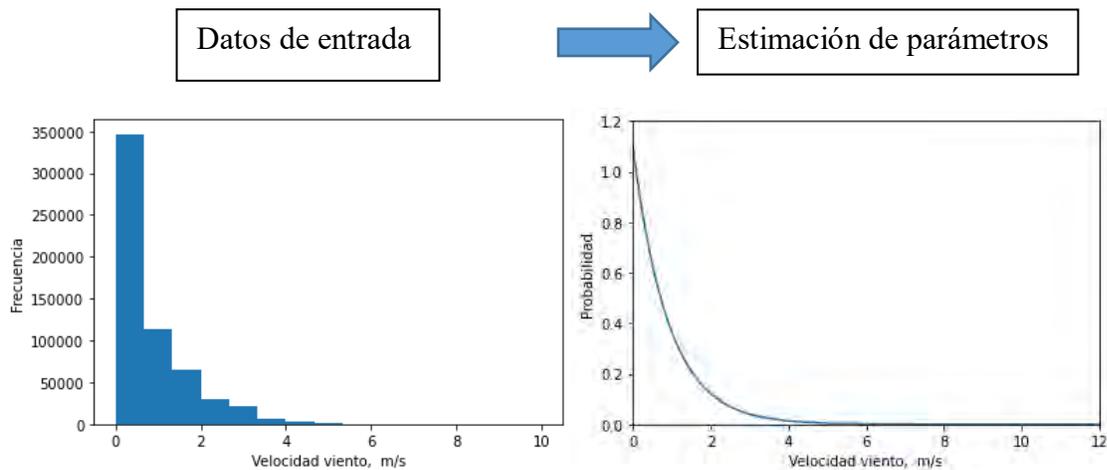
**Figura 37.** Función de probabilidad de Weibull de 8 meses en m/s.

Con la ayuda del script `Weibull_parameters.py` se estimó los valores  $c$  y  $k$  de la distribución de Weibull que mejor se ajustan a los datos. En Python de la función de probabilidad de Weibull se obtiene:

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.909199865343582

Al ser el valor de  $c$  por el orden de 0.91 se aproxima más a la izquierda. La Figura 38 presenta la relación entre los datos de entrada representados por el histograma y la correspondencia que es la estimación de parámetros.



**Figura 38.** *Estimación de parámetros.*

El histograma representa un modelo discreto y la función de probabilidad un modelo continuo. Por lo general es considerado óptimo una recolección de datos del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección de 1 registro por minuto. Para esta tesis del estudio del potencial eólico se tomaron datos cada 30 segundos lo que hace tener resultados con una precisión más alta sobre el comportamiento del viento.

### 4.2.3. Distribuciones de Probabilidad acumulada

La función de probabilidad acumulada es por definición:

$$F(V) = \text{prob}(v \leq V) = \int_0^V f(v)dv$$

La función nos indica cuál es la probabilidad de que el viento tenga una velocidad menor a un valor  $V$  en un sitio en particular (Villarrubia, 2012). La solución de la integral para el caso de Weibull es:

$$F(V) = \text{prob}(v \leq V) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right]$$

Para saber la probabilidad de que el viento tenga una velocidad mayor al valor  $V$  se usa la distribución acumulada complementaria (Villarrubia, 2012).

$$\text{prob}(v > V) = 1 - \text{prob}(v \leq V) = 1 - F(V)$$

#### Conversión $f(v)$ a $h(v)$

Los datos del viento en su componente de velocidad en un histograma se pueden representar por la función de horas. Dado que un año tiene 8760 horas, para 8 meses de agosto del 2021 a marzo del 2022 se contabilizó 243 días que representan 5832 horas, la formula será  $h(v) = 5832 * f(v)$ .

$$h(v) = 5832 * \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right]$$

Existe una función en Python llamada `weibull_min.cdf(V, k, 0, c)` para determinar el número de horas (Khalid, 2020). Del manual del fabricante del aerogenerador Black 300 se tiene que el Cut-in wind speed (m/s) o velocidad de corte del viento para empezar a producir energía es de 1.8 m/s.

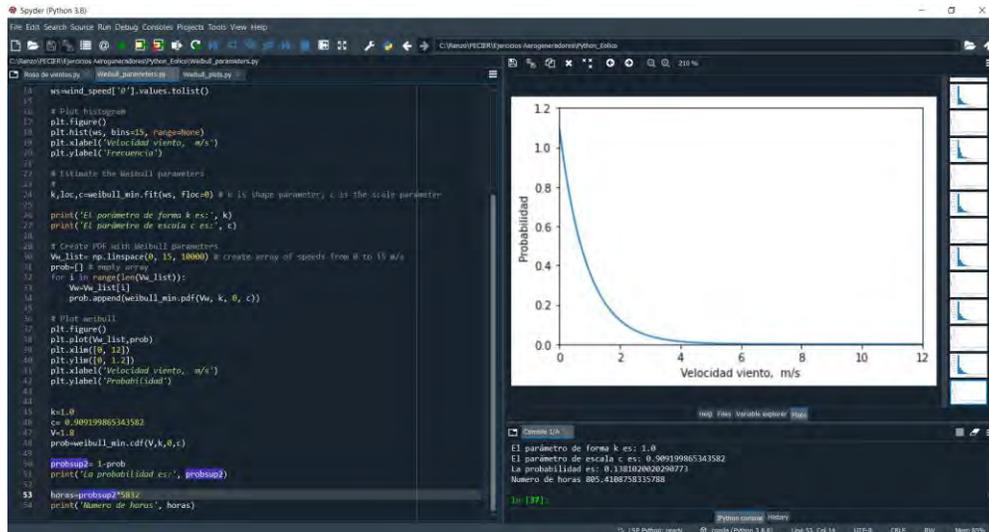


Figura 39. Código en Python para probabilidad y número de horas.

Con el uso de Python para  $k=1$  y  $c= 0.909199865343582$  se obtuvo que la probabilidad que el viento tenga una velocidad igual o mayor a 1.8 m/s es de:

La probabilidad es: 0.1381020020290773

Número de horas 805.4108758335788

Existe una probabilidad del 13.81% que la velocidad del viento igual o mayor a 1.8 m/s lo que se puede contrastar con la gráfica de probabilidad, y un tiempo total de 805.4 horas de generación de energía durante los 8 meses de estudio.

Asimismo, de acuerdo con la toma de datos y las imágenes almacenadas de la página web desde agosto del 2021 a marzo del 2022 se registra que velocidades del viento superiores al orden de 11 km/h equivalente a 3 m/s sirven para generar un voltaje considerable a partir de 3.5 voltios a más, que es el voltaje necesario para alimentar el sistema de cargas de luces led. Con Python podemos saber el número de horas en los 8 meses de toma de datos con voltajes iguales o mayores a 3.5 voltios para el encendido de las luces de carga.

La probabilidad es: 0.03689775624327041

Número de horas 215.18771441075302

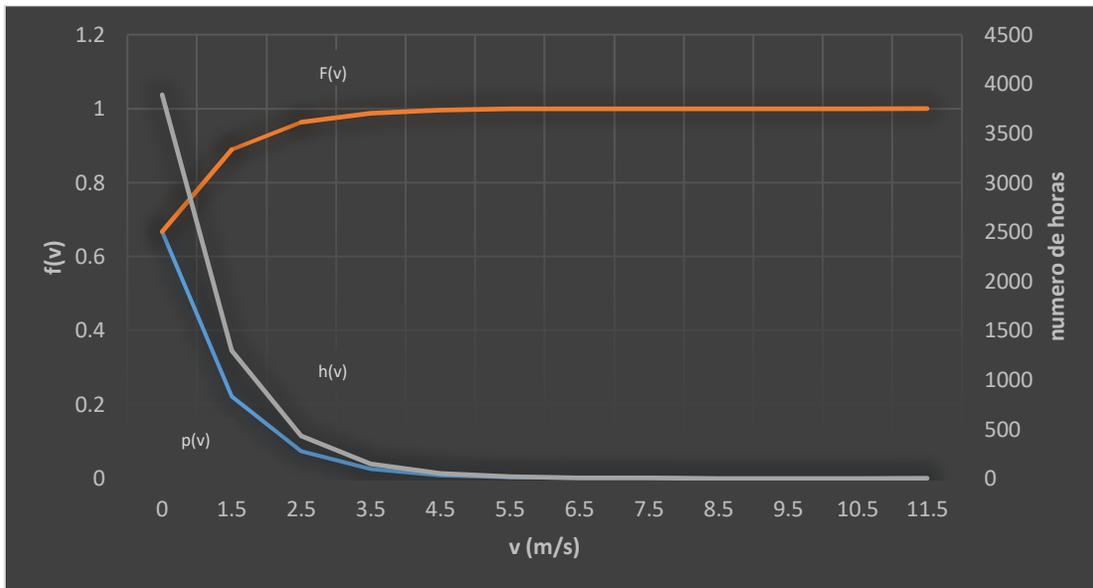
La probabilidad es del orden del 3.6% para que se produzcan velocidades iguales o mayor a 3 m/s con un tiempo equivalente de 215.18 horas de producción de energía para prender el sistema de luces led.

Con programación en Python se completa la tabla 8 para las velocidades por intervalos, la distribución de velocidades  $p(v)$ , función acumulada  $F(v)$  y el número de horas  $h(v)$  en una función de Weibull con una población de 587331 datos con  $k= 1.0$  y  $c= 0.9091986224654275$  m/s a una velocidad media durante los 8 meses de 0.79568739 m/s

**Tabla 8** Distribución de Probabilidad de velocidad del viento.

Intervalo de velocidades	Velocidad			
	v(m/s)	p(v)	F(v)	h(v)
0-1	0.5	0.6670855344670971	0.6670855344670971	3890.4428
1-2	1.5	0.22208242417184454	0.88916795863894164	1295.1847
2-3	2.5	0.07393445154742107	0.96310241018636271	431.1857
3-4	3.5	0.024613848421377926	0.987716258607740636	143.5480
4-5	4.5	0.008194306191910972	0.995910564799651608	47.7892
5-6	5.5	0.00272800306629295	0.998638567865944558	15.9097
6-7	6.5	0.0009081916827871073	0.9995467595487316653	5.2966
7-8	7.5	0.0003023501486765223	0.9998491096974081876	1.76331
8-9	8.5	0.00010065673815040643	0.99994976643555859403	0.5870
9-10	9.5	0.00003351008418361889	0.99998327651974221292	0.1954
10-11	10.5	0.00001115599176593207	0.99999443251150814499	0.0651
11-12	11.5	0.00000556748849185501	1.00000000000000000000	0.02165

Sobre los resultados de la tabla 8 para el valor de  $p(v)$  están en perfecta concordancia con la gráfica de la función de probabilidad de Weibull, la tabla fue construida con programación en Python con la fórmula de función de probabilidad aplicada a intervalos de velocidad del viento en m/s. En más del 66% de registros la velocidad se encuentra entre 0 y 1 m/s con 3890 horas, un 22.2% entre 1 y 2 m/s con un tiempo de 1295 horas. La probabilidad de producción de energía disminuye significativamente con el incremento de velocidad.

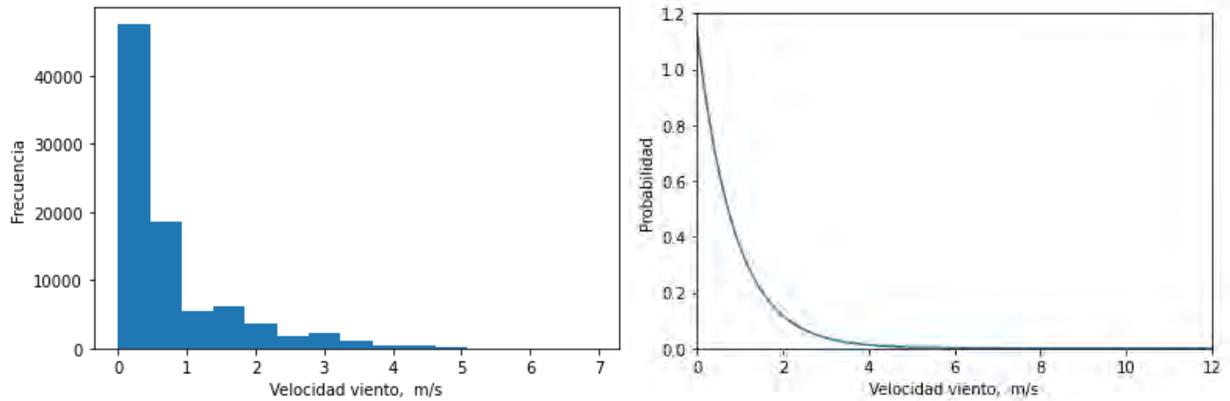


**Figura 40.** Distribución de velocidades y acumulada.

#### 4.2.4. Función de distribución de Weibull por meses

La distribución de Weibull para cada mes representa los cambios del potencial eólico durante el tiempo de investigación de este fenómeno. Los parámetros del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección están programados para ser almacenados cada 30 segundos por la Raspberry Pi3, con un promedio de 2880 muestras por día. Se presenta los valores de escala “c” y forma “k”, la probabilidad de producción de energía del aerogenerador desde una velocidad mínima del viento de 1.8 m/s, y el número de horas de generación de energía para cada mes.

### Weibull mes de agosto



**Figura 41.** Histograma y función de probabilidad de agosto.

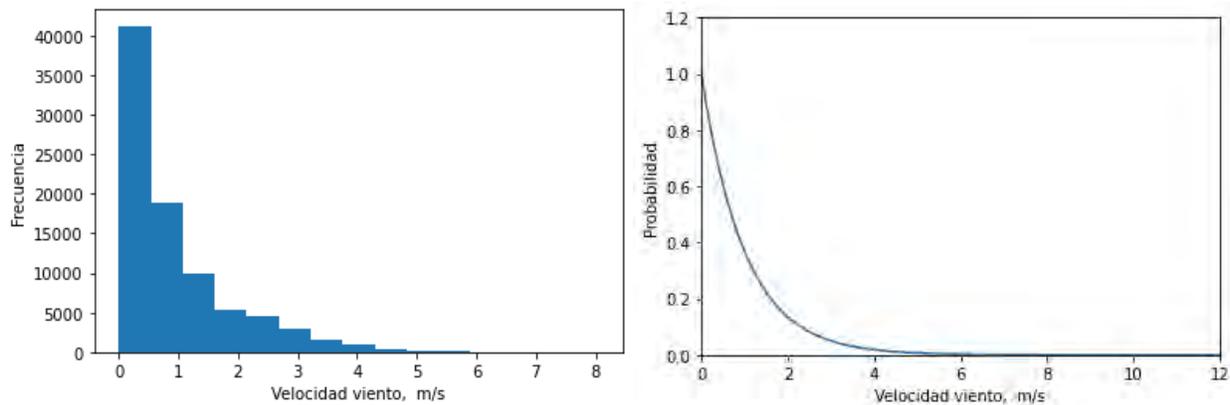
El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.8824541229644046

La probabilidad es: 0.1300591288626326

Número de horas 96.76399187379866

### Weibull mes de setiembre



**Figura 42.** Histograma y función de probabilidad de setiembre.

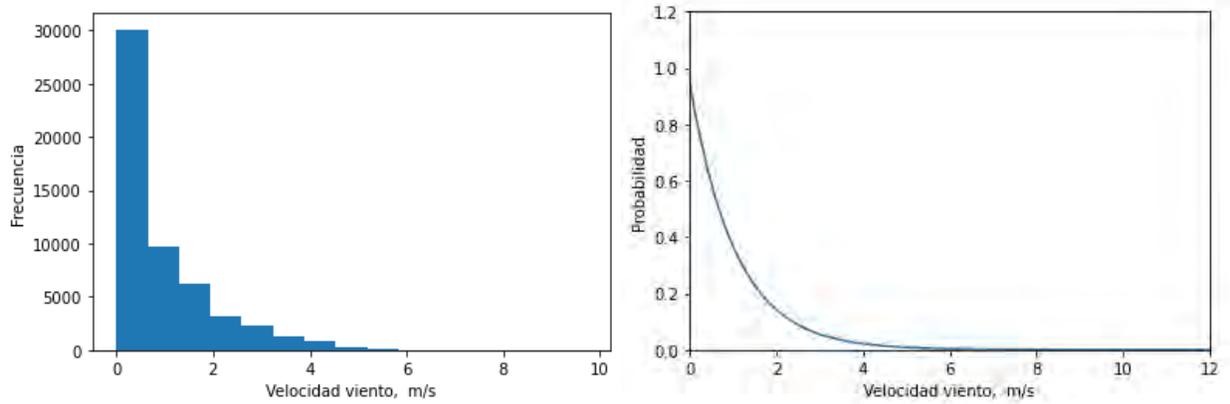
El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 1.0035816185149387

La probabilidad es: 0.16636417060697428

Número de horas 119.78220283702149

### Weibull mes de octubre



**Figura 43.** Histograma y función de probabilidad de octubre.

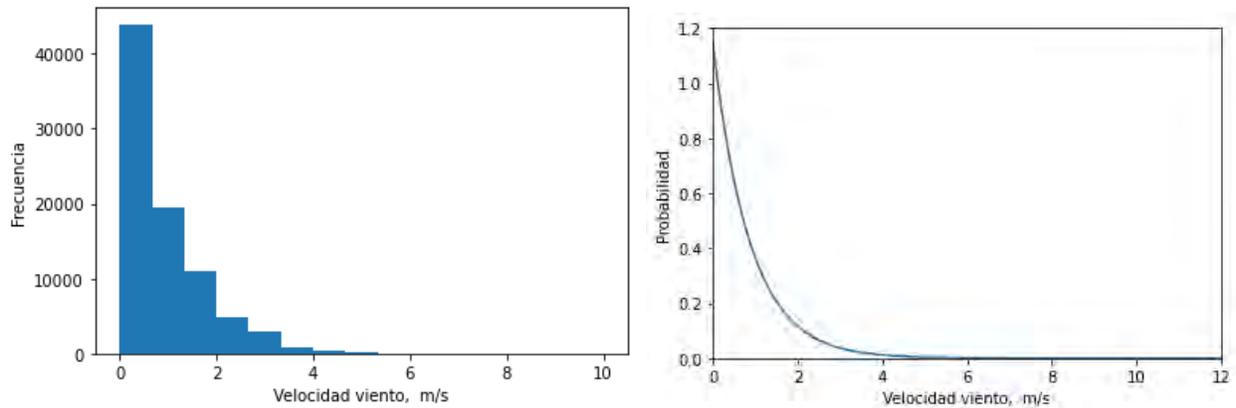
El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 1.0533843635705156

La probabilidad es: 0.1810869501846586

Número de horas 134.72869093738598

### Weibull mes de noviembre



**Figura 44.** Histograma y función de probabilidad de noviembre.

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.8770653231196985

La probabilidad es: 0.12843932381163614

Número de horas 92.47631314437803

### Weibull mes de diciembre

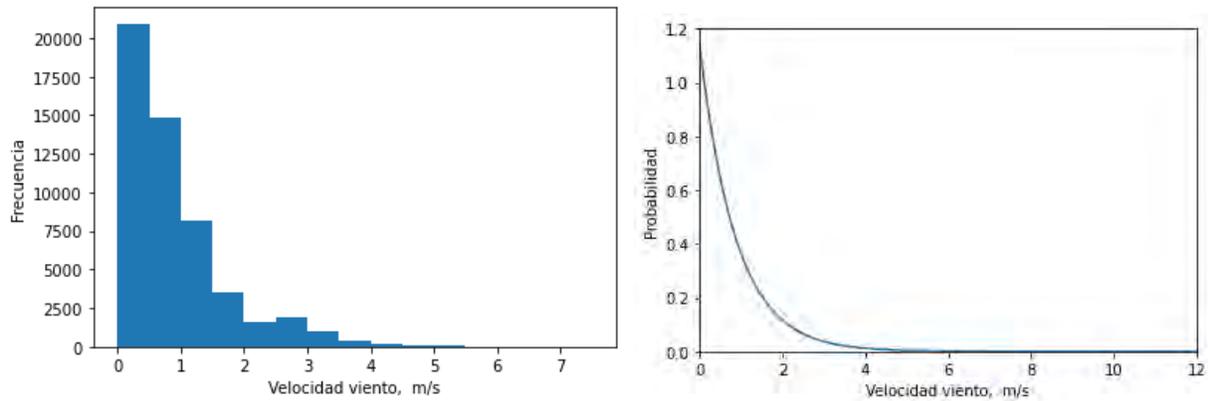


Figura 45. Histograma y función de probabilidad de diciembre.

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.8759024467807585

La probabilidad es: 0.12808984178675997

Número de horas 95.29884228934942

### Weibull mes de enero

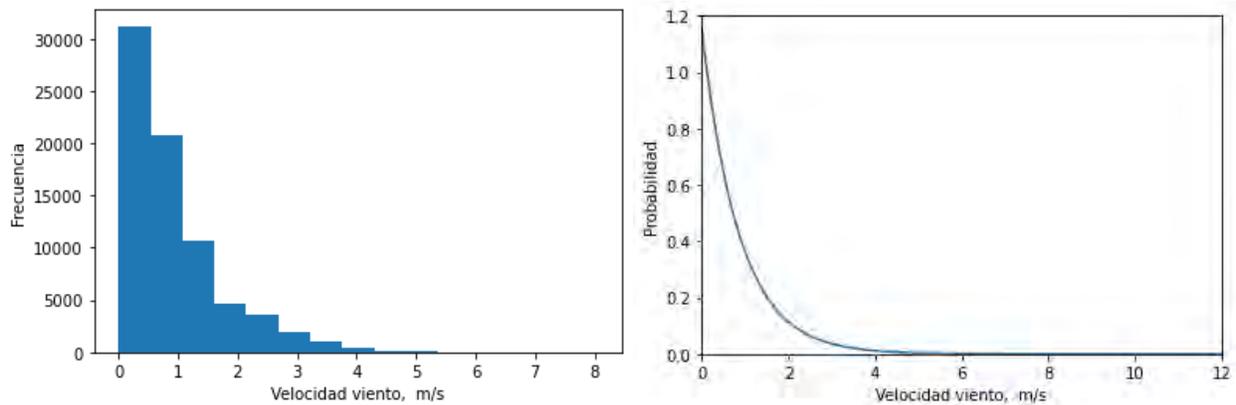


Figura 46. Histograma y función de probabilidad de enero.

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.8646050438350701

La probabilidad es: 0.12469613352514419

Número de horas 83.79580172889689

### Weibull mes de febrero

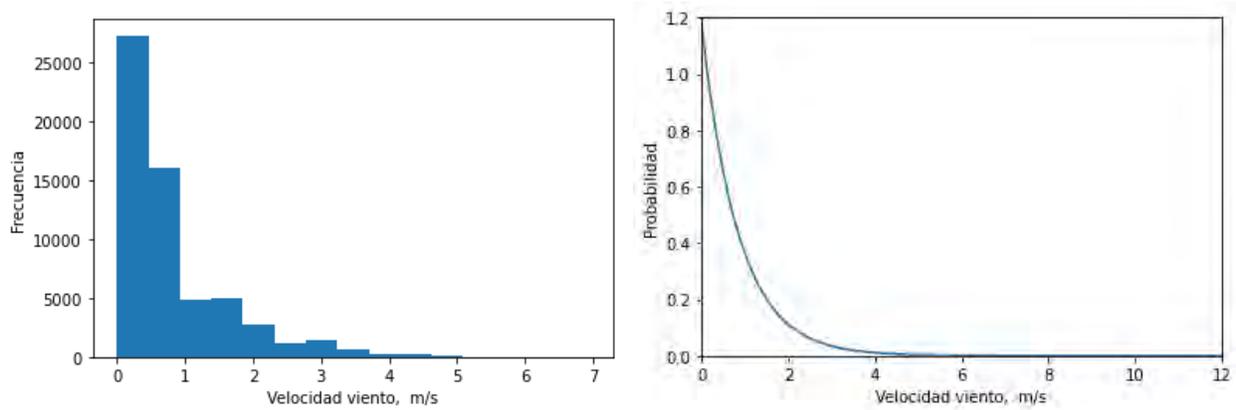


Figura 47. Histograma y función de probabilidad de febrero.

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.850565474432309

La probabilidad es: 0.12048389324678777

Número de horas 80.96517626184138

### Weibull mes de marzo

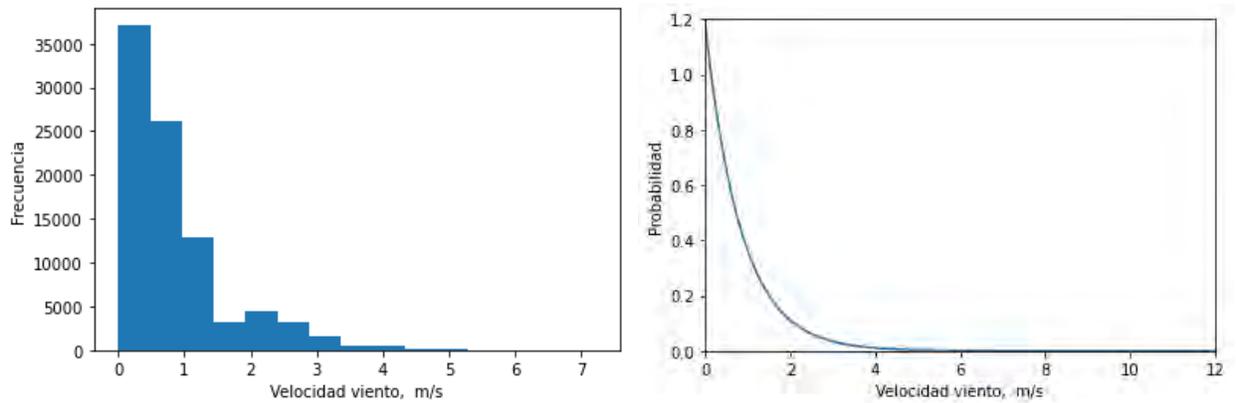


Figura 48. Histograma y función de probabilidad de marzo.

El parámetro de forma  $k$  es: 1.0

El parámetro de escala  $c$  es: 0.8479963880768385

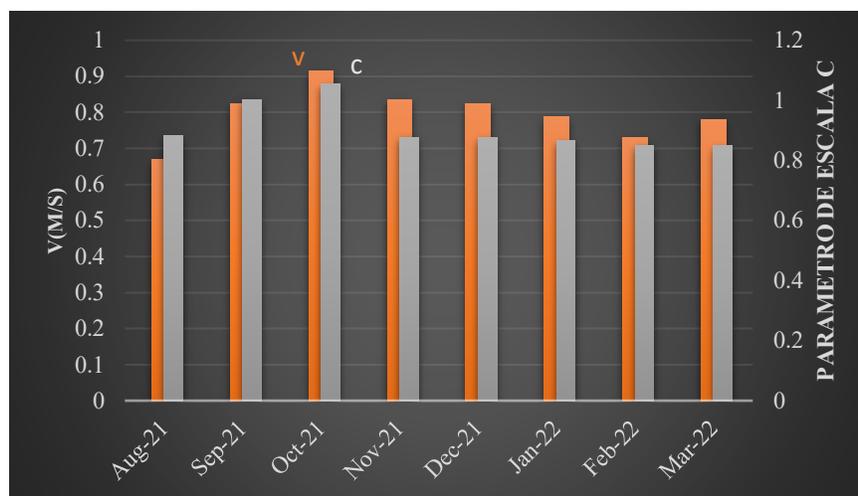
La probabilidad es: 0.11971389987862535

Número de horas 89.06714150969727

**Tabla 9** Parámetros de Weibull, probabilidad y número de horas de energía por meses.

Mes	Ag	Se	Oc	No	Di	En	Fe	Mz
$\langle v \rangle$	0.67079	0.82513	0.91389	0.83607	0.82331	0.78704	0.72924	0.78090
K	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
C	0.88245	1.00358	1.05338	0.87706	0.87590	0.86460	0.85056	0.84799
Prob. (%)	0.13006	0.16636	0.18108	0.12843	0.12808	0.12469	0.12048	0.11971
Nro. Horas	96.7639	119.7822	134.7286	92.4763	95.2988	83.7958	80.9651	89.0671

La tabla 9 resume la información de la distribución de Weibull por meses, de los registros de la velocidad promedio del viento  $\langle v \rangle$ , los parámetros de escala  $c$  y forma  $k$  (para todos los casos  $k=1$ ), la probabilidad y el número de horas de producción de energía a partir de una velocidad del viento de 1.8 m/s. Un  $k=1$  significa un valor bajo, define una curva con asimetría hacia la derecha tal como se muestra en las gráficas, por otra parte, el valor de  $c$  representa la escala de la distribución, extiende o contrae la curva, cuanto mayor sea  $c$  los datos están más extendidos como se aprecia en la figura 32.



**Figura 49.** Velocidad promedio y parámetro  $c$  por meses.

El mes de octubre tiene la probabilidad más alta de generación de energía con una probabilidad de 0.18108 equivalente al 18.1% y un tiempo de 134.72 horas para generar energía en ese mes, igualmente presenta el valor de escala más alto  $c=1.05$  y una velocidad del viento promedio de 0.91 m/s. Por otra parte, el mes de marzo tiene la probabilidad más baja con 0.11 equivalente al 11% con un tiempo de 89.06 horas, un valor de escala  $c=0.84$  y una velocidad del viento promedio de 0.78 m/s. Es importante mencionar que la es función de probabilidad y no la velocidad promedio quien define de cuánta generación de energía o potencial se dispone.

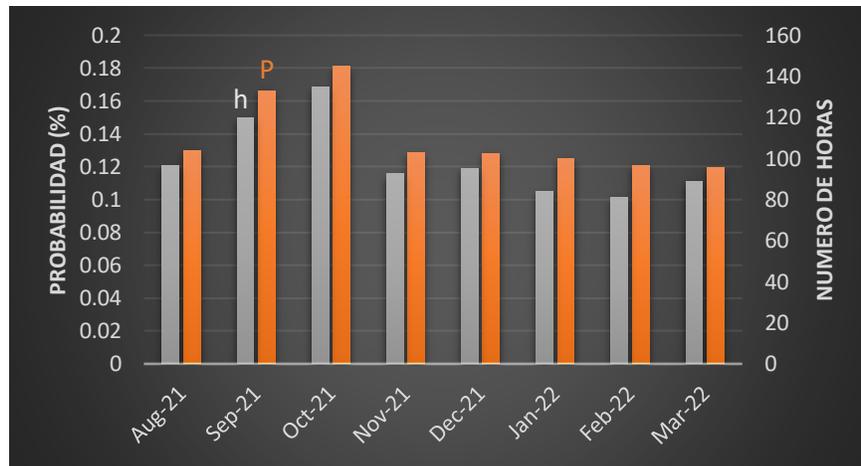


Figura 50. Probabilidad y número de horas por meses.

### 4.3. Curva de potencia

#### 4.3.1. Potencia extraída del viento

En un área con un aerogenerador de eje horizontal la potencia extraída del viento es:

$$P_m = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p$$

- $P_m$  es la potencia mecánica de la turbina.
- $\rho$  es la densidad del aire en  $kg/m^3$ .
- $R$  es el radio del círculo formado por las aspas.
- $v$  es la velocidad en m/s del viento.

- $C_p$  es el coeficiente de potencia (valor máximo es 0.59) que se relaciona con la eficiencia de la turbina. En la práctica es del orden máximo del 30%.

Por la ley de Betz se sabe que no toda la potencia es extraída por una turbina eólica. Mucho dependerá de la velocidad de giro  $\omega_t$  de las aspas y  $v$ . Existen dos factores, por un lado, si el giro es muy lento se desperdicia buena parte del viento que atraviesa el círculo formado por el movimiento de las aspas. Y si el giro es muy rápido, se reduce la eficiencia porque la turbulencia que causa un aspa afecta al aspa que le sigue. El tip-speed ratio  $\lambda$  (TSR) relaciona las velocidades de giro en la punta del aspa y del viento en su recorrido (Wu, 2011).

$$\lambda = \frac{\omega_t R}{v}$$

De donde  $\omega_t$  en rad/s,  $R$  en m,  $v$  en m/s. Para nuestra turbina eólica Black300 modelo BSG 300-24V el radio es de  $R = 0.61m$ . De acuerdo con la hoja de datos del equipo el área es de  $A = 1.17 m^2$ . La velocidad del viento promedio durante 8 meses con un total de 587331 datos es de  $\bar{v} = 0.79568739$  m/s. El coeficiente de potencia se puede modelar como:

$$C_p(\lambda_i, \beta) = 0.73 \left( \frac{151}{\lambda_i} - 0.58\beta - 0.002\beta^{2.14} - 13.2 \right) e^{\left( \frac{-18.4}{\lambda_i} \right)}$$

Donde:

$$\lambda_i = \left( \frac{1}{\lambda - 0.02\beta} - \frac{-0.003}{\beta^3 + 1} \right)^{-1}$$

Como se observa en uno de los modelos para  $C_p$  el coeficiente depende de “ $\lambda$ ” y “ $\beta$ ” (ángulo de paso de la turbina en grados pitch angle). De la curva de potencia de fabricante para la turbina Black300 el coeficiente es de  $C_p = 0.5$  equivalente al 50%. En la realidad, como se observa

en la práctica, para los valores de pequeño voltaje es del orden del 30%. Factores como el ángulo de paso u otros disminuyen su rendimiento.

#### 4.3.1.1. Curvas $P_m - v$ de turbinas Eólicas

Los aerogeneradores necesitan una velocidad del viento mínima de arranque (cut-in speed) y operan hasta una velocidad máxima de viento  $v_{des}$  para protección mecánica de la turbina (cut-off speed). La velocidad de arranque del Black 300 es de 1.8 metros por segundo. Su curva de potencia del fabricante se muestra en anexos, el gráfico de la curva de potencia real en Python para la turbina se presenta más adelante, y está en concordancia a los parámetros hallados.

Para nuestro caso el Black 300 a pesar de ser una turbina de pequeña potencia cuenta con una velocidad de desconexión  $v_{des}$  manejada por el controlador de carga (Freris & Infield, 2008).

#### 4.3.2. Estimación de Producción

La energía que puede producir un aerogenerador que tiene una potencia mecánica  $P_m$  en función de la velocidad que tiene el viento es:

$$E_{8meses} = \int_0^{v_{des}} P_m(v)h(v)dv$$

Al discretizar esta ecuación para un conjunto de velocidades desde 0 hasta  $v_{des}$  que es la velocidad de desconexión, de acuerdo con las características del aerogenerador  $v_{des} = 16m/s$ .

Por tanto, obtenemos:

$$E_{8meses} = \sum_{v=0}^{v_{des}} P_m(v) * h(v)$$

El factor de planta será  $FP = \frac{E_{8\text{meses}}}{5832 * P_{nom}}$ , donde  $P_{nom}$  es la potencia nominal del generador.

Para conocer el valor de  $P_m$  para cada velocidad es necesario establecer la densidad del aire en el Cusco dado por  $\rho = 0.909 \text{ kg/m}^3$ .

Se determinará con Python la energía producida en nuestra localidad por el aerogenerador Black 300 de 24v donde la velocidad del viento tiene un valor promedio de  $\bar{v} = 0.79568739 \text{ m/s}$ . Se efectuó la evaluación de la producción energética durante los 8 meses y el factor de planta con el script ProdWT.py (Khalid, 2020).

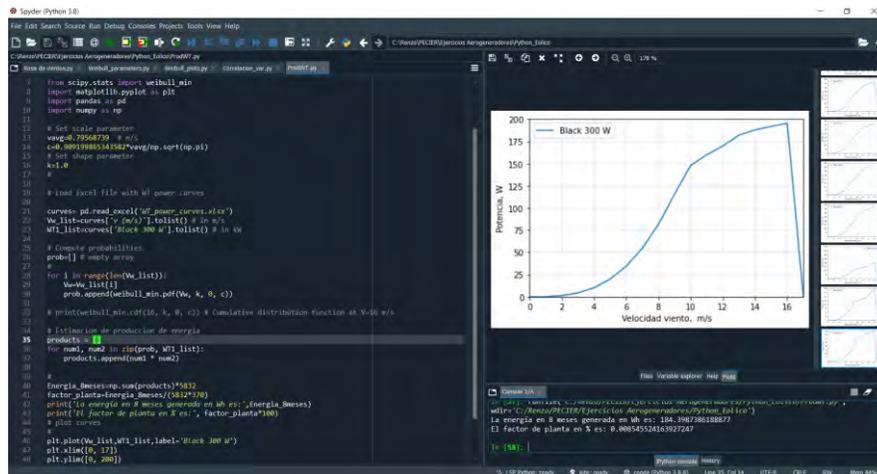
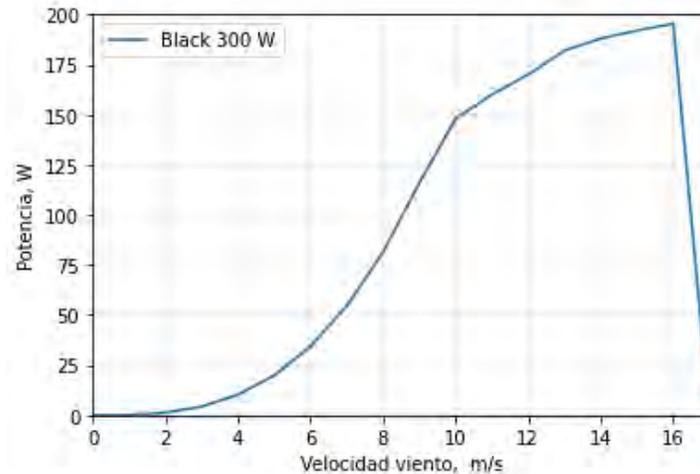


Figura 51. Programación Python para estimación de energía.

La simulación de la energía que produce el aerogenerador está dada en watt-hora (Wh). Es la representación del cálculo de energía que produce el aerogenerador Black 300 durante ocho meses. El programa en Python que es ProdWT.py es Prod Wind Turbine significa la producción de la turbina eólica. En el programa lo primero que se hace es levantar el archivo Excel de Black 300 que sería la curva de potencia teórica generada por la turbina desde 0 m/s a 16 m/s, esta última representa la velocidad de desconexión con un coeficiente de potencia promedio de  $C_p = 0.30$  que hasta una velocidad de 9 m/s, después empieza a bajar progresivamente hasta alcanzar un  $C_p$  de

0.1 para la velocidad límite. La densidad del aire es de  $\rho = 0.909 \frac{kg}{m^3}$  en el Cusco. Para elaborar el Excel del que se extrae los valores de  $P_m(v) * h(v)$  para cada velocidad se toma como referencia un cuadro de generadores de gran potencia como Vestas, Norden o Micon.



**Figura 52.** Curva de potencia turbina Black300.

Se calcula con el programa la potencia teórica que entrega el aerogenerador para cada valor de velocidad.

La energía en 8 meses generada en Wh es: 184.3987386188877

El factor de planta en % es: 0.008545524163927247

#### 4.4. Rosa de vientos

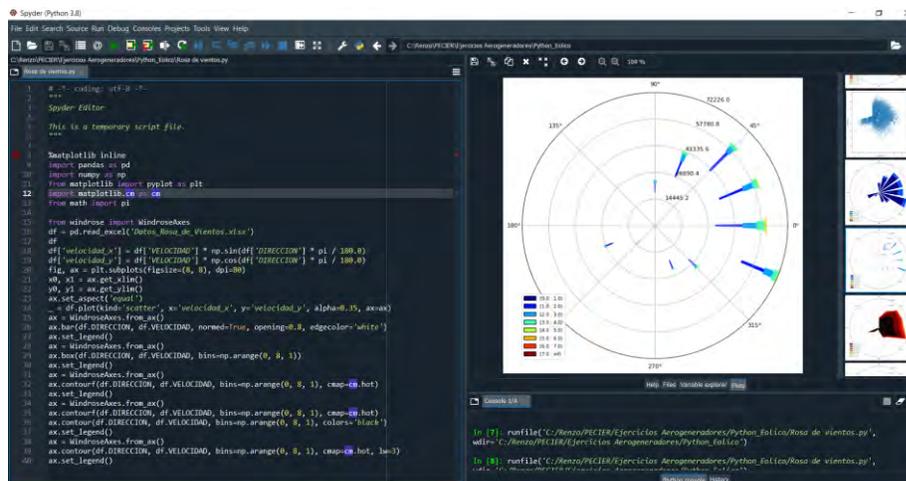
Es un gráfico que permite representar las posiciones dominantes de los vientos. La dirección está indicada por los cuatro puntos cardinales de donde proviene el viento ( $\theta$ ). Está expresada en grados (E= 90°, S= 180°, O= 270° y N= 360°). El espectro de 360° puede dividirse en 8, 10, 12 o 16 partes (Villarrubia, 2012).

**Tabla 10** Direcciones de origen del viento.

Dirección	N	NE	E	SE	S	SO	O	NO
Angulo ( $\theta$ )	360° (0°)	45°	90°	135°	180°	225°	270°	315°

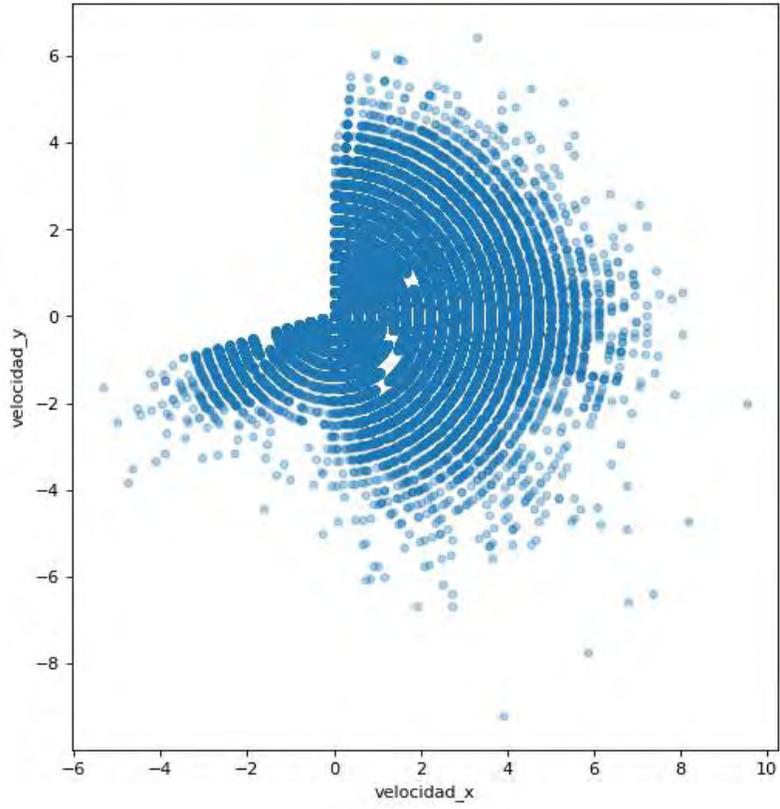
Fuente: Ingeniería de la energía eólica de Villarrubia, (2012). México: Alfaomega

La producción de rosa de vientos se desarrolló con programación en Python en el IDE Spyder 3 de Anaconda. Primero se instala la librería windrose en Anaconda Prompt. Luego se importan los datos de un archivo excel denominado “Datos\_Rosa\_de\_Vientos.xlsx”. En 8 meses de recolección de información se dispone de 587331 datos del viento que contienen sus dimensiones de velocidad y dirección. Los gráficos de rosa de vientos comprenden de agosto del 2021 a marzo del 2022.

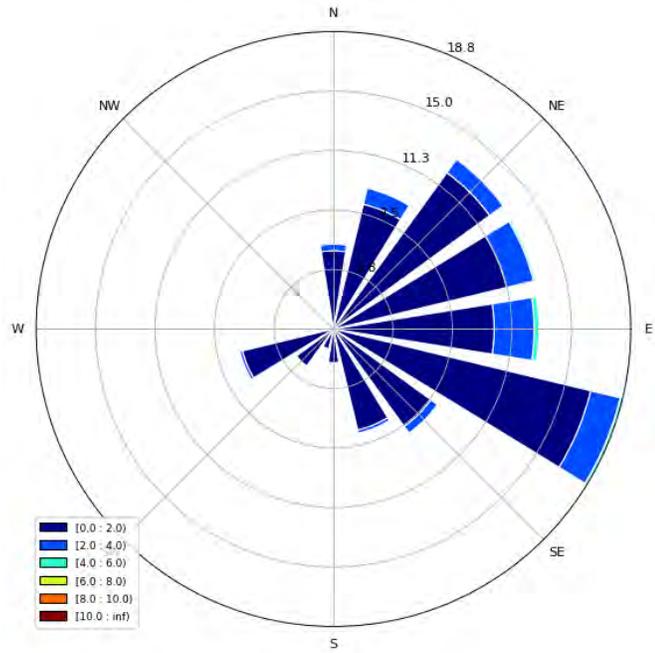


**Figura 53.** Programación en Python para Rosa de vientos.

El gráfico de dispersión de las velocidades en el eje x e y representa los puntos de generación de velocidades del viento en todas las direcciones del plano cartesiano. Las gráficas de rosa de vientos muestran una predominancia de la dirección Noreste (NE) y Sureste (SE). El rango de velocidades es indicado por la coloración, los valores oscilan entre 0 a 4 m/s.



**Figura 54.** Gráfico de puntos de velocidad x vs. velocidad y.



**Figura 55.** Rosa de vientos como histograma apilado normado.

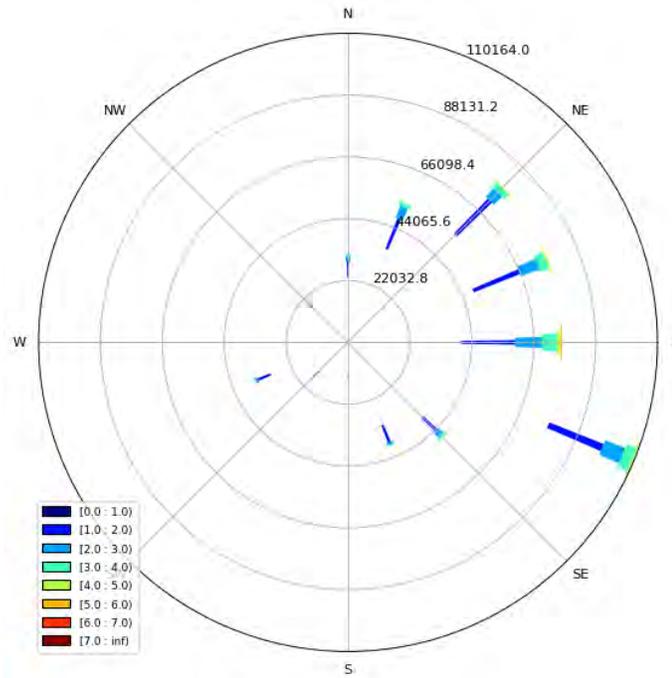


Figura 56. Histograma apilado, no normado, pero con rangos.

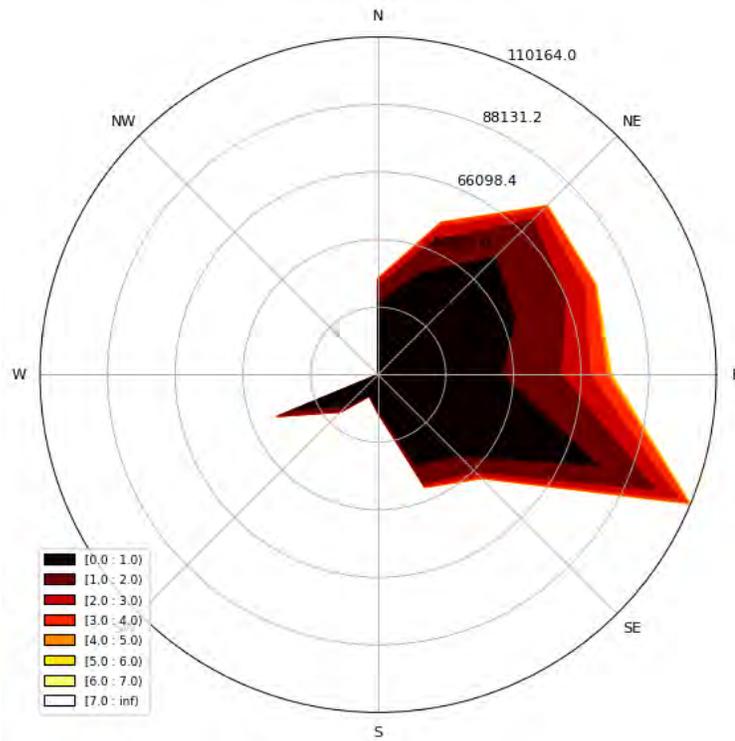
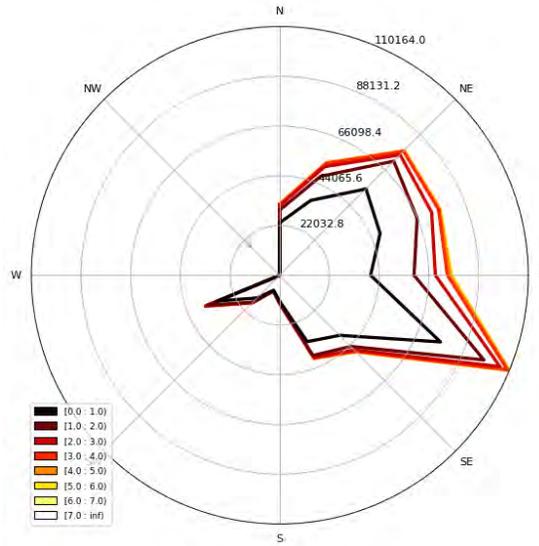


Figura 57. Rosa de vientos con relleno y color definido.

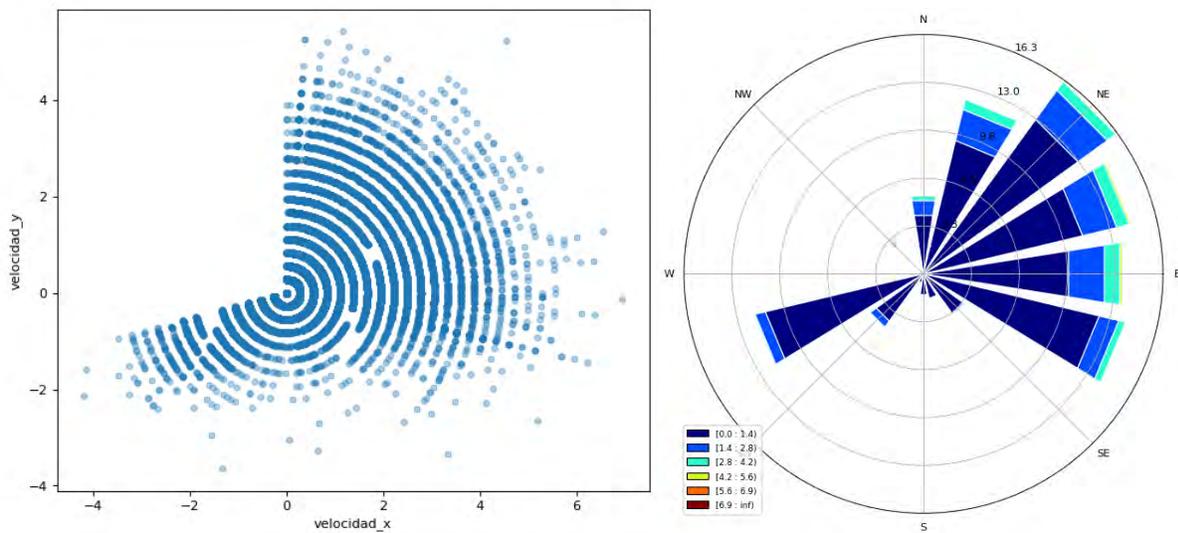


**Figura 58.** Rosa de vientos con líneas de contorno.

El viento dominante tiene dirección ESE con 110164 muestras, seguido del NE con un aproximado de 66098. La orientación de un conjunto de aerogeneradores debería ser SE.

#### 4.4.1. Rosa de vientos por meses

##### Rosa de vientos de agosto



**Figura 59.** Puntos de velocidad e histograma apilado agosto.

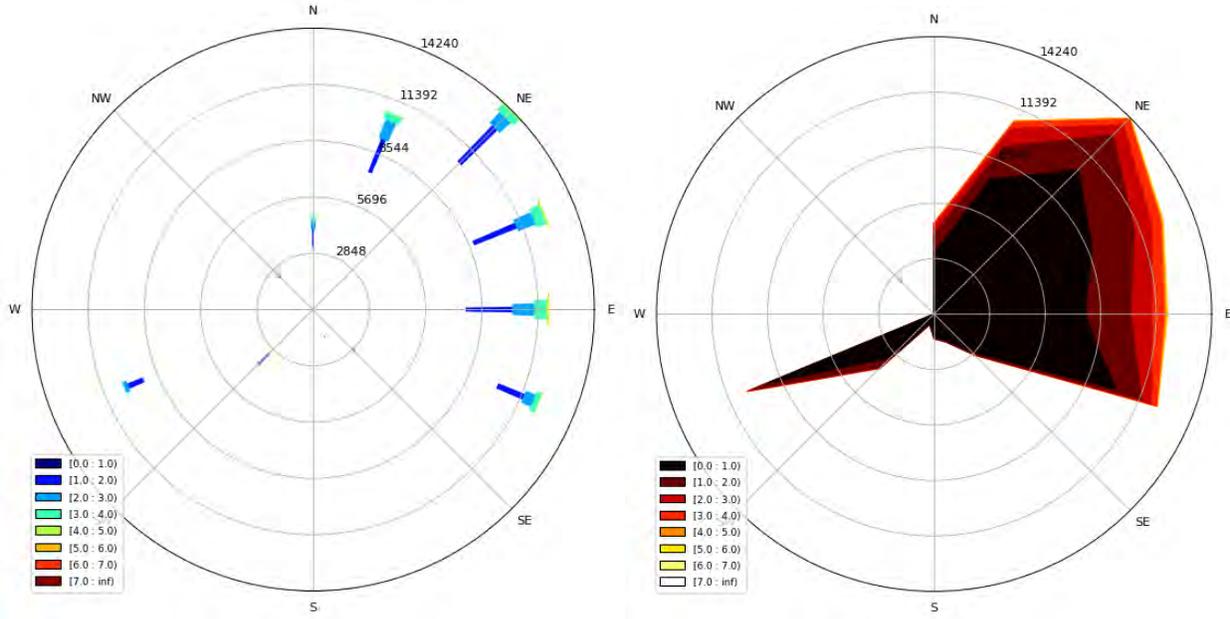


Figura 60. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de agosto.

**Rosa de vientos de setiembre**

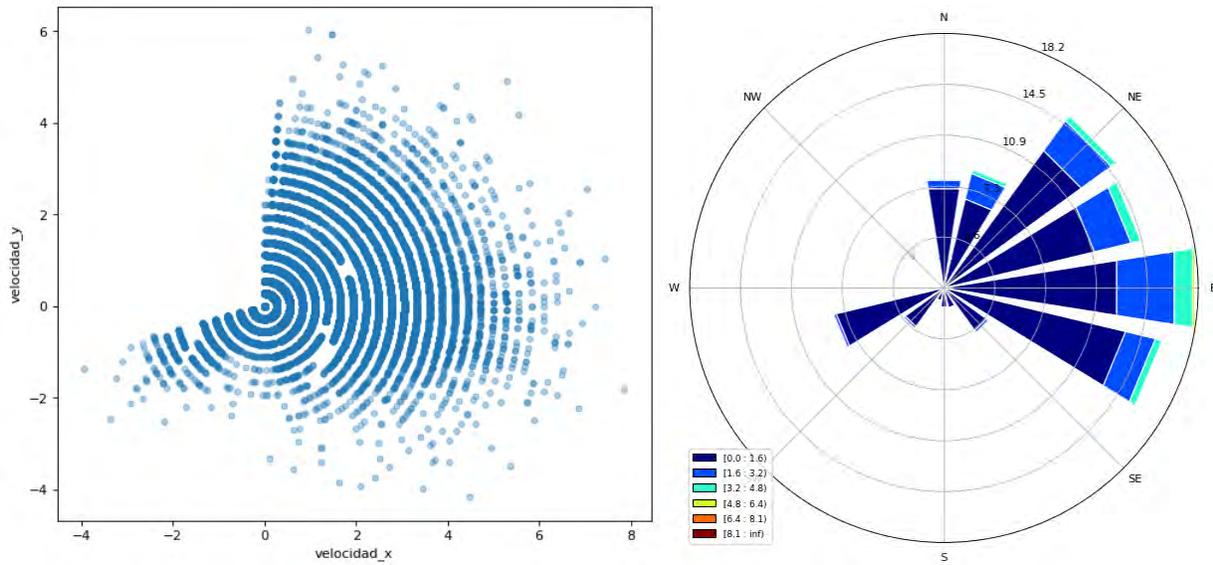


Figura 61. Puntos de velocidad e histograma apilado setiembre.

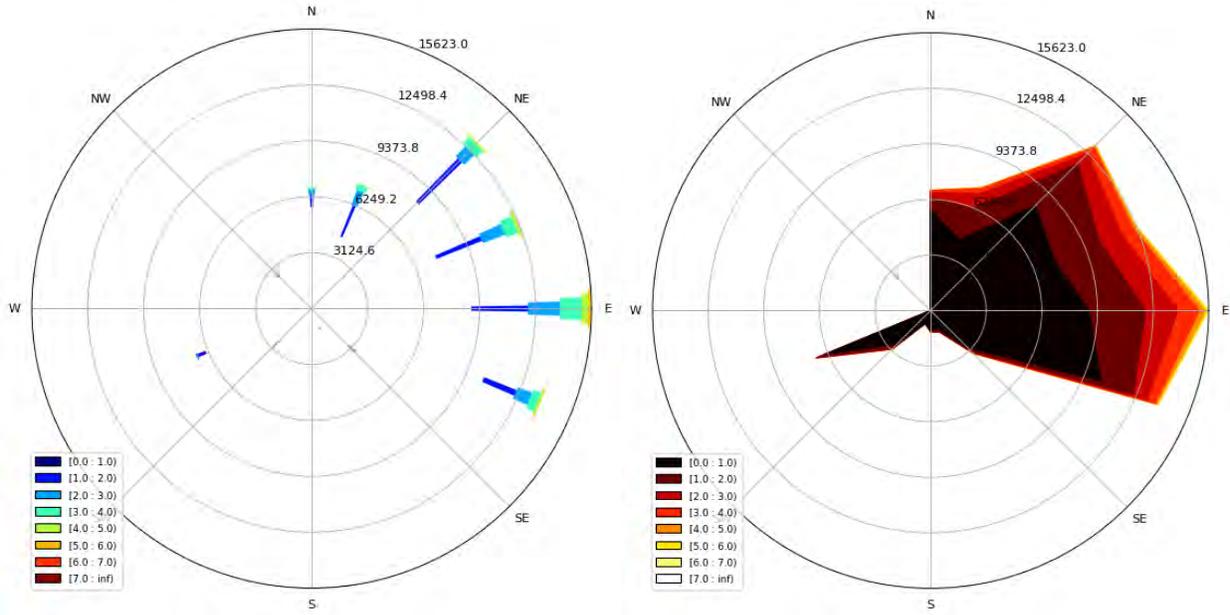


Figura 62. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de setiembre.

### Rosa de vientos de octubre

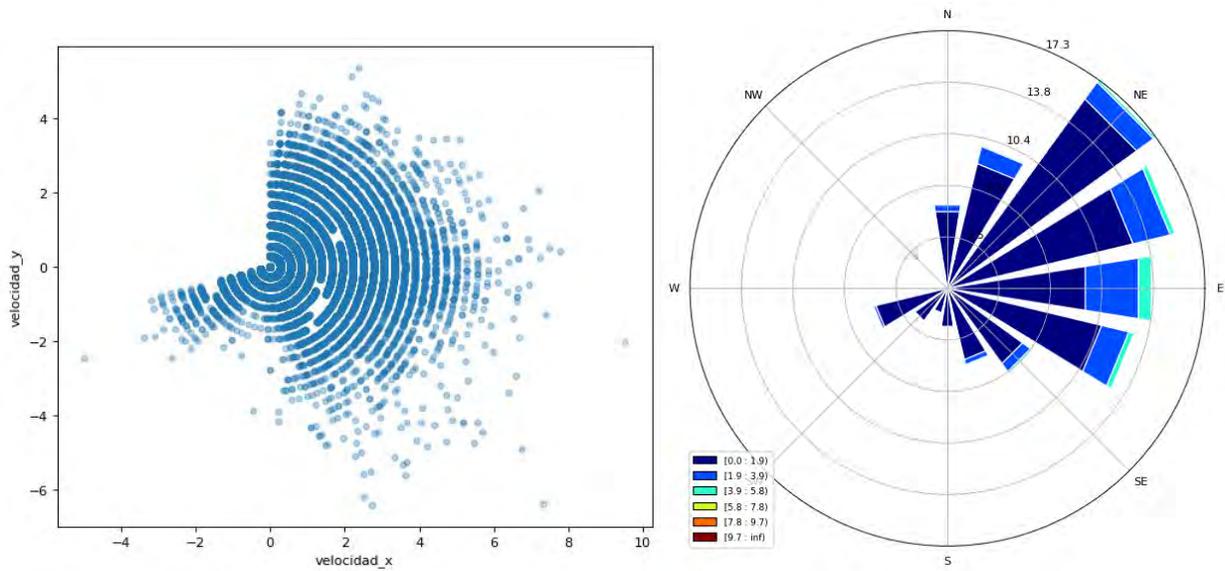


Figura 63. Puntos de velocidad e histograma apilado octubre.

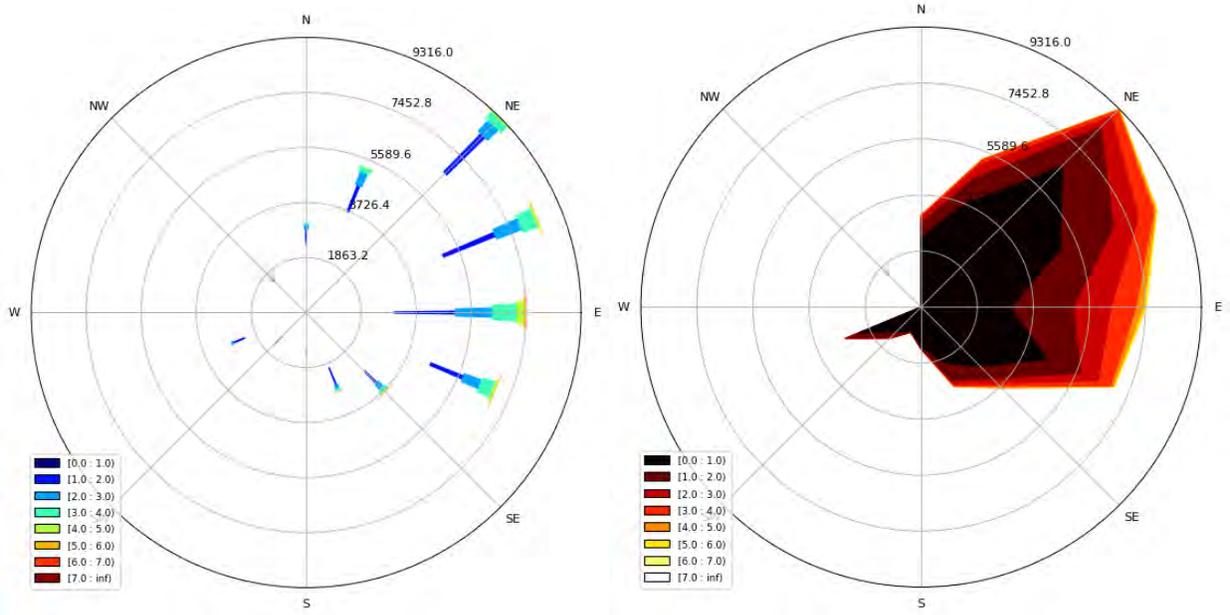


Figura 64. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de octubre.

### Rosa de vientos de noviembre

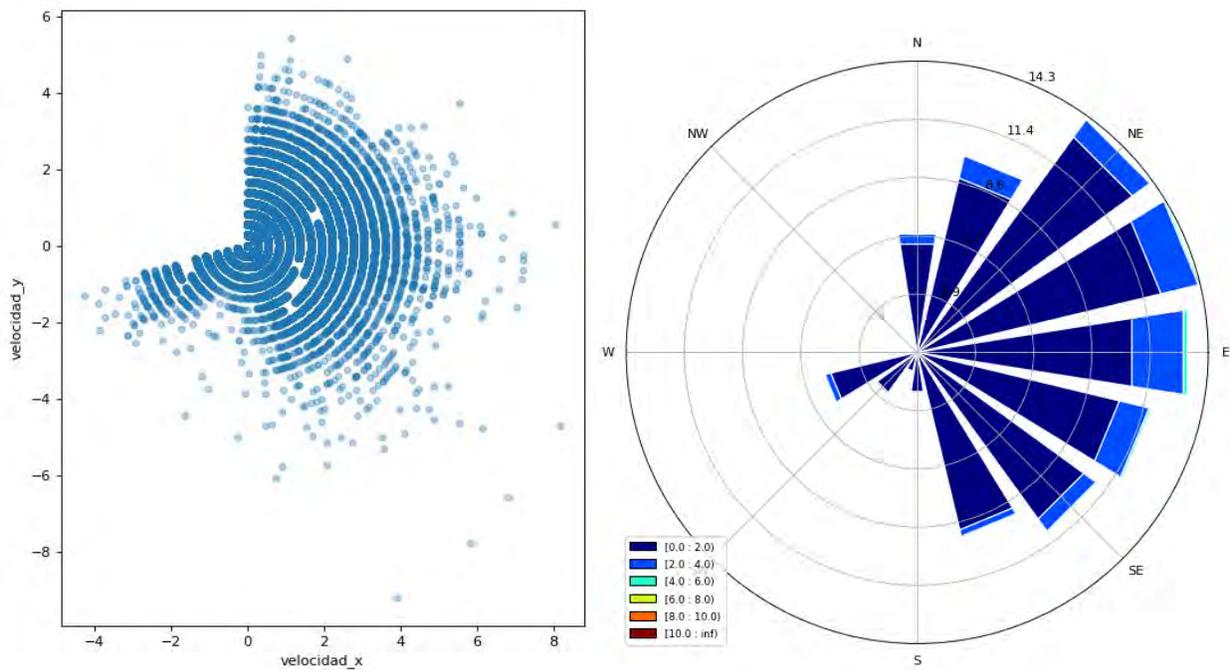


Figura 65. Puntos de velocidad e histograma apilado noviembre.

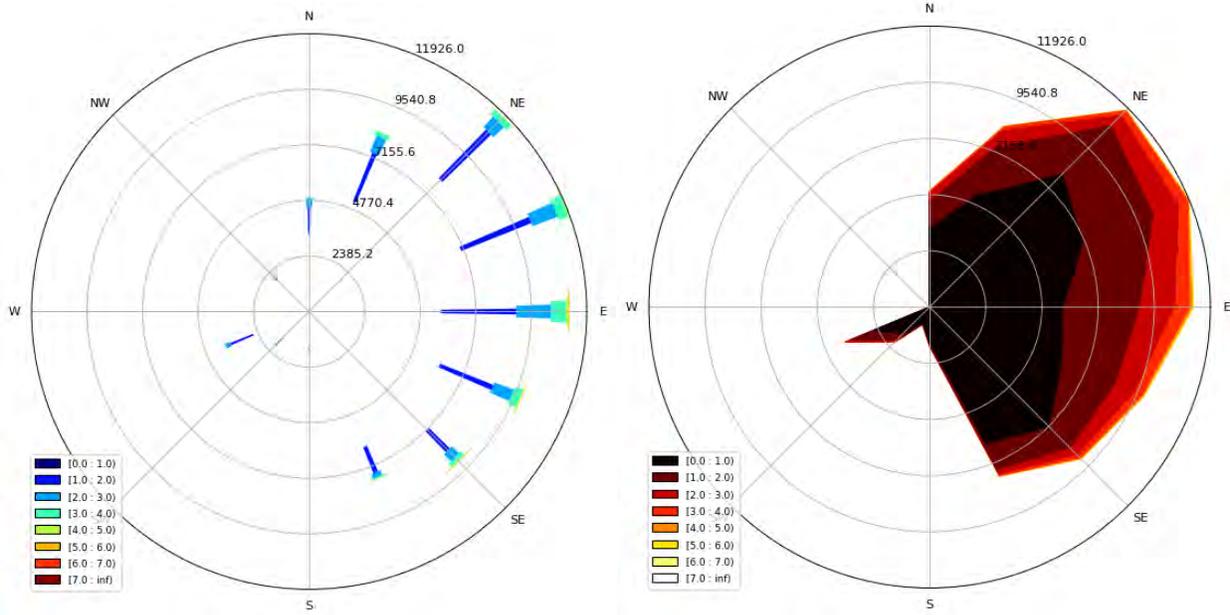


Figura 66. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de noviembre.

**Rosa de vientos de diciembre**

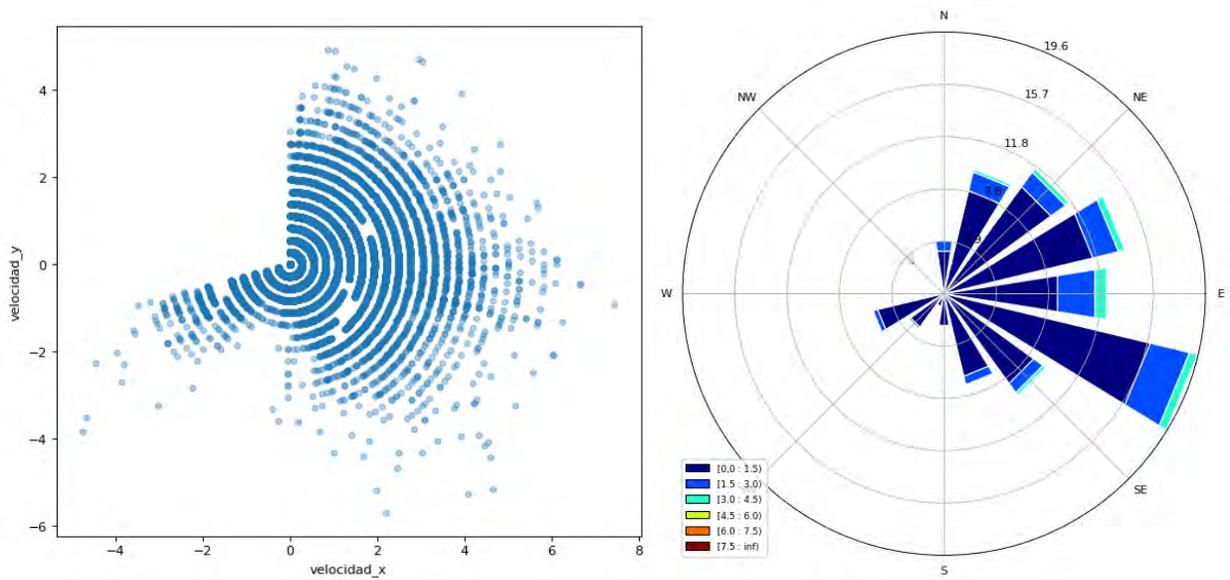


Figura 67. Puntos de velocidad e histograma apilado diciembre.

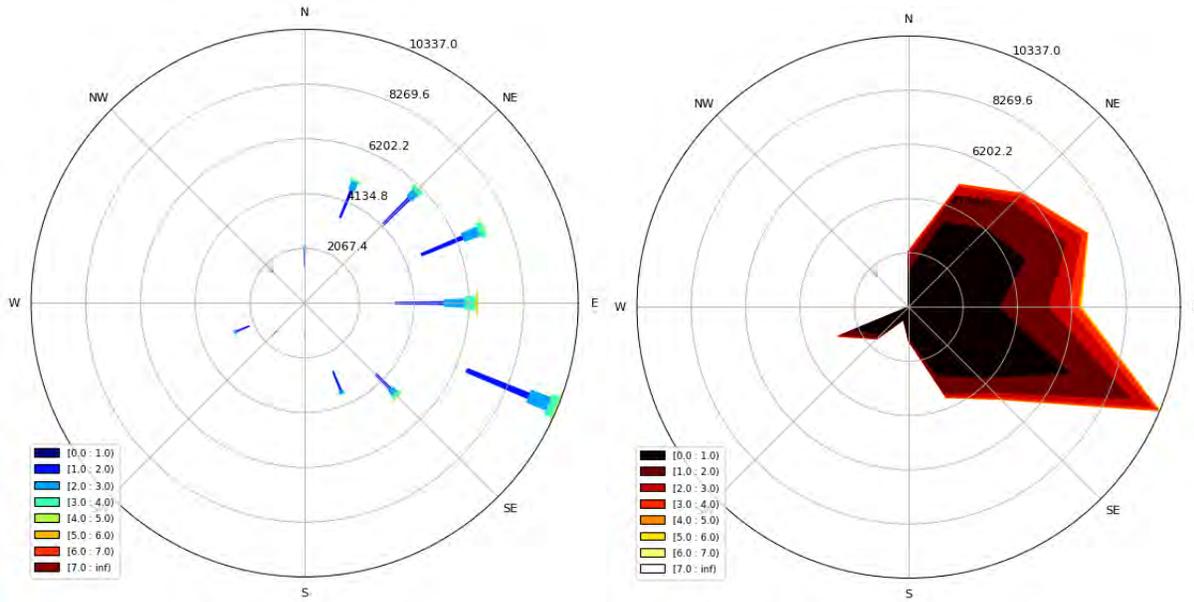


Figura 68. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de diciembre.

**Rosa de vientos de enero**

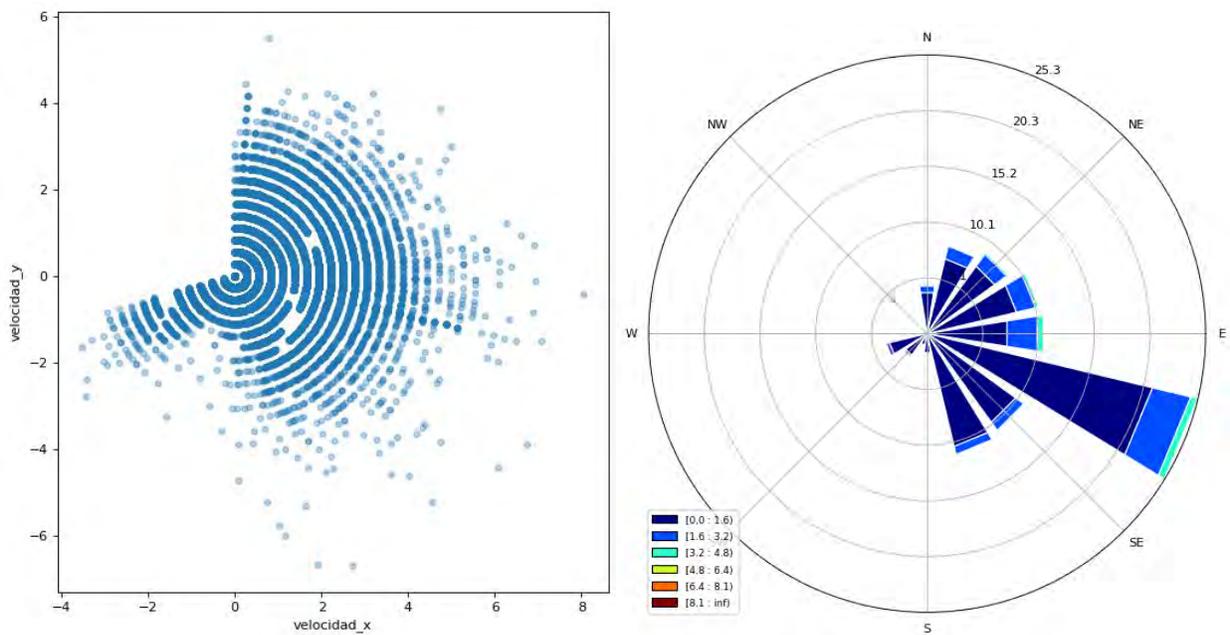


Figura 69. Puntos de velocidad e histograma apilado enero.

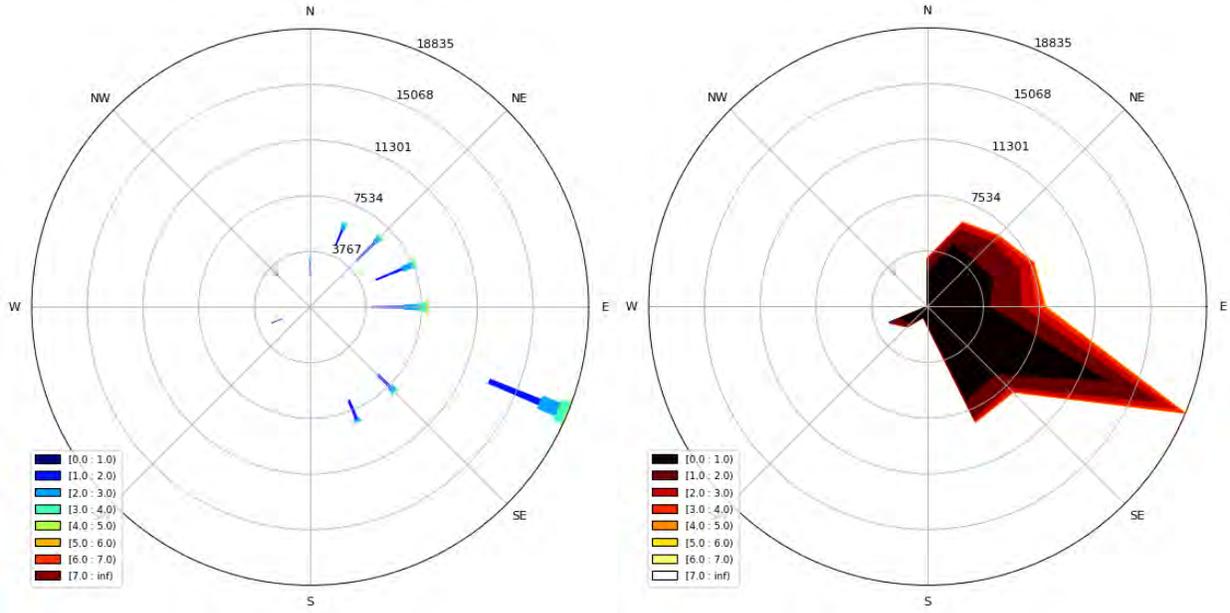


Figura 70. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de enero.

### Rosa de vientos de febrero

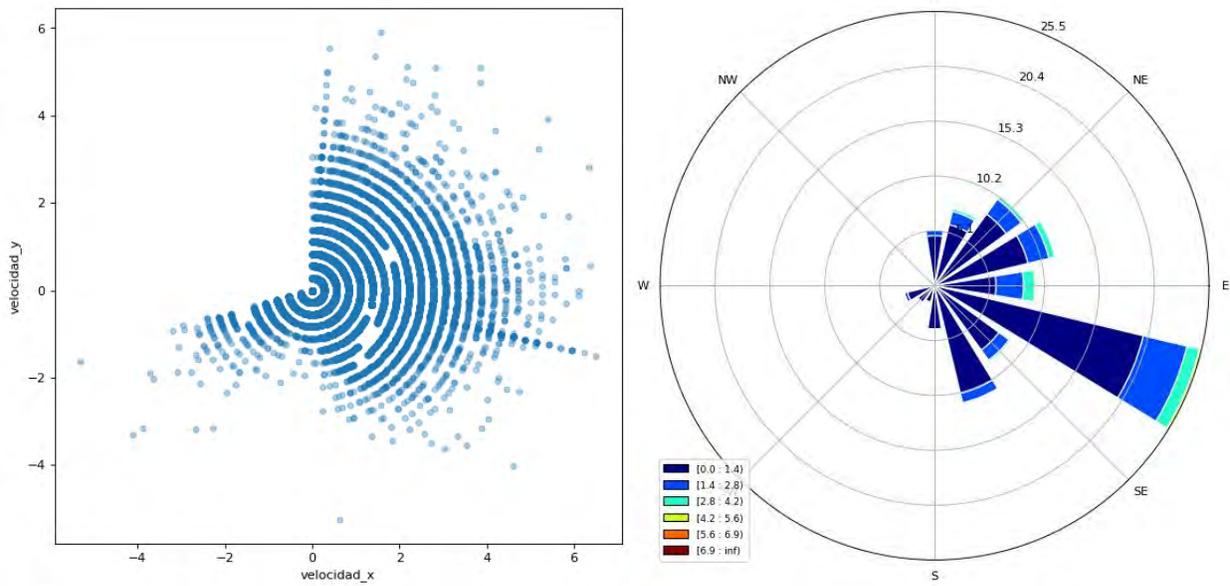


Figura 71. Puntos de velocidad e histograma apilado febrero.

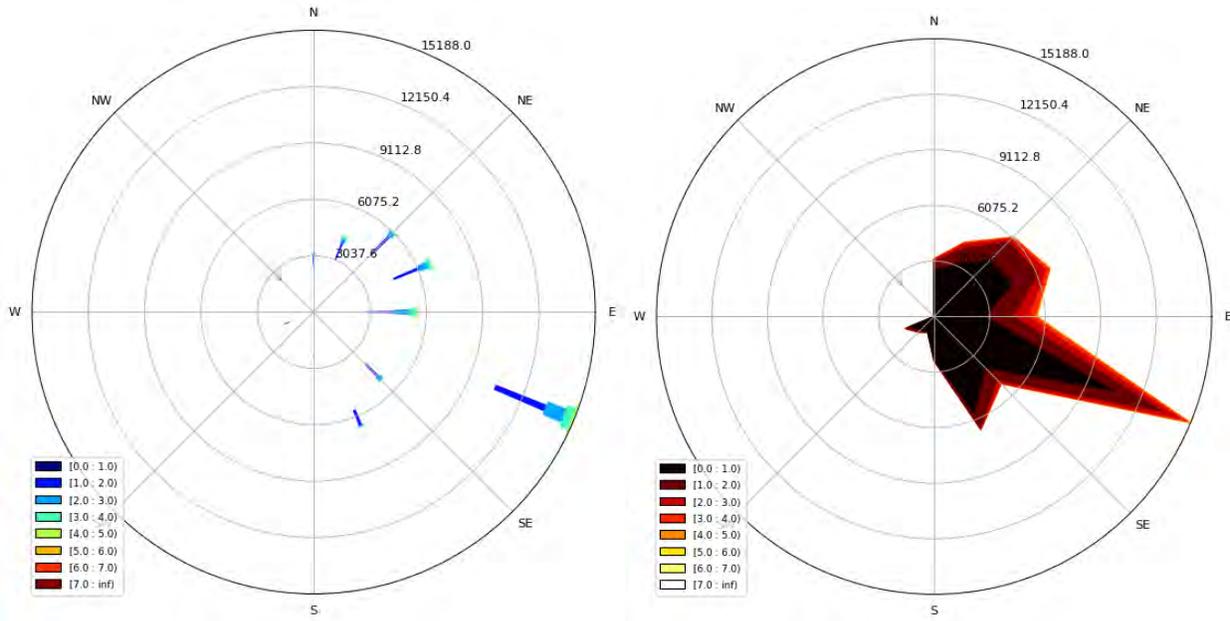


Figura 72. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de febrero.

### Rosa de vientos de marzo

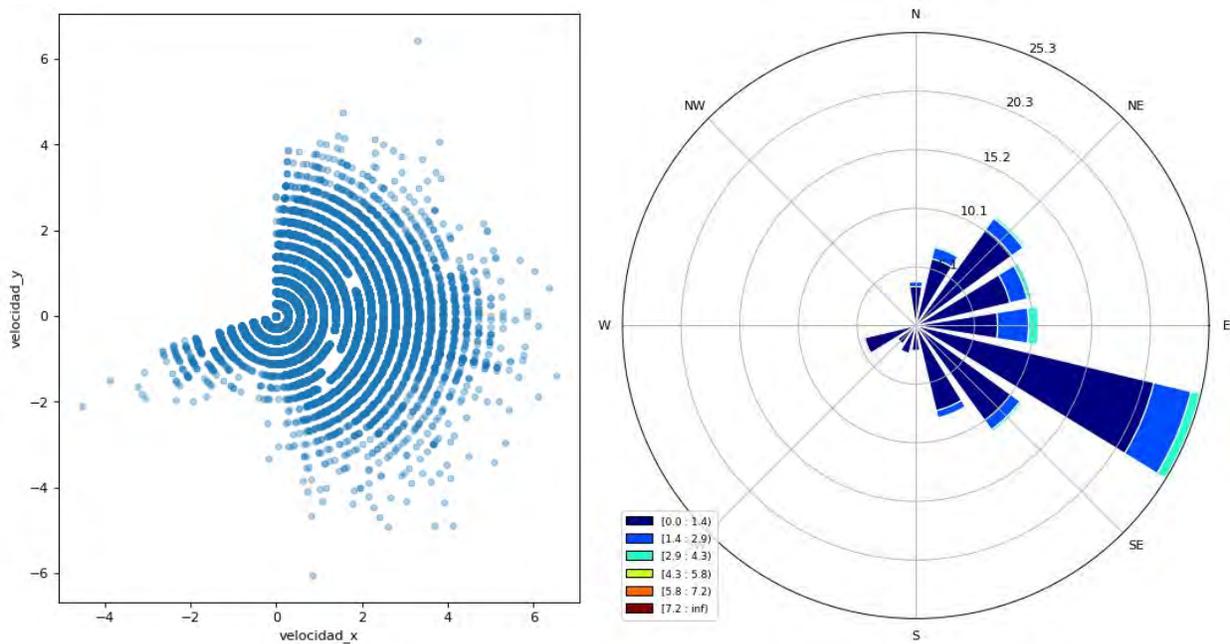


Figura 73. Puntos de velocidad e histograma apilado marzo.

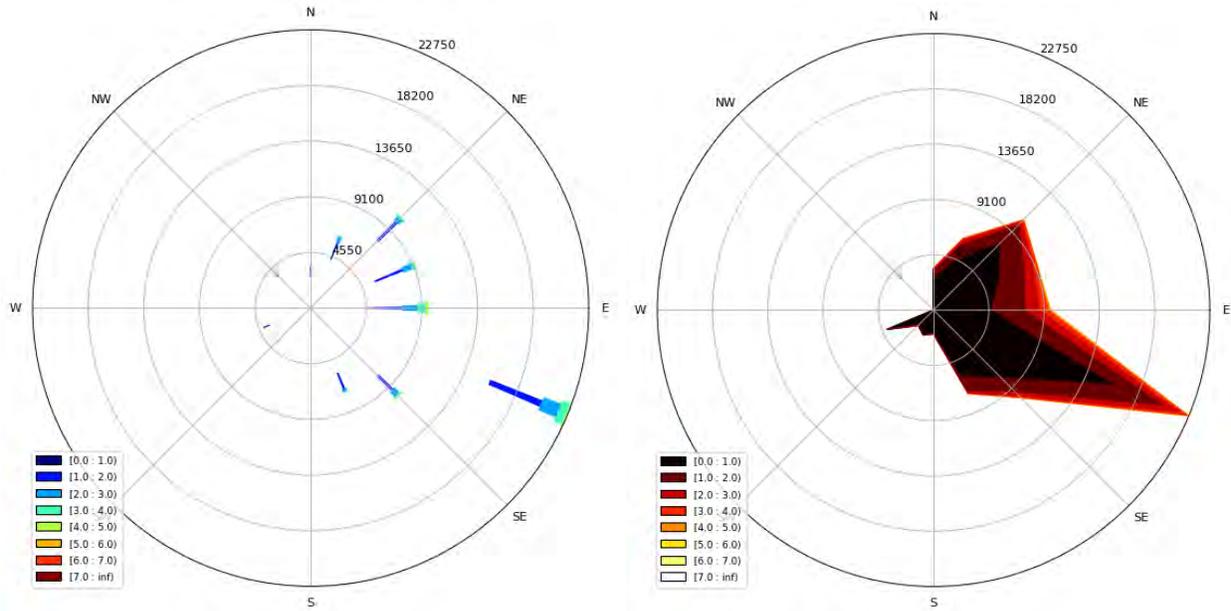


Figura 74. Histograma apilado con rangos y rosa de vientos de marzo.

La tabla 11 muestra la dirección dominante mensual del viento. Los datos se extraen del histograma apilado con rangos.

Tabla 11 Dirección dominante por meses.

Mes	Ag	Se	Oc	No	Di	En	Fe	Mz
Dirección (°)	98.22	93.07	92.44	95.56	99.78	103.02	101.14	103.85
Dirección dominante	NE	E	NE	NE	SE	SE	SE	SE

#### 4.5. Potencial eólico o densidad de potencia

La potencia por unidad de área disponible ( $P_d/A$ ) o densidad de potencia es:

$$\frac{P_d}{A} = \frac{1}{2} \rho v^3$$

A partir de hallar la potencia para cada velocidad y en un periodo de tiempo efectuar el promedio se puede caracterizar el potencial eólico en un lugar determinado. “De esta forma se define el potencial eólico disponible en un punto como la potencia media eólica por unidad de superficie para un determinado periodo de tiempo, supuesta la densidad del aire constante”. (Villarrubia, 2012, p. 92)

En general el potencial eólico se expresa:

$$\frac{\langle P_d \rangle}{A} = \frac{1}{2} \rho \int_0^{\infty} v^3 p(v) dv = \frac{1}{2} \rho \langle v^3 \rangle = \frac{1}{2} F_e \langle v \rangle^3 = \frac{1}{2} \rho [v^*]^3$$

- $p(v)$  representa la densidad de probabilidad para las velocidades  $v$ .
- $[v^*]$  representa la velocidad eficaz, la densidad media de potencia disponible o velocidad constante del viento en un tiempo determinado.
- $\langle v^3 \rangle$  está dado por velocidad media de los cubos para cada muestra en un tiempo considerable, por ejemplo 8 meses. Tiene un valor distinto a la velocidad media elevada al cubo  $\langle v \rangle^3$ .

La velocidad media al cubo  $\langle v \rangle^3$  es menor que la velocidad cúbica media  $\langle v^3 \rangle$ . El factor de energía  $F_e$  está determinado por la media de las potencias de cada muestra de velocidad de una población y la potencia calculada del promedio de la velocidad (Villarrubia, 2012). El factor de energía  $F_e$  está definido por:

$$F_e = \frac{\langle v^3 \rangle}{\langle v \rangle^3} \text{ en general se cumple: } 1.5 \leq F_e \leq 3.5$$

De donde en los 8 meses de recolección de datos se tiene que  $\langle v^3 \rangle = 3.75293551 \frac{m^3}{s^3}$ ,  $\rho = 0.909 \frac{kg}{m^3}$ . La densidad de potencia  $D$  viene dada por:

$$D = \frac{\langle P_d \rangle}{A} = \frac{1}{2} \rho \langle v^3 \rangle = \frac{1}{2} * 0.909 * 3.75293551$$

$$D = 1.70570919 \frac{W}{m^2}$$

**Tabla 12** Densidad de potencia por meses.

Mes	Ag	Se	Oc	No	Di	En	Fe	Mz
$\langle v \rangle$	0.67079	0.82513	0.91389	0.83607	0.82331	0.78704	0.72924	0.78090
$\langle v^3 \rangle$	3.14219	4.79701	5.64446	3.74308	3.52719	3.33299	3.05769	3.16383
$\frac{\langle P_d \rangle}{A}$	1.42813	2.18024	2.56541	1.70123	1.60311	1.51484	1.38972	1.43796

El potencial eólico más elevado se presenta en el mes de octubre  $2.56 \frac{W}{m^2}$ , mientras que el potencial eólico más bajo se da en el mes de febrero  $1.389 \frac{W}{m^2}$ .

## CAPITULO V

### ANÁLISIS DE RESULTADOS DE CORRELACIÓN DE VARIABLES

#### 5.1. Análisis de datos

Dado el gran volumen de datos recolectados durante los 8 meses de estudio del potencial eólico desde agosto del 2021 a marzo del 2022 se hace necesario trabajar con un muestreo aleatorio debido a que no es posible usar herramientas informáticas que evalúen normalidad de una variable con un número mayor a 5000 datos.

El análisis estadístico de datos es del tipo no paramétrico para todas las variables. La escala de medida es de razón para las variables debido a que 0 implica la ausencia de viento, potencia de la turbina y potencial eólico. Con las muestras obtenidas se evalúa si la variable cumple con una distribución normal para la selección del método de correlación de Pearson, Spearman o Kendall (Hernandez, 2014).

##### 5.1.1. Población

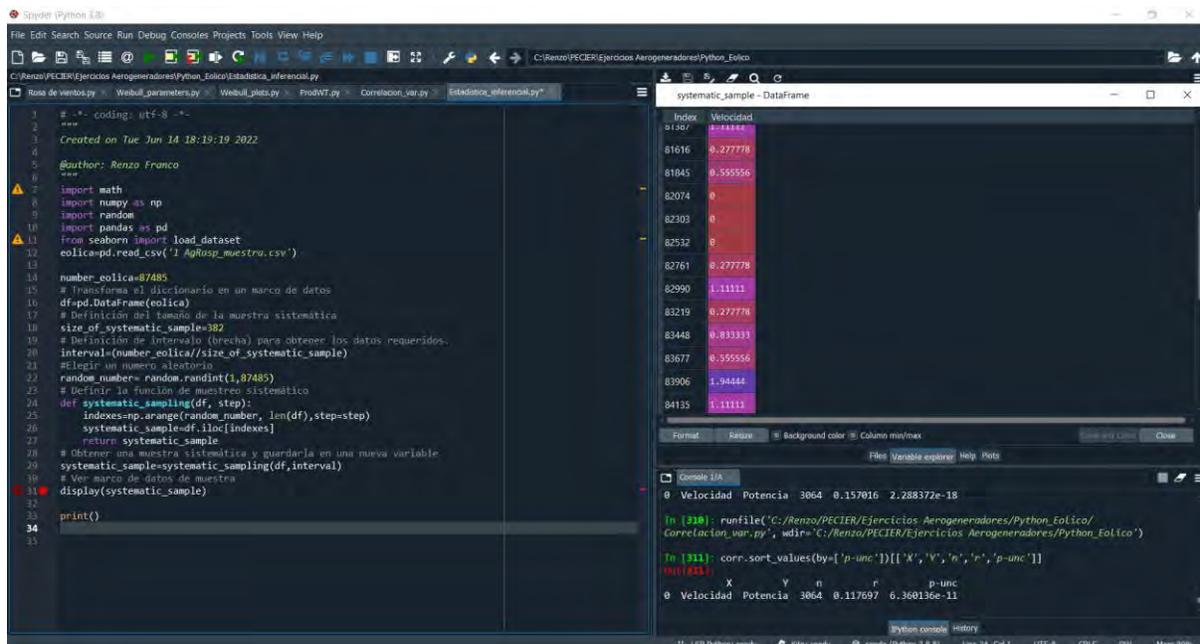
Está representada por el universo de registros recolectados durante el proceso de adquisición de datos. Se dispone de una población de 587331 registros de la Raspberry Pi (velocidad y dirección del viento), y 356371 del ESP32 (voltaje, corriente, potencia, temperatura y humedad).

##### 5.1.2. Muestreo

El muestreo combina un análisis no probabilístico y probabilístico. Es no probabilístico porque se decide trabajar con 1 muestra para cada mes para el universo de datos de 8 meses, por lo que se divide cada variable en 8 muestras. Es probabilístico debido a que los datos son seleccionados por muestreo aleatorio sistemático de las variables de estudio (velocidad del viento,

potencia del aerogenerador y potencial eólico o densidad de potencia). Se utiliza el programa STATS para la selección del tamaño de las muestras con un nivel de confianza del 95%, un 5% de margen de error y un 50% de probabilidad de que cualquier dato sea elegido. El tamaño de la muestra  $n$  calculado es de 383 datos.

Se utiliza programación de estadística inferencial en Python, ver figura 75, para la selección del muestreo aleatorio sistemático que permita obtener los datos que representan de manera más fiable a toda la población de variables de velocidad del viento, potencia del aerogenerador y densidad de potencia obtenidas del ESP32 y la Raspberry Pi. Es más confiable con respecto al muestreo aleatorio simple ya que abarca la población de manera más completa y distribuida, y no se limita a un rango pequeño, además cubre las medidas de todos los tipos. Para nuestro caso toma un promedio de 12 a 13 muestras diarias (Otzen & Manterola, 2017).



```
1 # -*- coding: utf-8 -*-
2 """
3 Created on Tue Jun 14 18:19:19 2022
4
5 @author: Renzo Franco
6 """
7 import math
8 import numpy as np
9 import random
10 import pandas as pd
11 from seaborn import load_dataset
12 eolica=pd.read_csv('1_AgIusp_muestra.csv')
13
14 number_eolica=87485
15 # Transforma el diccionario en un marco de datos
16 df=pd.DataFrame(eolica)
17 # Definición del tamaño de la muestra sistemática
18 size_of_systematic_sample=382
19 # Definición de intervalo (brecha) para obtener los datos requeridos.
20 interval=(number_eolica//size_of_systematic_sample)
21 # Elegir un número aleatorio
22 random_number=random.randint(1,87485)
23 # Definir la función de muestreo sistemático
24 def systematic_sampling(df, step):
25     indexes=np.arange(random_number, len(df),step=step)
26     systematic_sample=df.iloc[indexes]
27     return systematic_sample
28 # Obtener una muestra sistemática y guardarla en una nueva variable
29 systematic_sample=systematic_sampling(df,interval)
30 # Ver marco de datos de muestra
31 display(systematic_sample)
32
33 print()
34
35
```

Index	Velocidad
81367	0.333333
81616	0.277778
81845	0.555556
82074	0
82303	0
82532	0
82761	0.277778
82990	1.111111
83219	0.277778
83448	0.833333
83677	0.555556
83906	1.944444
84135	1.111111

```
0 Velocidad Potencia 3864 0.157016 2.288372e-18
In [938]: runfile('C:/Renzo/PECIER/Ejercicios Aerogeneradores/Python_Eolica/Correlacion_wor.py', wdir='C:/Renzo/PECIER/Ejercicios Aerogeneradores/Python_Eolica')
In [931]: corr.sort_values(by=['p-unc'])[['X', 'Y', 'n', 'r', 'p-unc']]
Out[931]:
X Y n r p-unc
0 Velocidad Potencia 3864 0.117697 6.360136e-11
```

Figura 75. Programación Python de muestreo aleatorio sistemático.

### 5.1.3. Prueba de normalidad

Se evalúa la normalidad de las variables para la selección del método de correlación con el histograma de normalidad, el gráfico Quantiles vs Quantiles y la prueba de Shapiro Wilk.

La prueba de Shapiro Wilk (1965) originalmente se restringió para un tamaño de muestra menor a 50 datos. Esta prueba detectó por primera vez desvíos de la normalidad por efecto de curtosis o asimetría. Es la prueba preferida por su alta potencia (Mendes & Pala, 2003).

### 5.1.4. Programación de correlación de variables en Python

El análisis de información es desarrollado en programación Python con el IDE Spyder. Se utilizan las librerías Scipy, Pandas y Seaborn, entre otras. Se define la variable “eólica” que lee el archivo '.csv' y comprende los datos de la muestra seleccionada de las variables medidas por el ESP32 y Raspberry Pi para la evaluación de correlación.

- El comando “info” entrega información sobre todas las variables que contiene el archivo.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3064 entries, 0 to 3063
Data columns (total 2 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   Velocidad       3064 non-null   float64
1   Potencia        3064 non-null   float64
dtypes: float64(2)
memory usage: 48.0 KB
```

- Se muestra las 5 primeras filas del registro de datos con la función “head” aplicada al objeto eólica (Montes, A., Ochoa, J., Hernandez, J., Vasquez, M., & Diaz, C., 2021).
- Con la función hist(figsize= (15,13)) aplicada al objeto eólica como denominamos a nuestro archivo creamos el histograma para cada variable como se aprecia en anexos.
- El diagrama de dispersión se representa con la función plt.scatter aplicada al objeto eólica y la función sns.pairplot para el gráfico de histogramas de dispersión de todas las variables.

```
plt.scatter(eolica['Velocidad'],eolica['Potencial'],alpha=0.5)
plt.title('Dispersion Velocidad y Potencial eólico')
plt.xlabel('Velocidad del viento')
plt.ylabel('Potencial eólico')
```

- Para aplicar la prueba de normalidad al conjunto de datos generados del objeto eólica se usa la librería numpy. El histograma debe tener la forma de la campana de Gauss.

```
plt.hist(eolica['Velocidad'],edgecolor='black', linewidth=1)
plt.hist(eolica['Potencial'],edgecolor='black', linewidth=1)
```

- Otro gráfico que corrobora la normalidad de los datos es Quantile.Quantile con el uso de las librerías PyLab y el módulo Stats de la librería Scipy (Cabrera & Zanazzi, 2017).

```
stats.probplot(eolica['Velocidad'],dist="norm",plot=pylab)
stats.probplot(eolica['Potencial'],dist="norm",plot=pylab)
pylab.show()
```

- La forma más precisa de probar la normalidad de los datos es a través de las pruebas de contraste de normalidad, las más usadas son Kolmogorov-Smirnov y Shapiro Wilk. La utilización del test de Shapiro Wilk para probar normalidad es la prueba más precisa por dar mejores resultados en todos los casos, además es un método analítico a diferencia de las pruebas de Gauss y Quantile.Quantile que son métodos gráficos. En Python la programación arroja un valor Estadístico y un p\_value, siendo este último el que determina la normalidad de la variable, un p\_value mayor a 0.005 nos indica que la variable si presenta una distribución normal (Razali, 2011).

```
estadistico, p_value= shapiro(eolica['Velocidad'])
estadistico, p_value= shapiro(eolica['Potencial'])
print("Estadistico=%.3f, p_value=%.3f" % (estadistico, p_value))
```

- Para determinar el coeficiente de correlación aplicado al objeto eólica se usa la función corr para el coeficiente de Spearman.

```
eolica_corr=eolica.corr(method='spearman')
eolica_corr
```

- Para obtener las correlaciones y su significancia se instala en Anaconda Prompt el paquete pinguin y se le asigna el alias pg. Se utiliza la función pg.pairwise\_corr, aplicada a spearman. Un p-unc de menos de 0.05 nos señala que las variables si están correlacionadas.

```
corr=pg.pairwise_corr(eolica, method='spearman')
corr.sort_values(by=['p-unc'])(['X','Y','n','r','p-unc'])
```

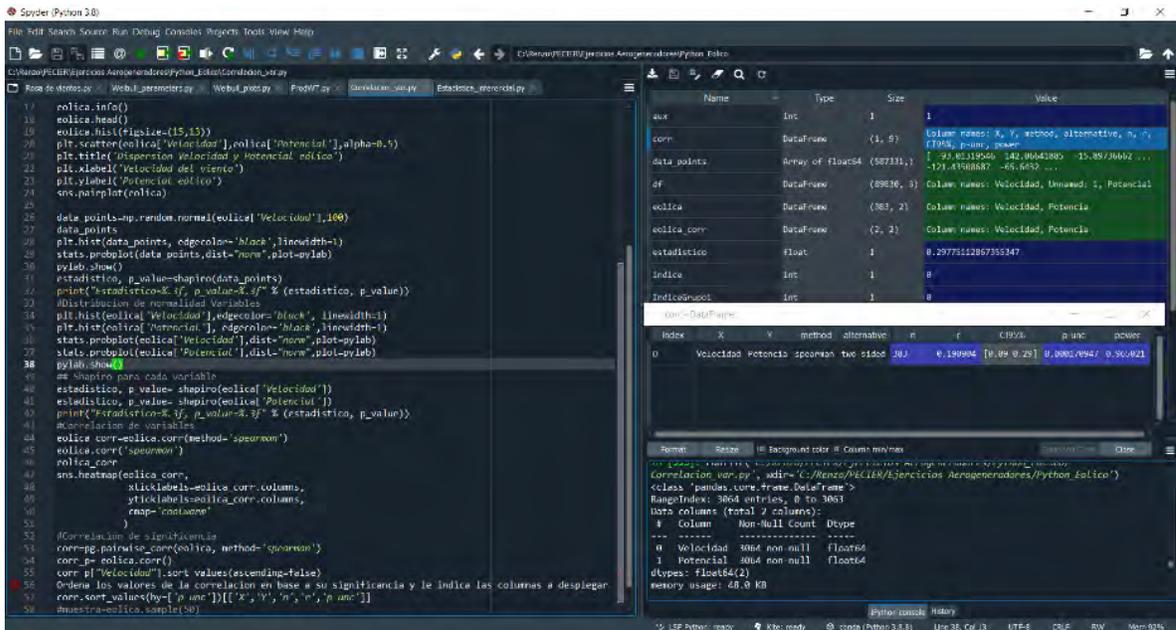


Figura 76. Programación en Python para correlación.

Se usa la implementación de este código para calcular las correlaciones lineales entre dos o más variables en Python definido por el valor de la significancia p-unc (Mueller & Guido, 2016).

## 5.2. Correlación de velocidad del viento y potencia del aerogenerador

Para el análisis de correlación entre las variables de velocidad del viento y la potencia producida por el aerogenerador, inicialmente, se trabajó con muestras obtenidas por muestreo aleatorio sistemático. Se descarta esta posibilidad por el sesgo en los resultados, la cantidad diferente de datos de las poblaciones del ESP32 y Raspberry Pi 3, para la potencia y velocidad respectivamente, hace que las muestras obtenidas por software recojan información en diferentes instantes de tiempo lo que invalida la observación.

Se trabaja con muestras mensuales de velocidad del viento y potencia del aerogenerador para el mismo date time (fecha y hora) en cada medición, de forma aleatoria. De manera que el análisis de correlación durante los 8 meses de investigación del potencial eólico comprendidos entre agosto del 2021 a marzo del 2022 usa muestras  $n$  para cada mes de 383 datos, cantidad definida por STATS. Finalmente se unen las 8 muestras de cada variable para formar una población de 3064 datos y evaluar la correlación total.

La prueba de significancia estadística para determinar la correlación considera una hipótesis nula ( $H_0$ ) y una hipótesis alternativa ( $H_1$ ).

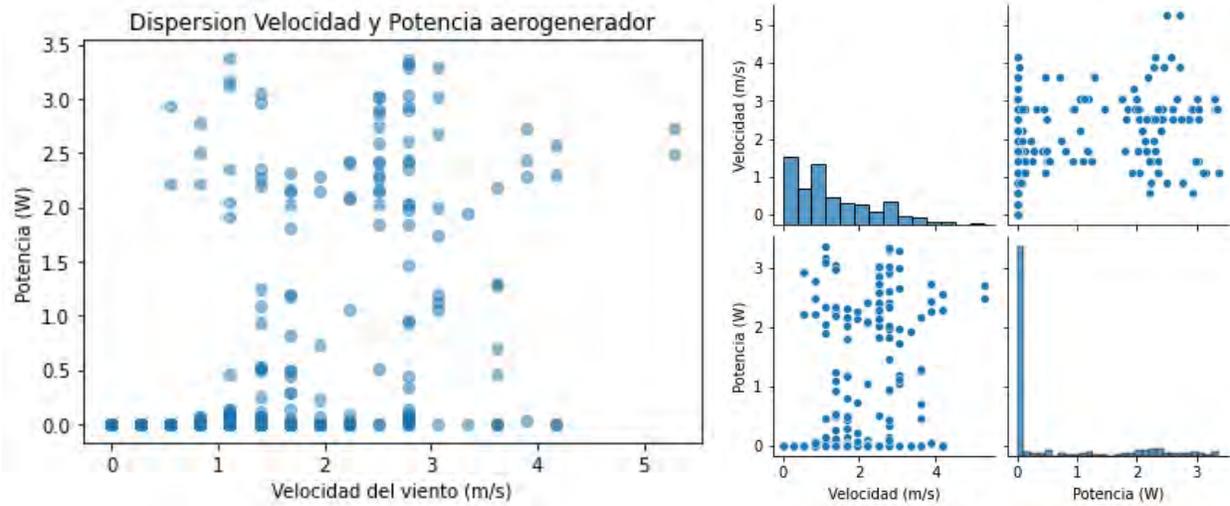
$H_1$ : La determinación de la relación de la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador permite demostrar que existe correlación entre ambas variables.

$H_0$ : La determinación de la relación de la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador permite demostrar que no existe correlación entre ambas variables.

### 5.2.1. Correlación de velocidad y potencia por meses

- Correlación de velocidad y potencia mes de agosto

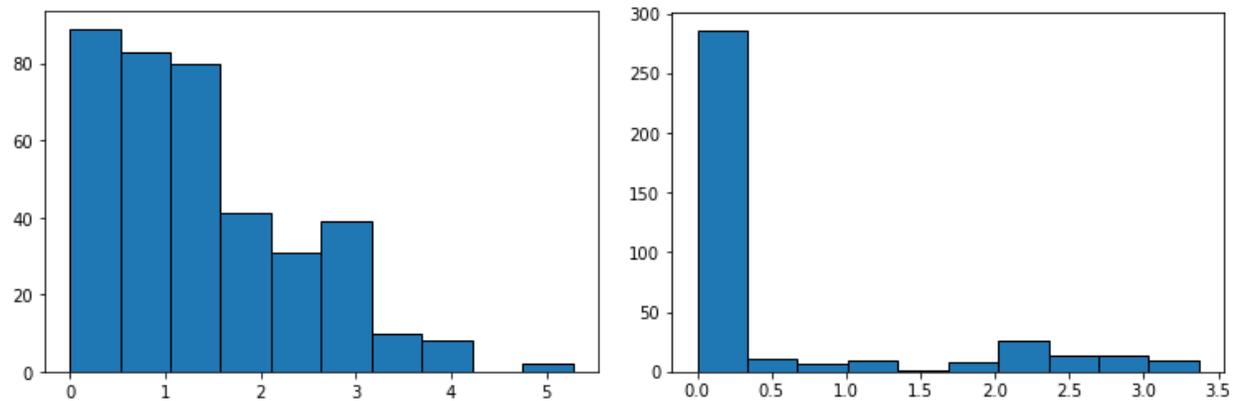
#### *Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de agosto*



**Figura 77.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de agosto.

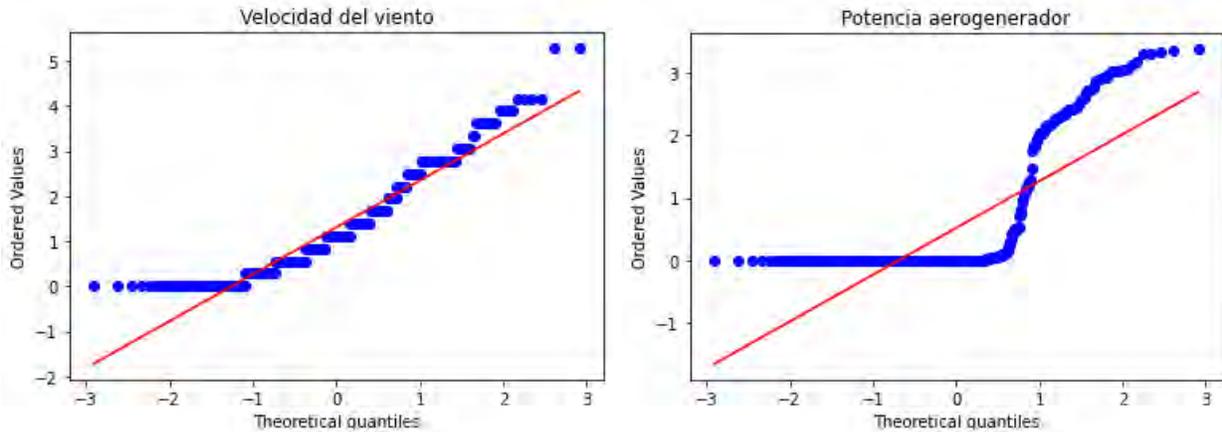
El diagrama de dispersión tiene una correlación nula, presenta una tendencia ascendente con dispersión en los laterales. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar la correlación de Spearman.

#### *Prueba de normalidad de velocidad y potencia de agosto*



**Figura 78.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de agosto.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia del mes de agosto presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 79.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de agosto.

Del gráfico Q-Q de agosto los puntos de los datos de velocidad se acercan a la línea recta y para potencia no encajan en su mayoría, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.919, p\_value=0.000; Estadístico=0.588, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de agosto*

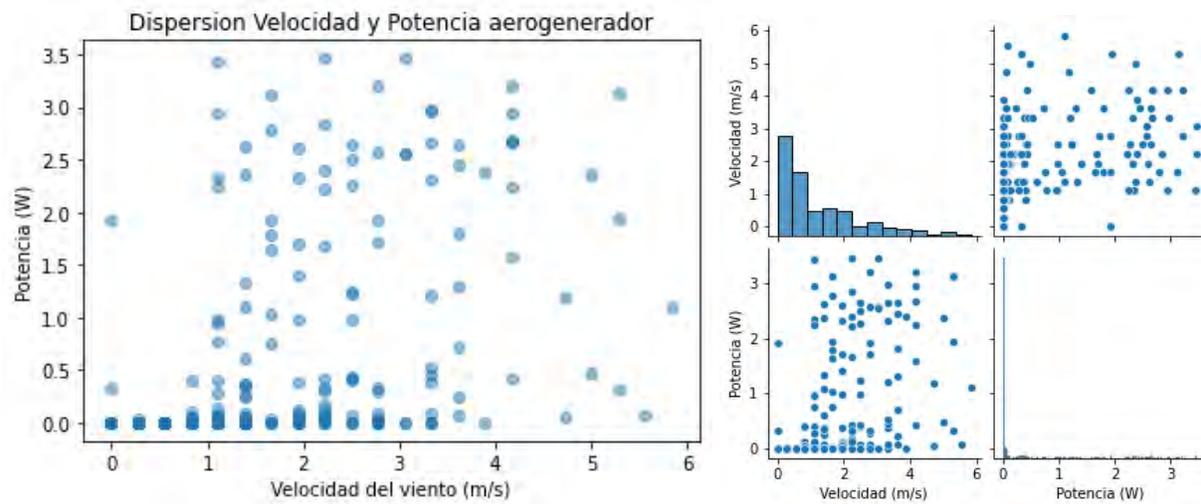
**Tabla 13** *Correlación de velocidad y potencia de agosto.*

	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.6288305	1.8518e-43

La significancia p-unc calculada es de 1.8518e-43, es así como se descarta la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.6288305, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, por lo que existe casi un 100% de confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de agosto del 2021.

- **Correlación velocidad y potencia mes de setiembre**

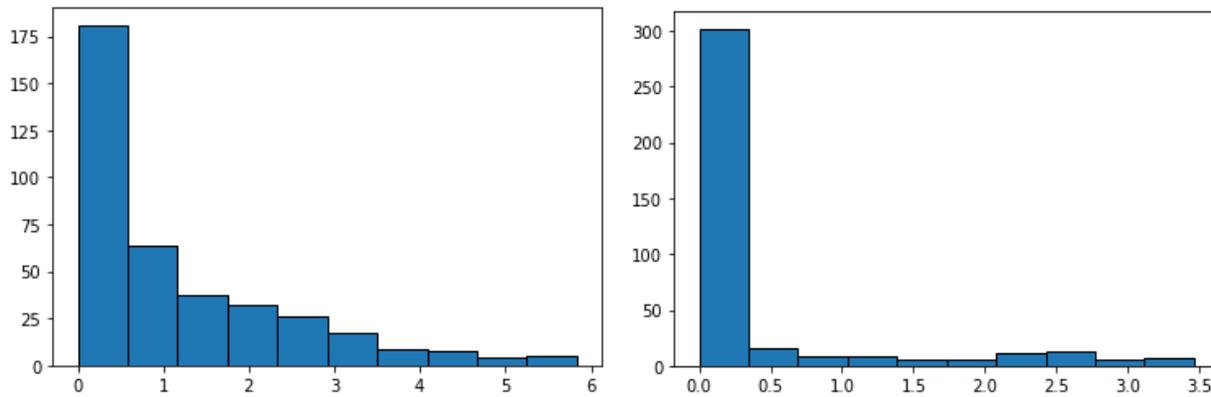
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de setiembre*



**Figura 80.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de setiembre.

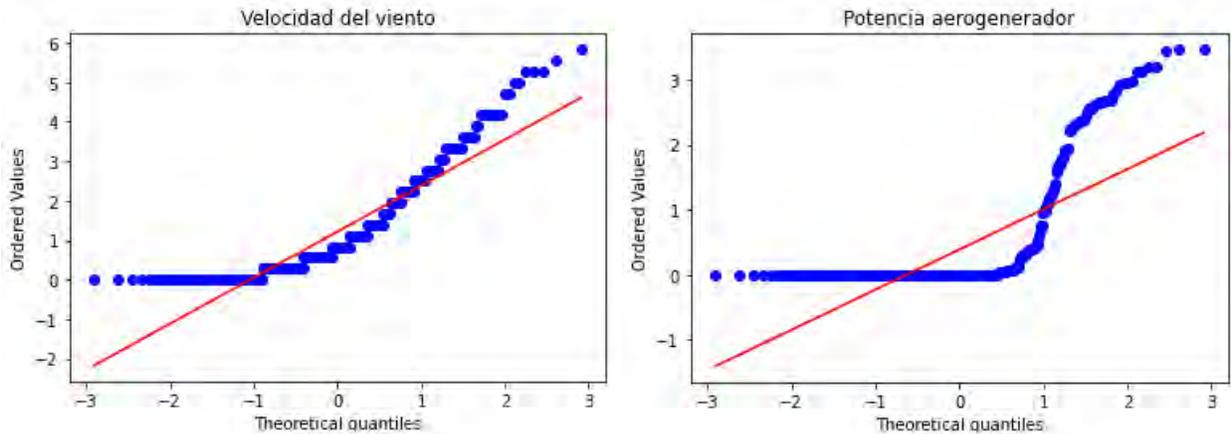
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) es conveniente evaluar la correlación con el coeficiente de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de setiembre*



**Figura 81.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de setiembre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencia del mes de setiembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 82.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de setiembre.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de setiembre no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.851, p\_value=0.000; Estadístico=0.525, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de setiembre*

**Tabla 14** *Correlación de velocidad y potencia de setiembre.*

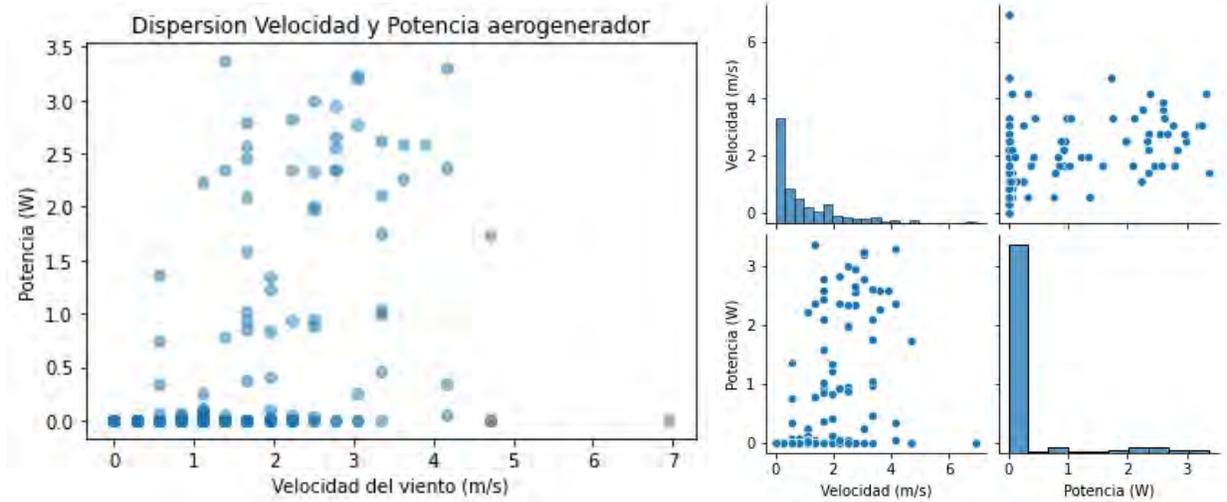
	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.67848	5.59878e-53

La significancia p-unc calculada es de 5.59878e-53, es así como se descarta la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman r de 0.67848, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio. El resultado indica un nivel de probabilidad de error de 0.01, por lo que existe casi un 100% de confianza de que la correlación

positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador sea verdadera el mes de setiembre.

- **Correlación velocidad y potencia mes de octubre**

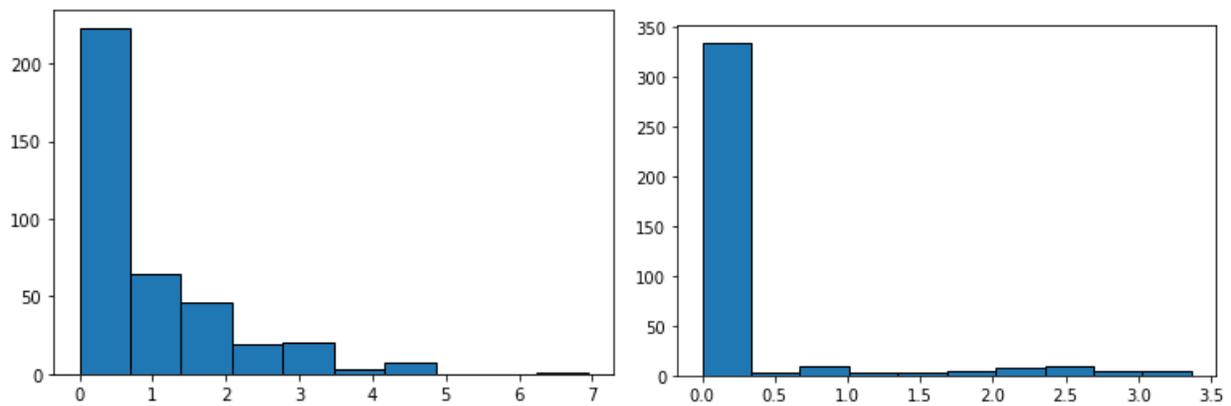
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de octubre*



**Figura 83.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de octubre.

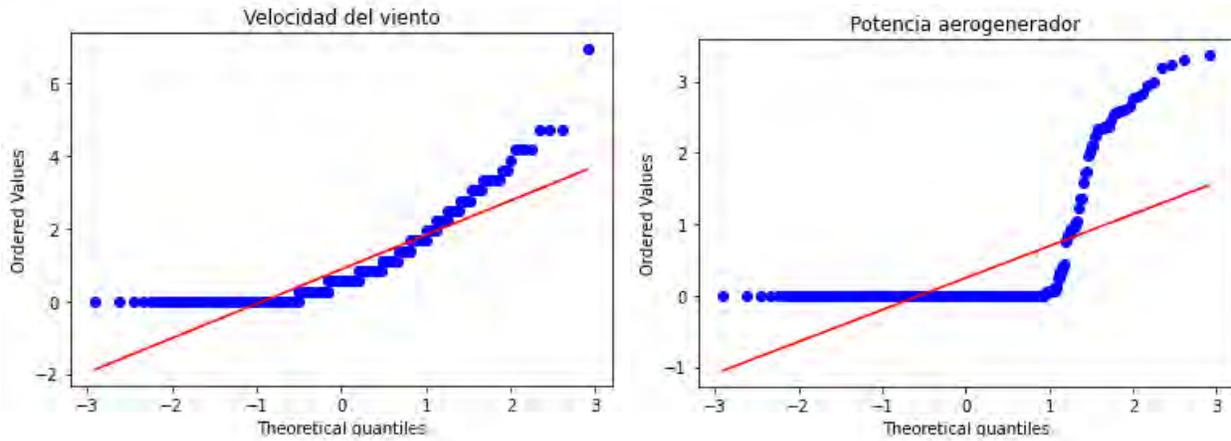
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) es conveniente evaluar la correlación con el coeficiente de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de octubre*



**Figura 84.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de octubre.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia del mes de octubre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 85.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de octubre.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de octubre no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.792, p\_value=0.000, Estadístico=0.396, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede usar Pearson. El método a utilizar para medir la relación de variables no lineales es Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de octubre*

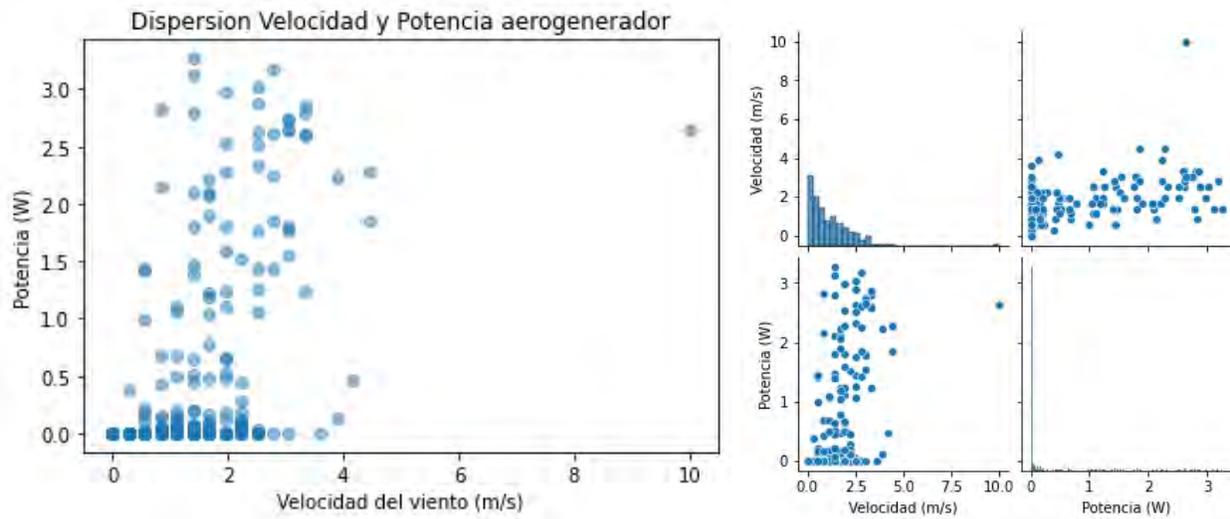
**Tabla 15** *Correlación de velocidad y potencia de octubre.*

	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.562474	2.46147e-33

La significancia p-unc calculada es de 2.46147e-33, es así como se descarta la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman r de 0.562474, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de octubre del 2021.

- **Correlación velocidad y potencia mes de noviembre**

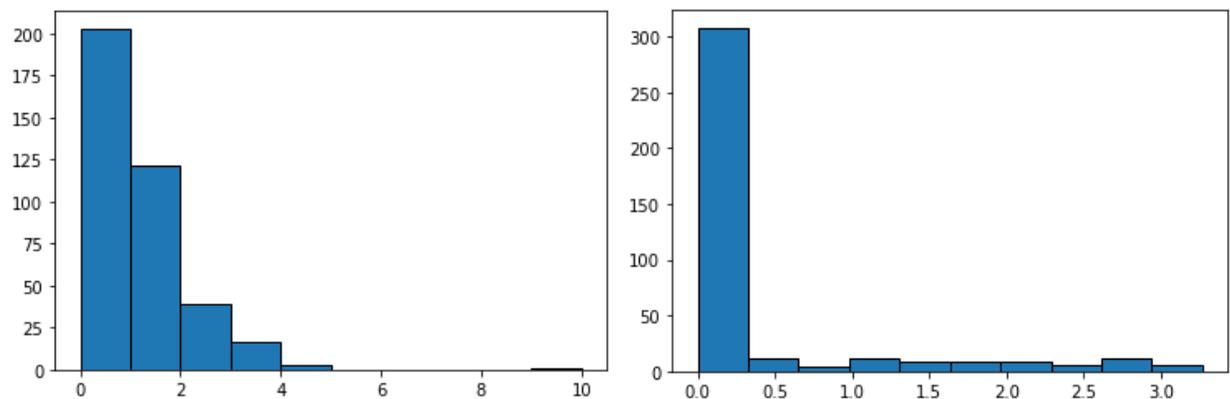
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de noviembre*



**Figura 86.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de noviembre.

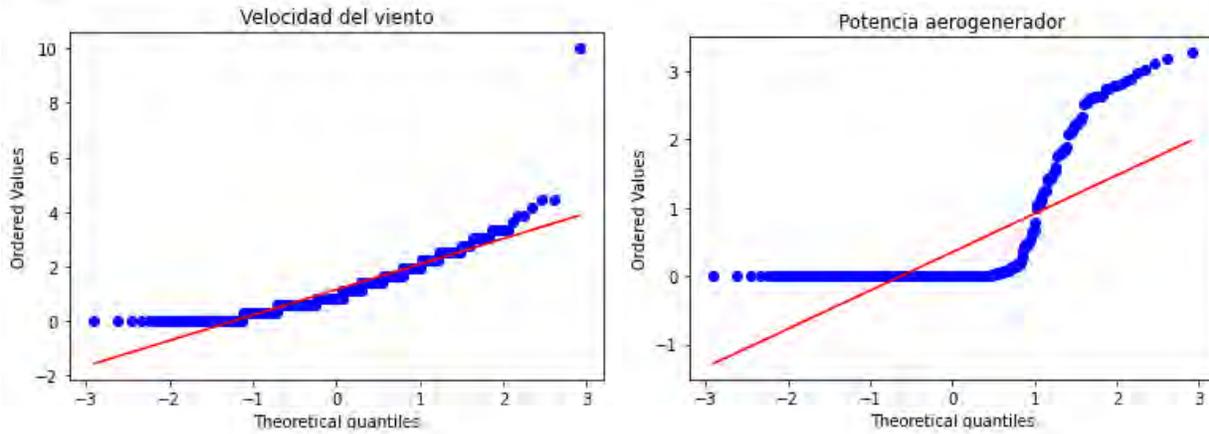
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) se debe evaluar la correlación con Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de noviembre*



**Figura 87.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de noviembre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencia del mes de noviembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 88.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de noviembre.

Del gráfico Q-Q de noviembre los puntos de los datos de velocidad encajan en la línea recta en regular porcentaje con probabilidad de normalidad, y los puntos de potencia no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.838, p\_value=0.000, Estadístico=0.514, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de noviembre*

**Tabla 16** *Correlación de velocidad y potencia de noviembre.*

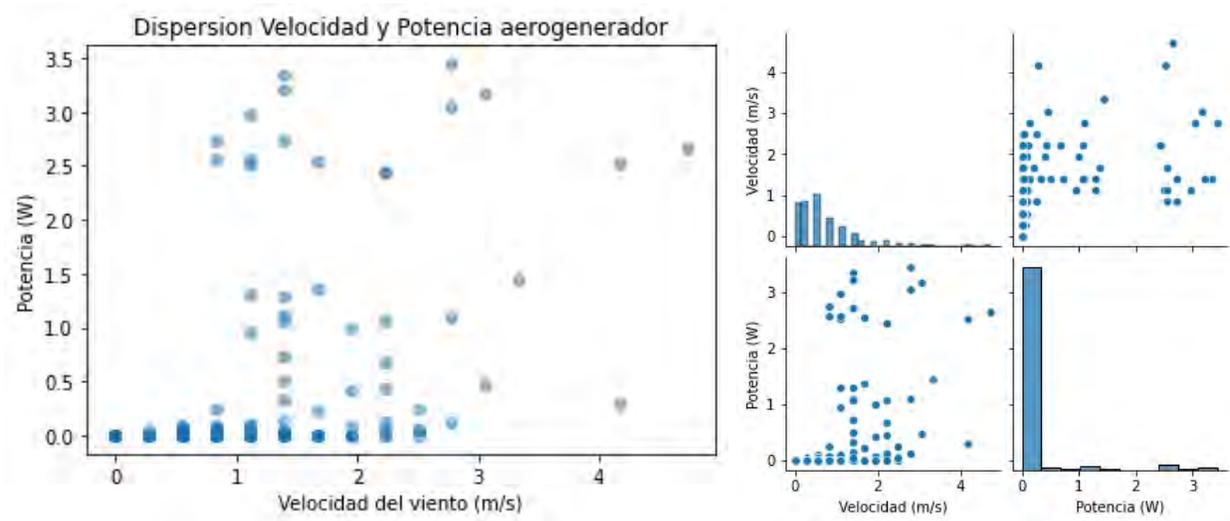
	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.59749	1.98495e-38

La significancia p-unc calculada es de 1.98495e-38, se descarta la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman r de 0.59749, significa que hay una relación directa entre ambas variables y su grado es medio. El p-unc es significativo al nivel

de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de noviembre del 2021.

- **Correlación velocidad y potencia mes de diciembre**

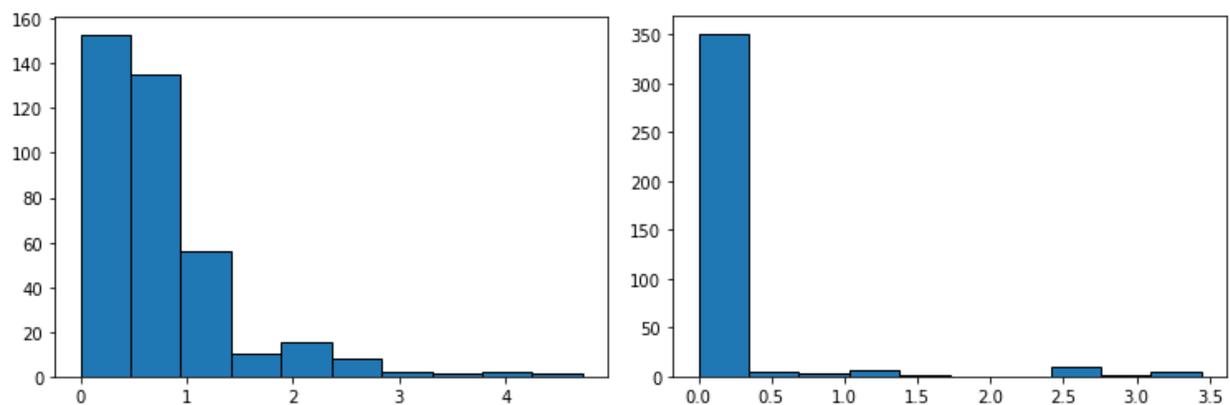
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de diciembre*



**Figura 89.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de diciembre.

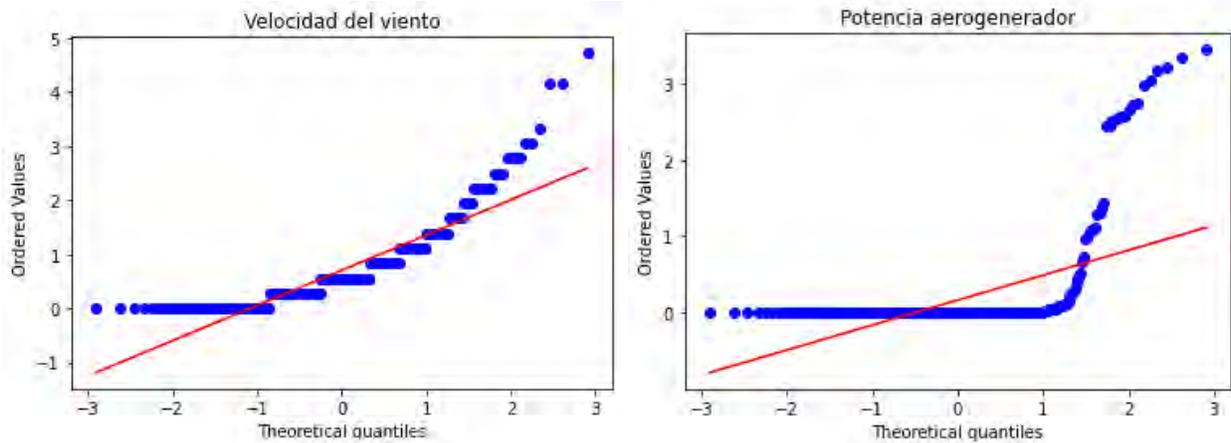
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Por ser no lineal se debe evaluar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de diciembre*



**Figura 90.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de diciembre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencia del mes de diciembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 91.** *Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de diciembre.*

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de diciembre no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.811, p\_value=0.000, Estadístico=0.305, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se tiene que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de diciembre*

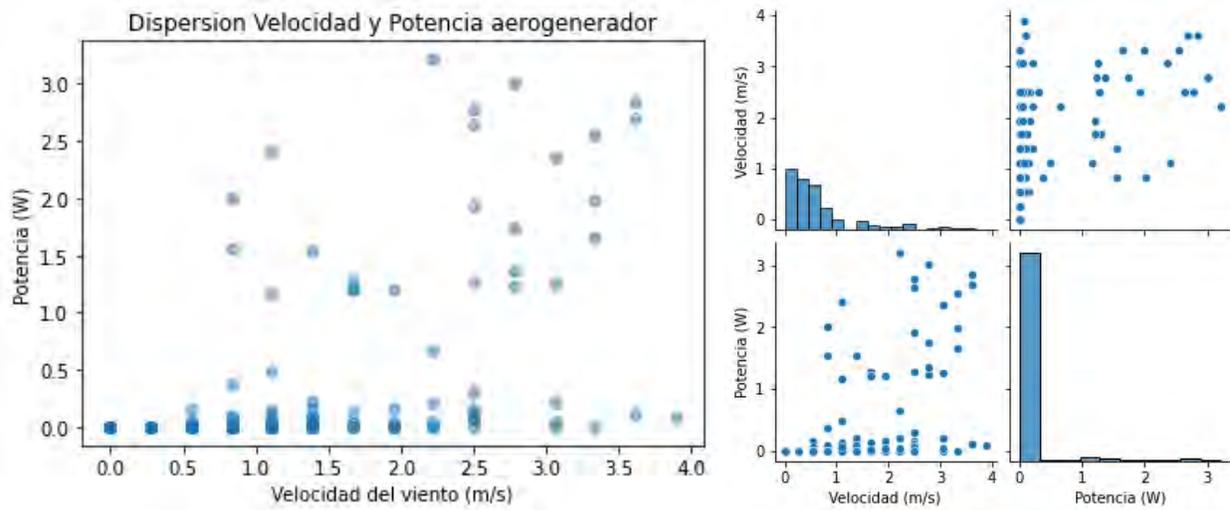
**Tabla 17** *Correlación de velocidad y potencia de diciembre.*

	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.527591	7.8878e-29

La significancia p-unc calculada es de 7.8878e-38, por lo que se rechaza la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.527591, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, por lo que existe casi un 100% de confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de diciembre del 2021.

- **Correlación velocidad y potencia mes de enero**

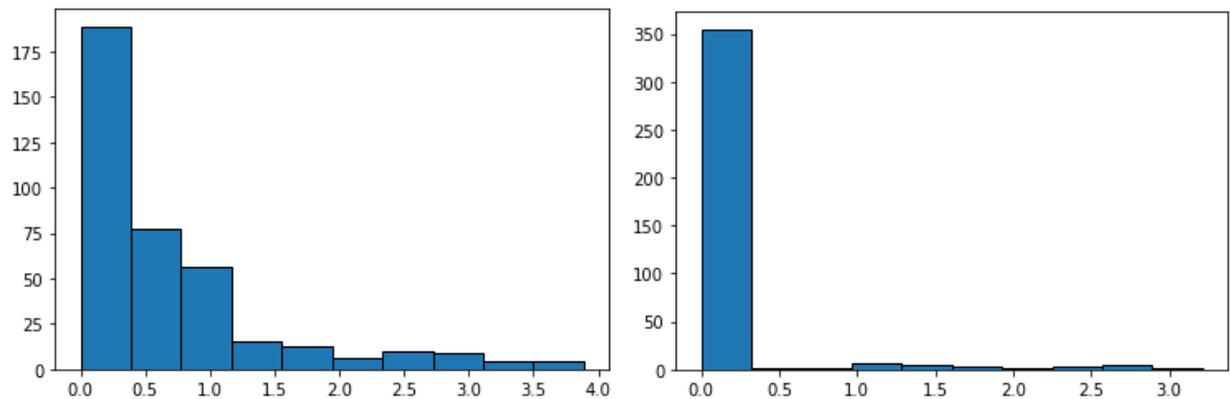
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de enero*



**Figura 92.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de enero.

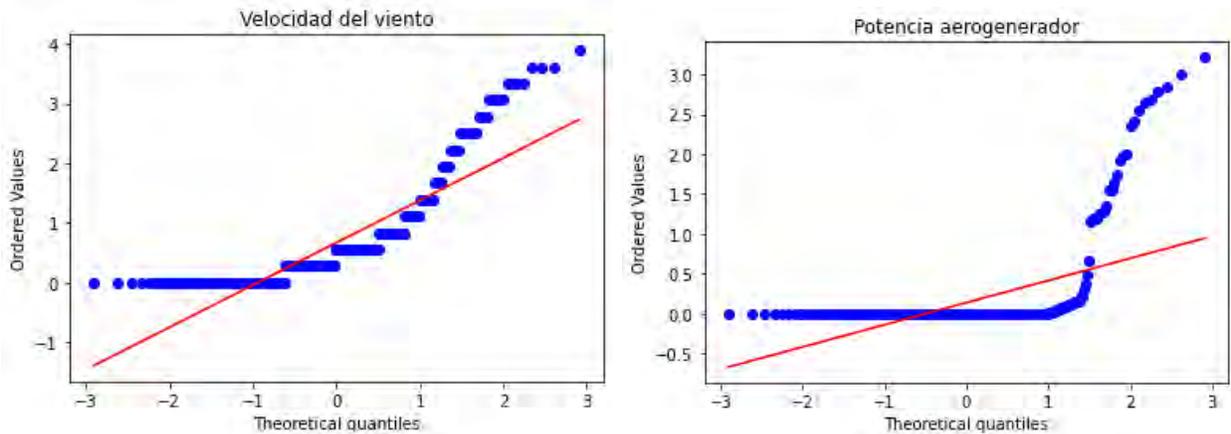
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación marcada, existe una leve tendencia ascendente. Al ser no lineal (monótona) es conveniente evaluar el coeficiente de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de enero*



**Figura 93.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de enero.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia del mes de enero presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 94.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de enero.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de enero no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.763, p\_value=0.000, Estadístico=0.302, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de enero*

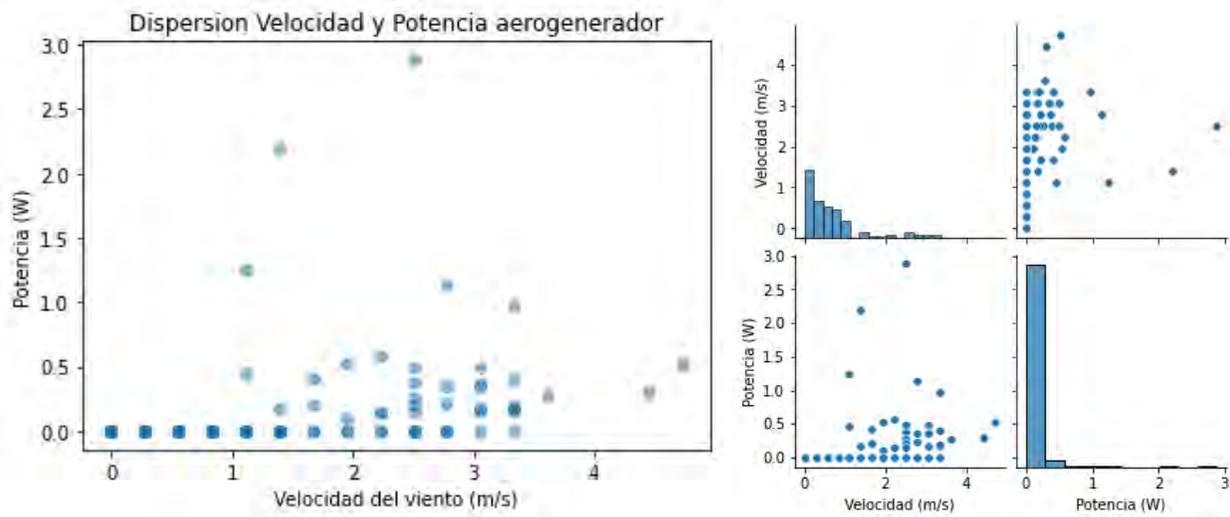
**Tabla 18** *Correlación de velocidad y potencia de enero.*

	X	Y	N	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.593274	8.79375e-38

La significancia p-unc calculada es de 8.79375e-38, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. Con un coeficiente r de Spearman de 0.593274, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de enero del 2022.

- **Correlación velocidad y potencia mes de febrero**

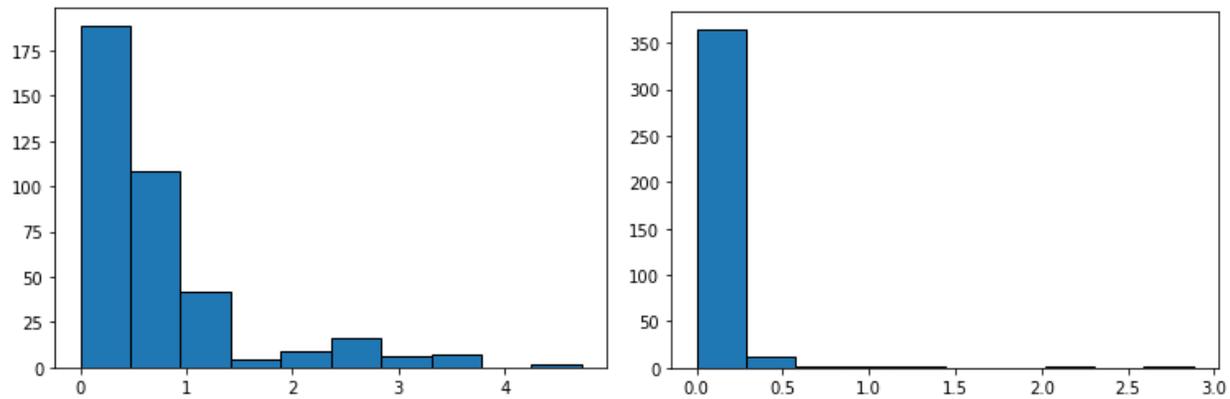
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de febrero*



**Figura 95.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de febrero.

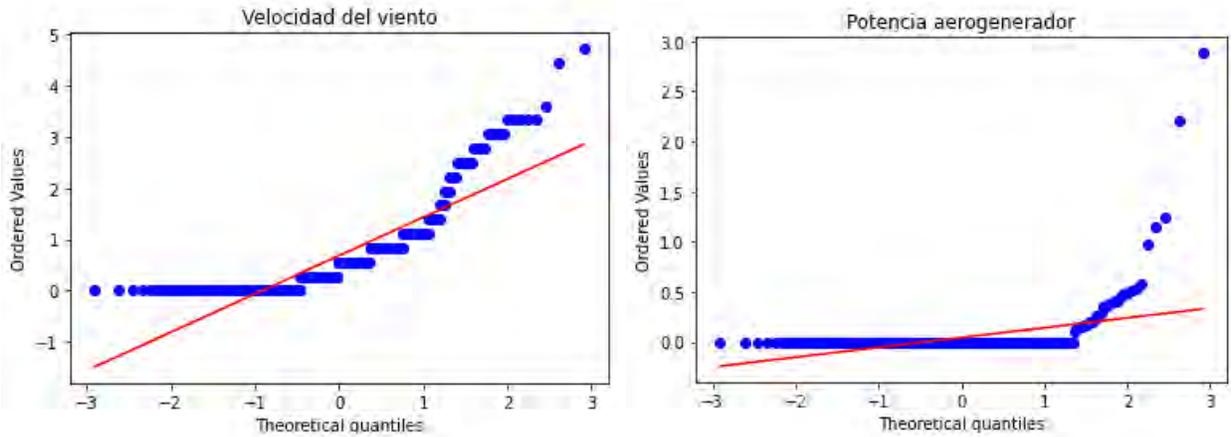
El diagrama no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) se debe evaluar la correlación con el coeficiente de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de febrero*



**Figura 96.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de febrero.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia del mes de febrero presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 97.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de febrero.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de febrero no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.761, p\_value=0.000, Estadístico=0.195, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de febrero*

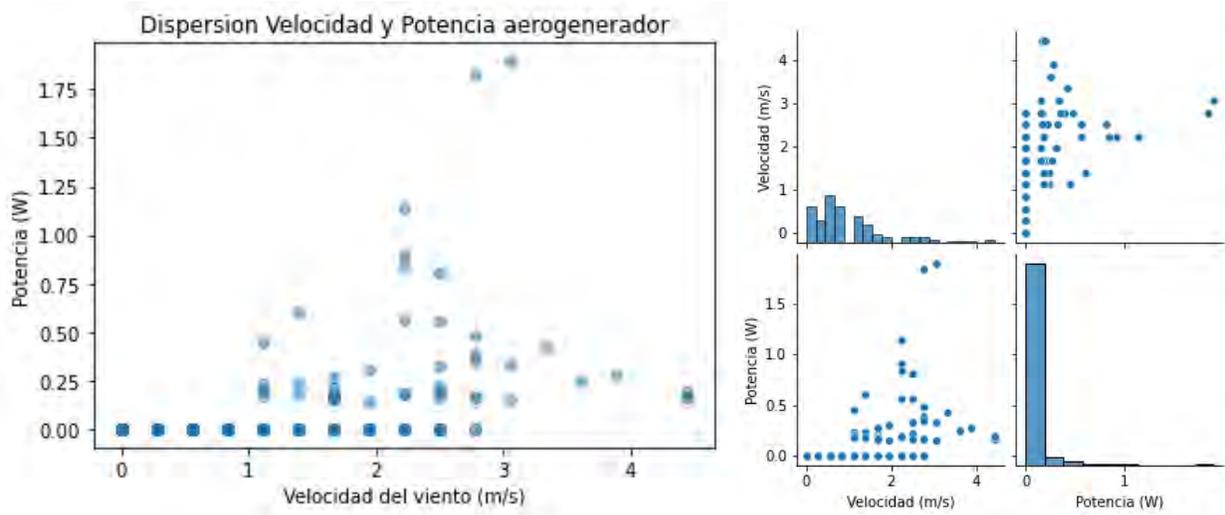
**Tabla 19** *Correlación de velocidad y potencia de febrero.*

	X	Y	n	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.473676	8.15015e-23

La significancia p-unc calculada es de 8.15015e-23, es así como se descarta la hipótesis nula y admitimos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.473676, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es débil. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva débil entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de febrero del 2022.

- **Correlación velocidad y potencia mes de marzo**

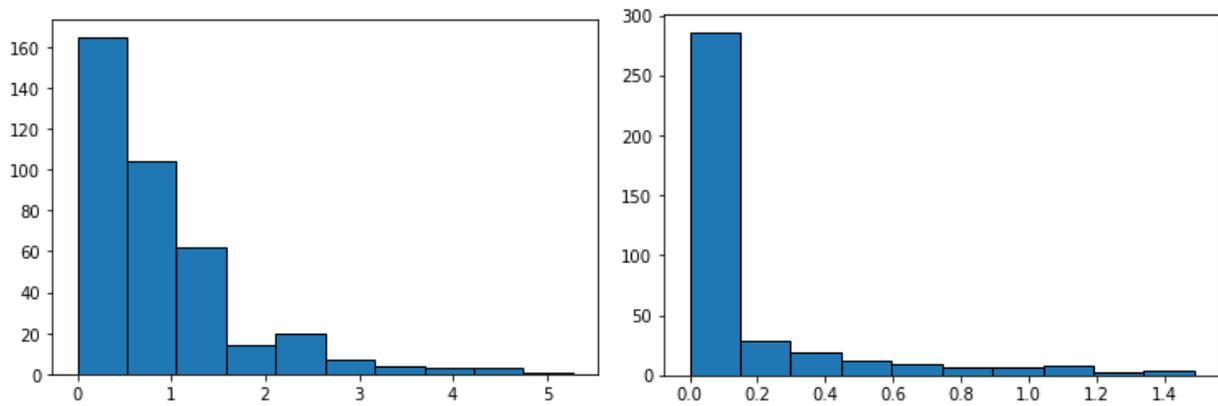
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de marzo*



**Figura 98.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de marzo.

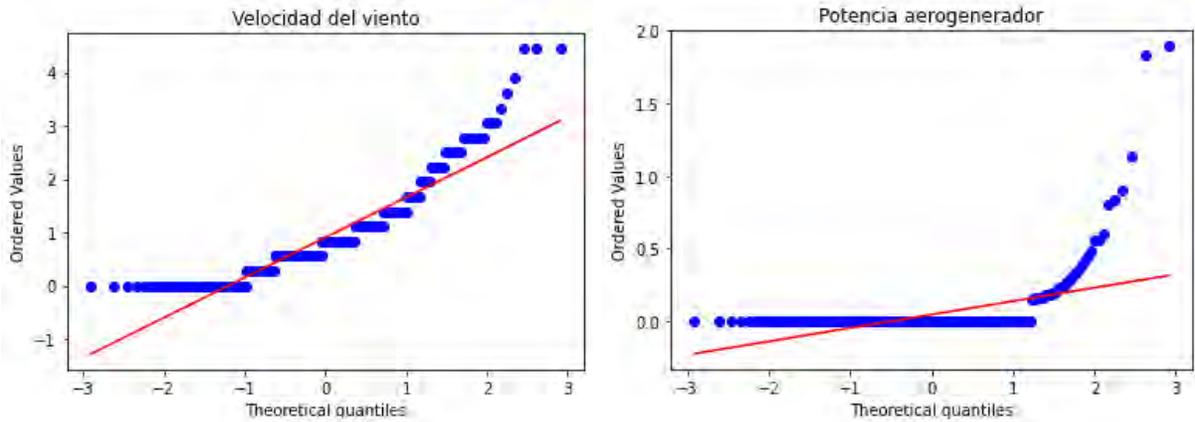
El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) es conveniente evaluar la correlación con el coeficiente de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de marzo*



**Figura 99.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de marzo.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia del mes de marzo presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 100.** *Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencia de marzo.*

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencia del mes de marzo no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

**Estadístico=0.799, p\_value=0.000, Estadístico=0.572, p\_value=0.000**

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia del mes de marzo*

**Tabla 20** *Correlación de velocidad y potencia de marzo.*

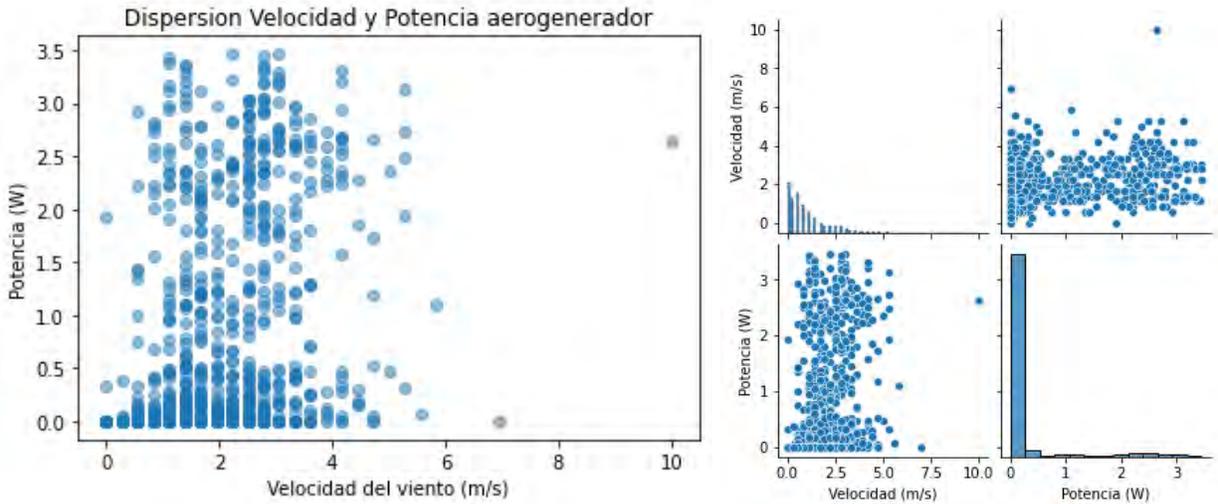
	X	Y	n	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	383	0.497879	2.20297e-25

La significancia p-unc calculada es de 2.20297e-25, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.497879, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es débil a medio. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva débil media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el mes de marzo del 2022.

### 5.2.2. Correlación de velocidad y potencia de los 8 meses

El análisis total de información suma las muestras de cada mes ( $n= 383$ ) con un total de 3064 datos para los 8 meses.

*Gráfico de dispersión de velocidad y potencia de 8 meses*

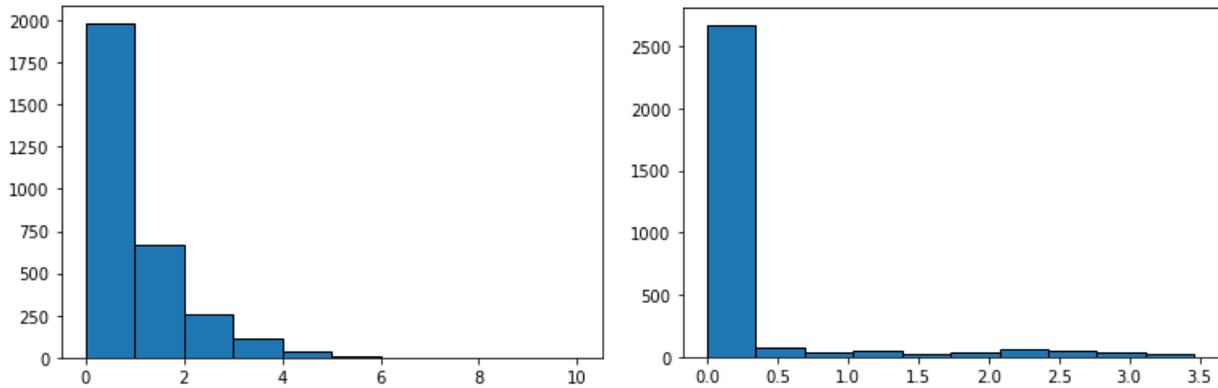


**Figura 101.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencia de 8 meses.

El diagrama de dispersión no tiene ninguna relación. Al ser no lineal (monótona) es conveniente evaluar la correlación con el coeficiente de Spearman.

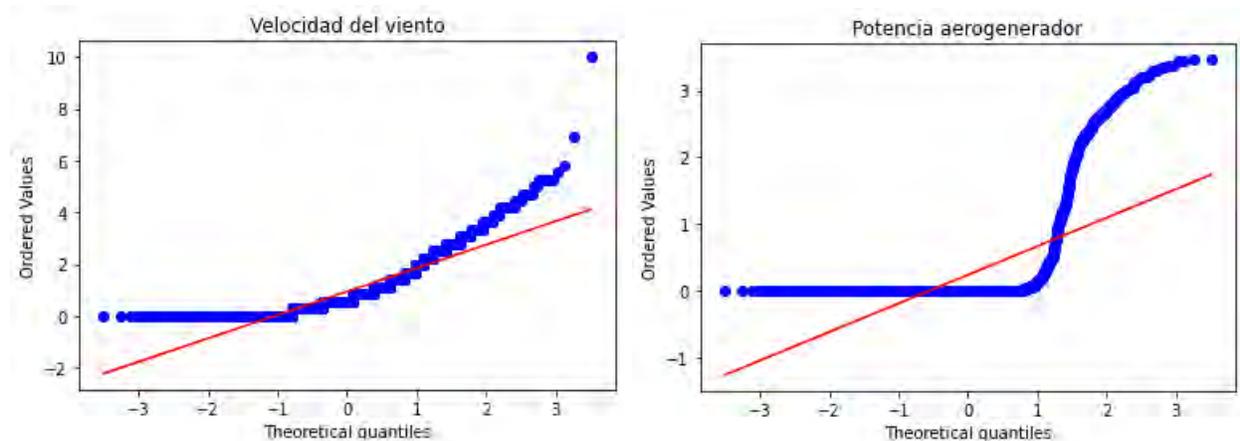
*Prueba de normalidad de velocidad y potencia de 8 meses*

El análisis total de información suma las muestras de cada mes ( $n= 383$ ) con un total de 3064 datos para los 8 meses.



**Figura 102.** Distribución de normalidad de velocidad y potencia de 8 meses.

Los histogramas de frecuencias de las muestras de velocidad y potencia de los 8 meses de estudio presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal con forma de la campana de Gauss, debido a la falta de viento, lo que se traduce en falta de generación de energía y por consiguiente potencias iguales a cero.



**Figura 103.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencia de 8 meses.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad durante los 8 meses de estudio del potencial eólico y los datos de potencia no encajan en la línea recta, lo que significa una falta de normalidad en la distribución.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.828, p\_value=0.000, Estadístico=0.401, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que las dos variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencia de 8 meses*

**Tabla 21** *Correlación de velocidad y potencia de 8 meses.*

	X	Y	n	R	p-unc
0	Velocidad	Potencia	3064	0.600952	2.83705e-300

La significancia p-unc calculada es de 2.83705e-300, se rechaza la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.600952, significa que hay una relación directa entre las variables y su grado es medio.

El p-unc es significativo al nivel de 0.01, por lo que existe casi un 100% de confianza de correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante los 8 meses de estudio del proyecto.

### 5.2.3. Inferencia de correlación de velocidad del viento y potencia del aerogenerador

El análisis de muestras para las variables de velocidad del viento y potencia del aerogenerador se realiza por meses por conveniencia para organizar la población de mejor manera (muestreo no probabilístico). Por otra parte, se define un muestreo probabilístico de cada muestra mensual con un tamaño de muestra, calculado en STATS, n de 383 datos obtenidos por muestreo aleatorio recogiendo información de todo el mes. Finalmente se evalúa las pruebas de correlación para cada mes y para la población que suma las muestras de los 8 meses de estudio.

**Tabla 22** *Correlación de velocidad y potencia por meses.*

Mes	X	Y	n	r	p-unc
Agosto	Velocidad	Potencia	383	0.6288305	1.8518e-43
Setiembre	Velocidad	Potencia	383	0.67848	5.59878e-53
Octubre	Velocidad	Potencia	383	0.562474	2.46147e-33
Noviembre	Velocidad	Potencia	383	0.59749	1.98495e-38
Diciembre	Velocidad	Potencia	383	0.527591	7.8878e-29
Enero	Velocidad	Potencia	383	0.593274	8.79375e-38
Febrero	Velocidad	Potencia	383	0.473676	8.15015e-23
Marzo	Velocidad	Potencia	383	0.497879	2.20297e-25
<b>8 meses</b>	Velocidad	Potencia	3064	0.600952	2.83705e-300

La tabla 22 es un compendio de los valores del coeficiente  $r$  y su significancia  $p$ -unc para la evaluación de correlación de las variables de velocidad y potencia para cada mes. La significancia  $p$ -unc calculada es menor a 0.05 en todos los resultados, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna definida por: la determinación de la relación de la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador permite demostrar que existe correlación entre ambas variables. El coeficiente  $p$ -unc es significativo al nivel de 0.01, por lo que existe un nivel de confianza de casi 100%. El coeficiente rho ( $r$ ) de Spearman presenta una correlación positiva media (conforme se incrementa  $X$ , la variable  $Y$  aumenta) del orden mayor a +0.5 entre la velocidad del viento y la potencia que produce el aerogenerador durante el tiempo de estudio dado desde agosto del 2021 a marzo del 2022.

### **5.3. Correlación de velocidad del viento y potencial eólico**

El estudio del potencial eólico involucra determinar la función de distribución de Weibull, la densidad de potencia, curva de potencia y rosa de vientos para conocer la energía disponible del recurso eólico en una determinada área. De acuerdo con Villarrubia en su libro Ingeniería de la Energía Eólica: “Se define el potencial eólico disponible en un punto como la potencia media eólica por unidad de superficie para un determinado periodo de tiempo, supuesta la densidad del aire constante” (Villarubia, 2012, p. 92).

Para Herrera, en la tesis “Evaluación del recurso eólico en la universidad tecnológica de ciudad Juárez (UTCJ)” se usa la densidad de potencia para para estimar energía producida. Y concluye que el potencial de energía es de  $6 \text{ w/m}^2$  con un predominio de la dirección oeste sur oeste en los vientos en la UTCJ.

El parámetro cuantificable en el estudio del potencial eólico para un área específica es la densidad de potencia. El análisis de correlación se determina con muestras tomadas para cada mes

de los parámetros de velocidad del viento y potencial eólico o densidad de potencia en el mismo instante de tiempo durante los 8 meses de investigación comprendidos entre agosto del 2021 a marzo del 2022. El tamaño de la muestra  $n$ , determinado por STATA, para cada mes es de 383 datos. Finalmente se une el muestreo de los 8 meses de cada variable para formar una población de 3064 datos y evaluar la correlación total.

La prueba de significancia estadística para determinar la correlación considera una hipótesis nula ( $H_0$ ) y una hipótesis alternativa ( $H_1$ ).

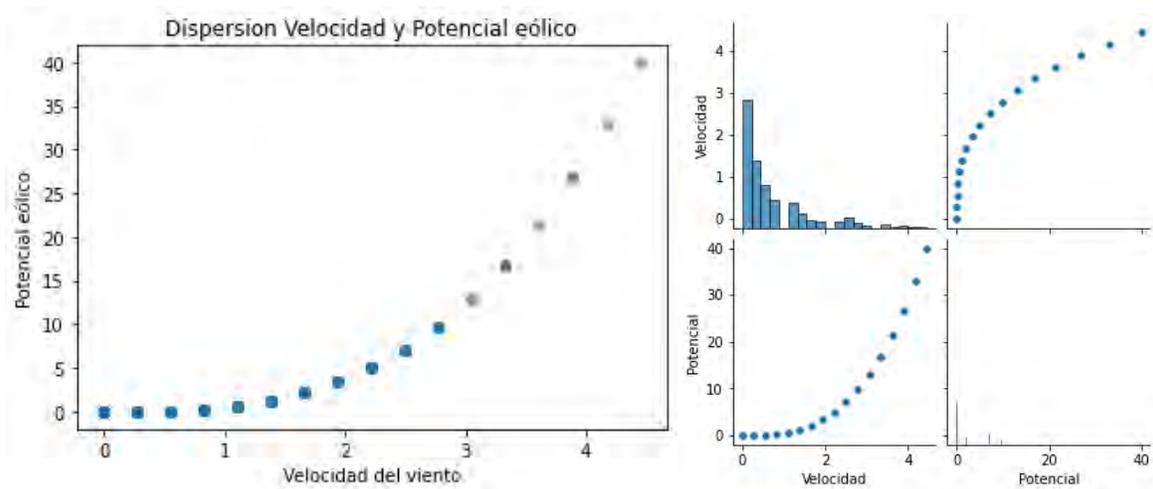
$H_1$ : La determinación de la relación de la velocidad del viento y el potencial eólico para la generación de energía permite demostrar que existe correlación entre ambas variables.

$H_0$ : La determinación de la relación de la velocidad del viento y el potencial eólico para la generación de energía permite demostrar que no existe correlación entre ambas variables.

### 5.3.1. Correlación de velocidad del viento y potencial eólico por meses

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de agosto**

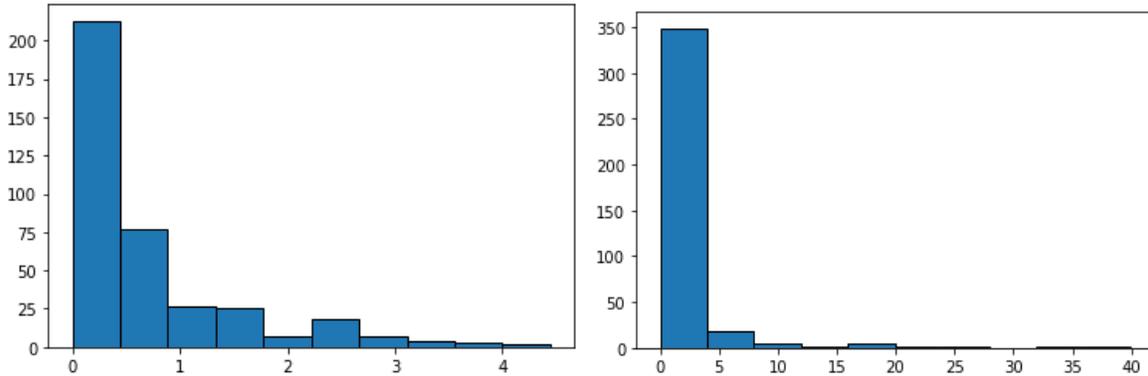
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de agosto*



**Figura 104.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de agosto.

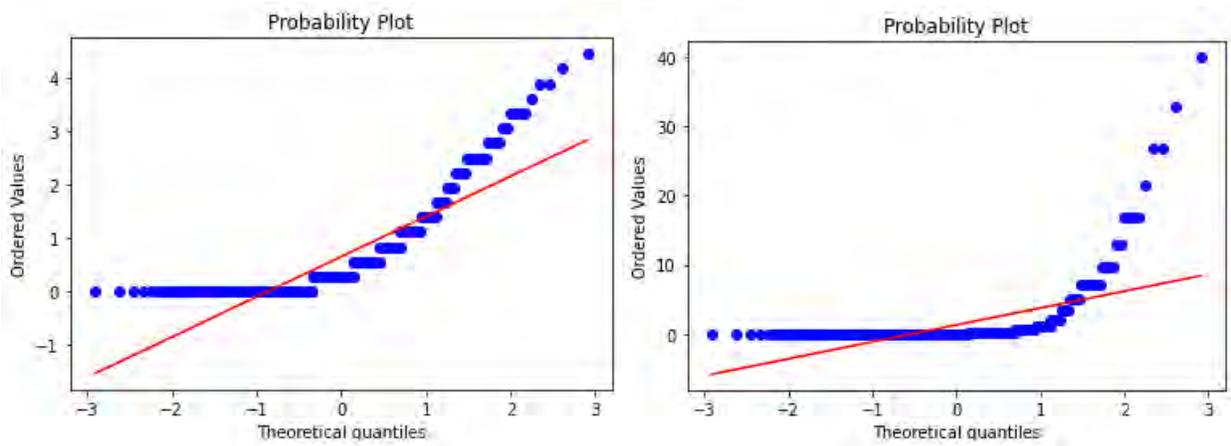
El diagrama de dispersión tiene correlación positiva perfecta. Y incrementa su valor a medida que el valor de X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) con tendencia ascendente es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de agosto*



**Figura 105.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de agosto.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de agosto presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 106.** Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de agosto.

Del gráfico Q- Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de agosto no encajan dentro de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.759, p\_value= 0.000, Estadístico=0.339, p\_value= 0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de agosto*

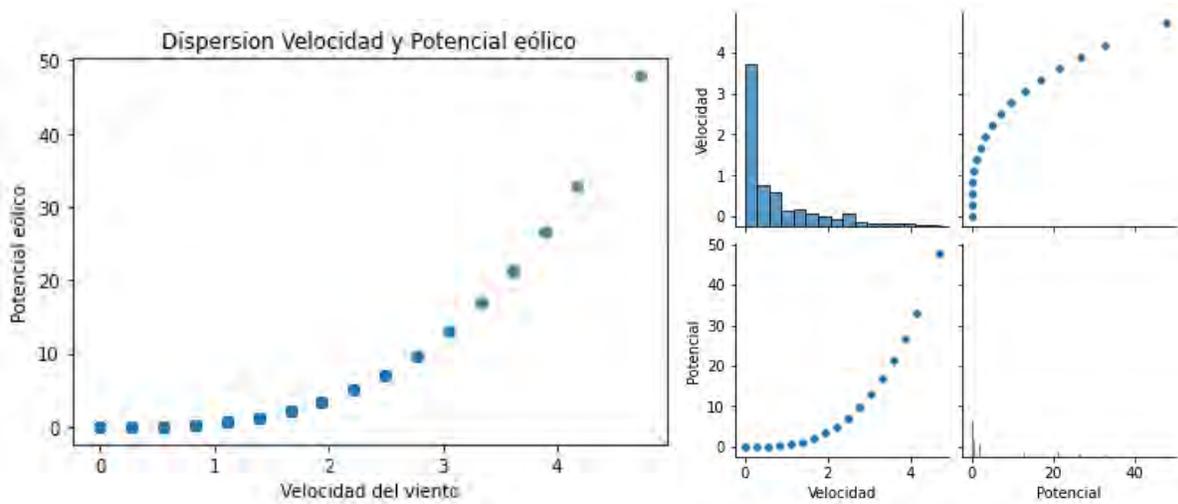
**Tabla 23** *Correlación de velocidad y potencial de agosto.*

	X	Y	n	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0

La significancia p-unc calculada es de 0.0, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 1.0, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de agosto del 2021.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de setiembre**

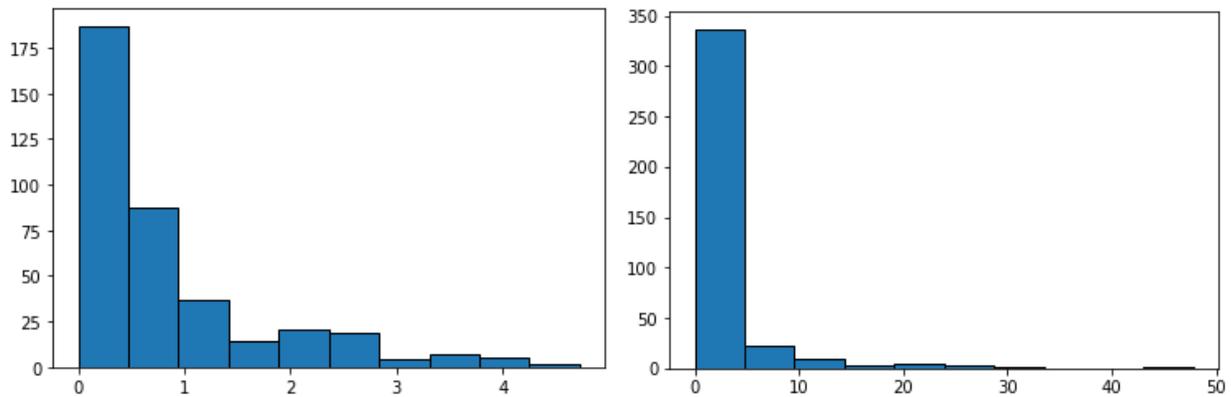
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de setiembre*



**Figura 107.** *Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de setiembre.*

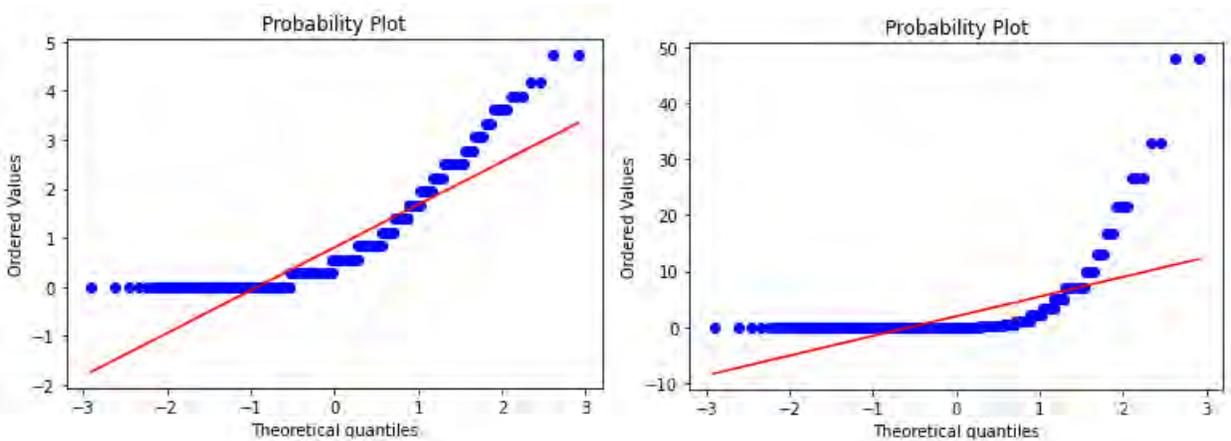
El diagrama de dispersión tiene una correlación positiva perfecta. Y incrementa su valor a medida que el valor de  $X$  aumenta con una tendencia curva ascendente. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de setiembre*



**Figura 108.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de setiembre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de setiembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 109.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencial de setiembre.

Del gráfico Q- Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de setiembre no encajan dentro de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.794, p\_value=0.000, Estadístico=0.379, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de setiembre*

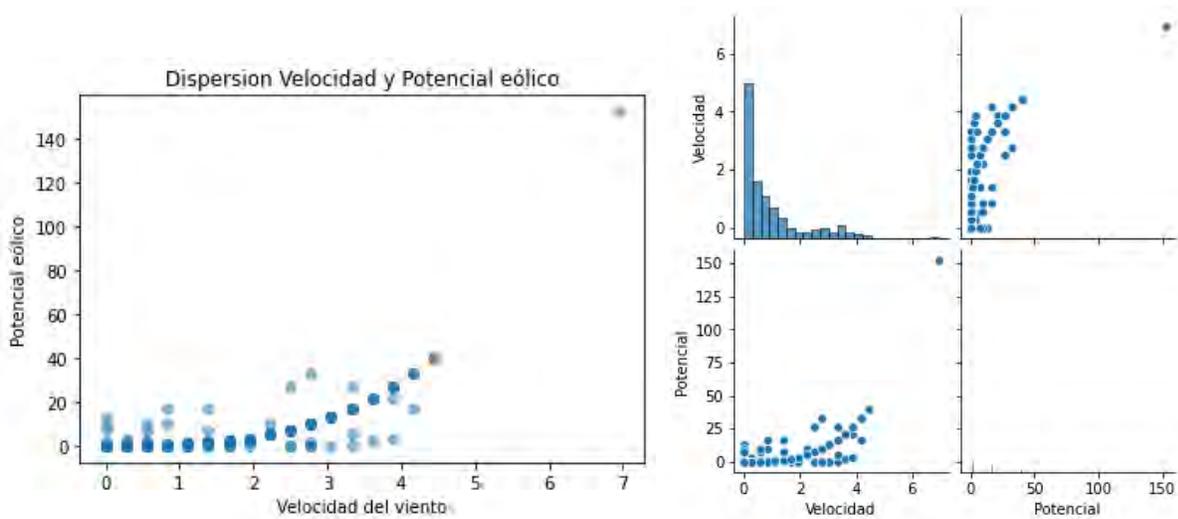
**Tabla 24** *Correlación de velocidad y potencial de setiembre.*

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0

La significancia p-unc calculada es de 0.0, es así como se rechaza la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 1.0, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de setiembre del 2021.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de octubre**

*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de octubre*

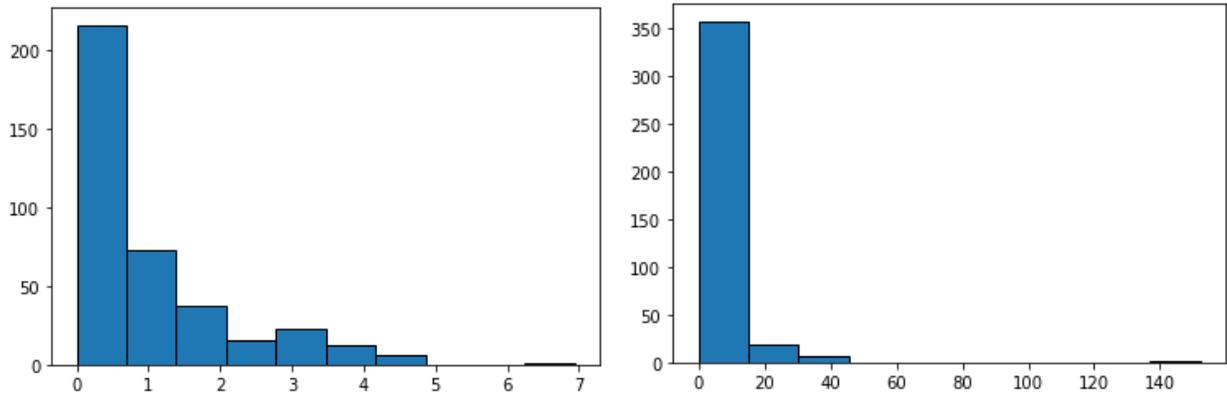


**Figura 110.** *Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de octubre.*

El diagrama de dispersión tiene una alta correlación positiva, con una tendencia ascendente.

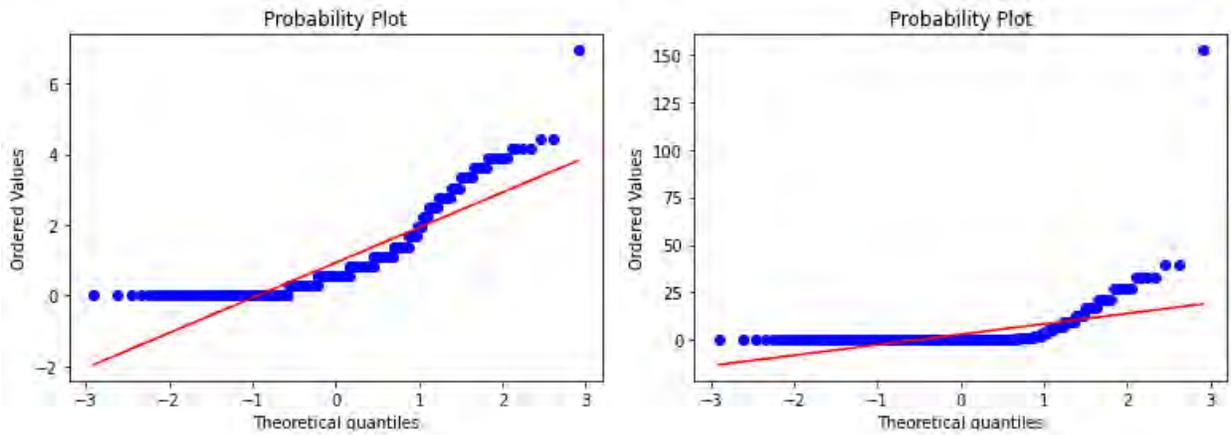
Por ser no lineal (monótona) es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de octubre*



**Figura 111.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de octubre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de octubre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 112.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencial de octubre.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de octubre no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.789, p value=0.000, Estadístico=0.300, p value=0.000

Con un  $p\_value$  menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de octubre*

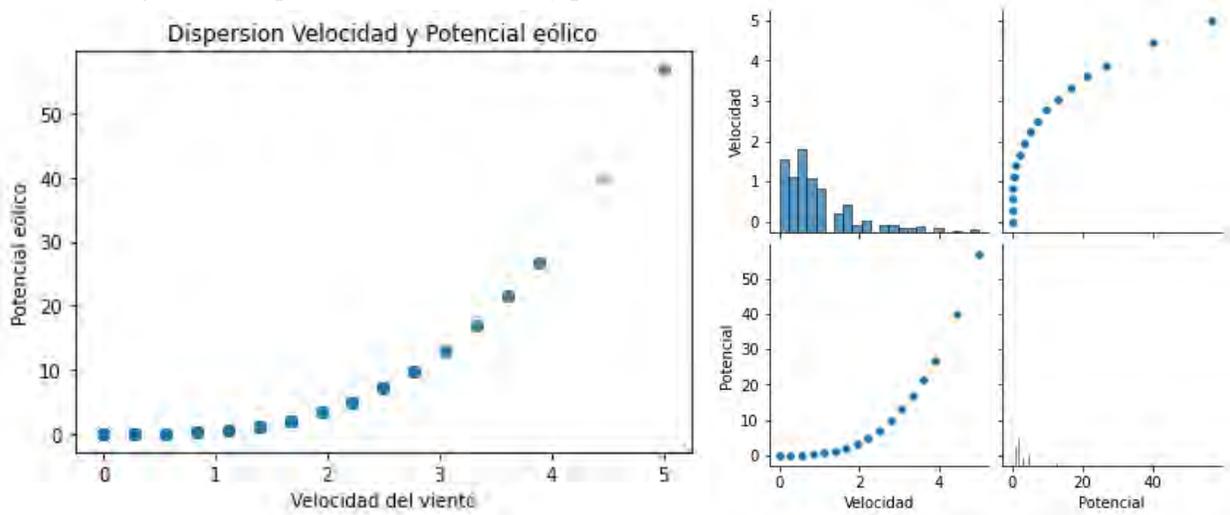
**Tabla 25** *Correlación de velocidad y potencial de octubre.*

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	0.822999	1.302057e-95

La significancia p-unc calculada es de 1.302057e-95, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.822999, significa que hay un grado muy fuerte de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva muy fuerte entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de octubre del 2021.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de noviembre**

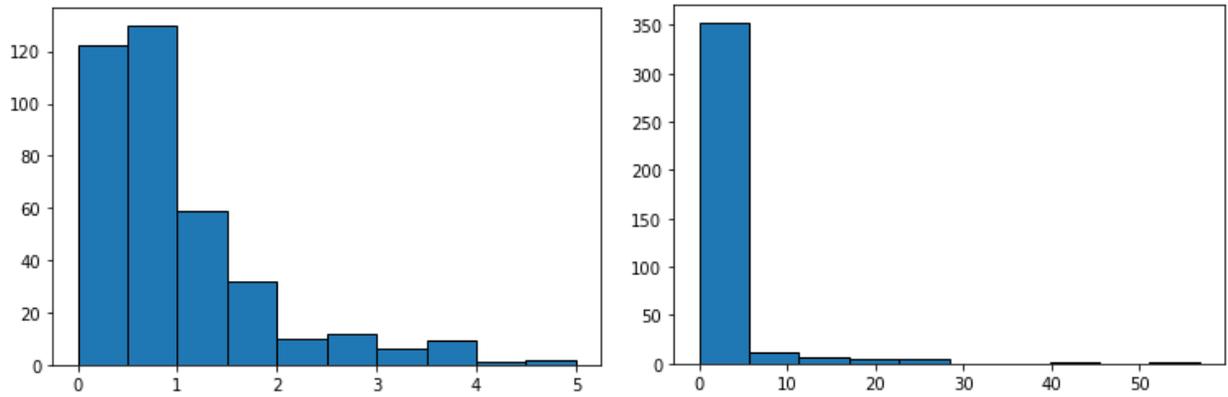
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de noviembre*



**Figura 113.** *Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de noviembre.*

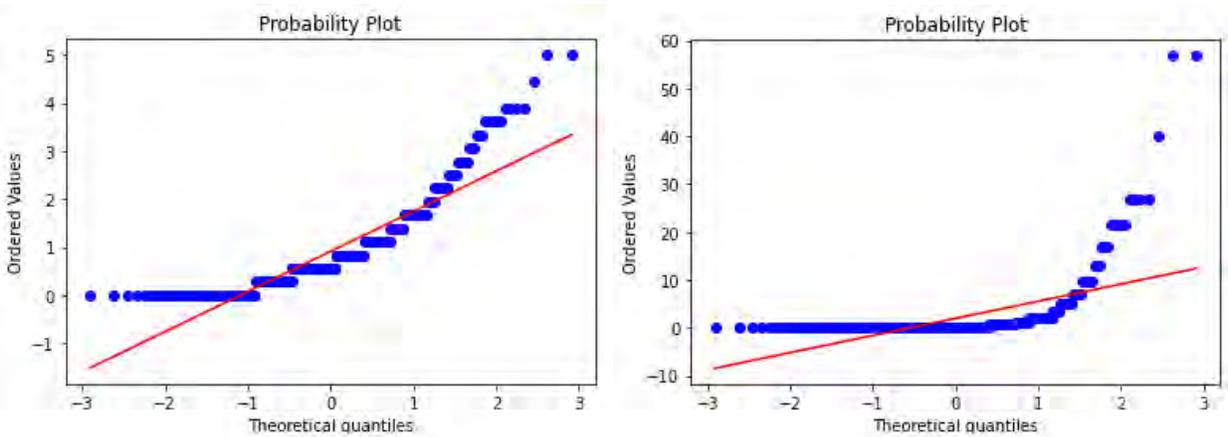
El diagrama de dispersión tiene una correlación positiva perfecta. Y incrementa su valor a medida que X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de noviembre*



**Figura 114.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de noviembre.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de noviembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 115.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencial de noviembre.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de noviembre no caen a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.827, p\_value=0.000, Estadístico=0.341, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de noviembre*

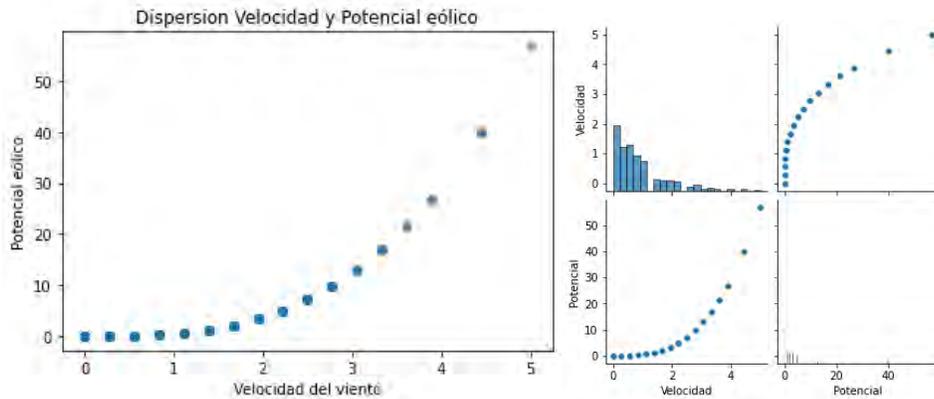
**Tabla 26** Correlación de velocidad y potencial de noviembre.

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0

La significancia p-unc calculada es de 0.0, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 1.0, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de noviembre del 2021.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de diciembre**

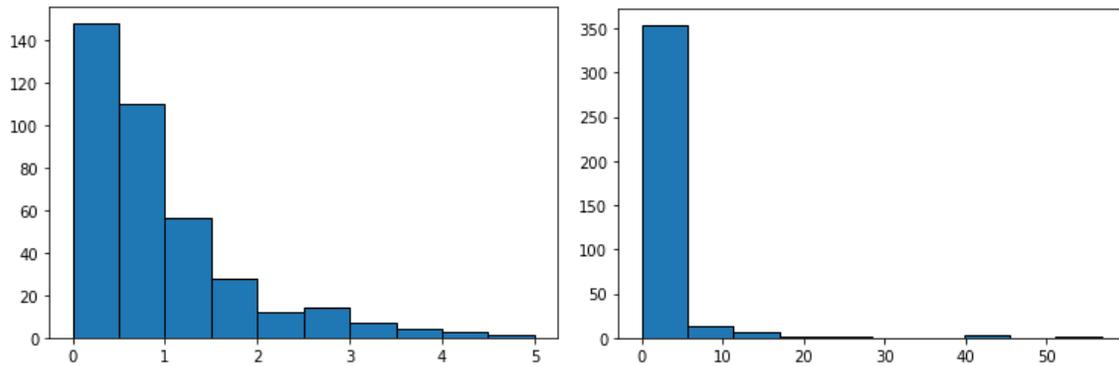
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de diciembre*



**Figura 116.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de diciembre.

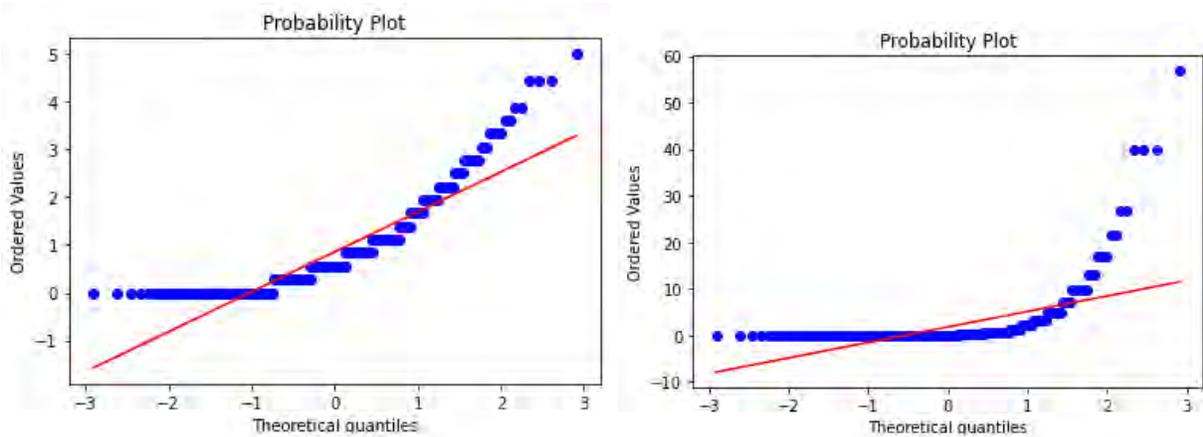
El diagrama tiene una correlación positiva perfecta. Y incrementa su valor a medida que X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) de tendencia curva se usa Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de diciembre*



**Figura 117.** *Distribución de normalidad de velocidad y potencial de diciembre.*

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de diciembre presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 118.** *Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de diciembre.*

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencial del mes de diciembre no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.827, p\_value=0.000, Estadístico=0.345, p\_value=0.000

Con un  $p\_value$  menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de diciembre*

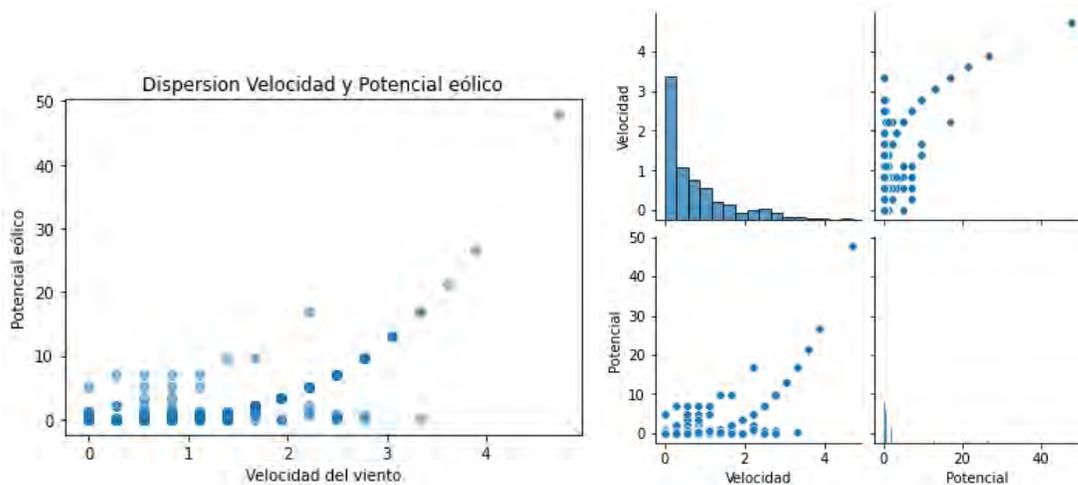
**Tabla 27** *Correlación de velocidad y potencial de diciembre.*

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0

La significancia  $p\_unc$  calculada es de 0.0, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 1.0, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El  $p\_unc$  es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de diciembre del 2021.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de enero**

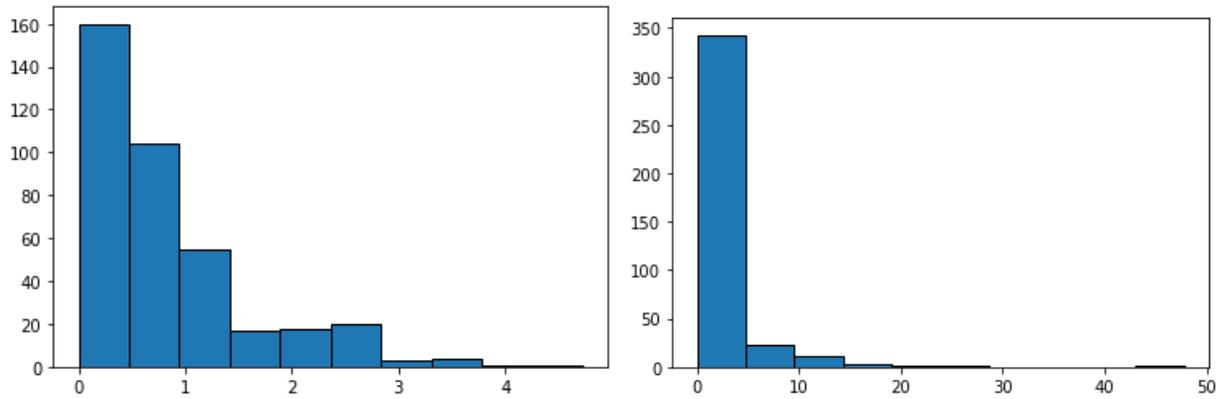
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de enero*



**Figura 119.** *Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de enero.*

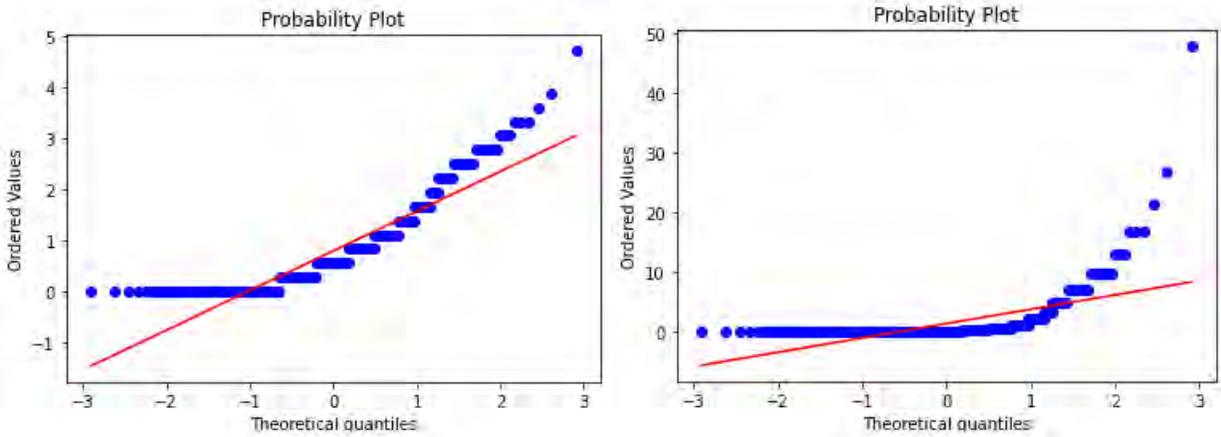
El diagrama de dispersión tiene una alta correlación positiva. Y incrementa su valor a medida que el valor de X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) con tendencia de aumento es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de enero*



**Figura 120.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de enero.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de enero presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 121.** Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de enero.

Del gráfico Q- Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de enero no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.843, p\_value=0.000, Estadístico=0.375, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de enero*

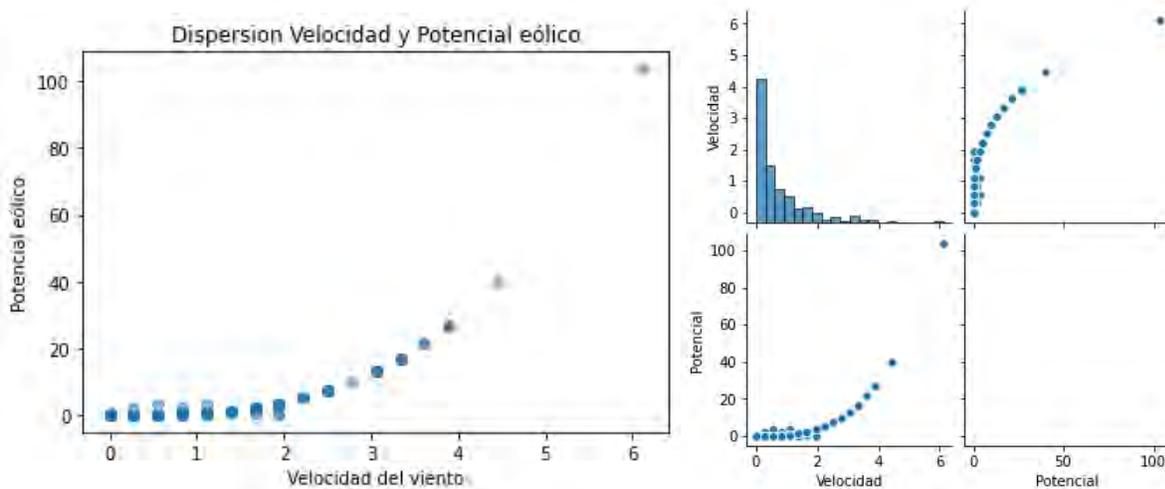
**Tabla 28** Correlación de velocidad y potencial de enero.

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	0.760414	2.024971e-73

La significancia p-unc calculada es de 2.024971e-73, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.760414, significa que hay un grado de relación muy fuerte entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva muy fuerte acerca de la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de enero del 2022.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de febrero**

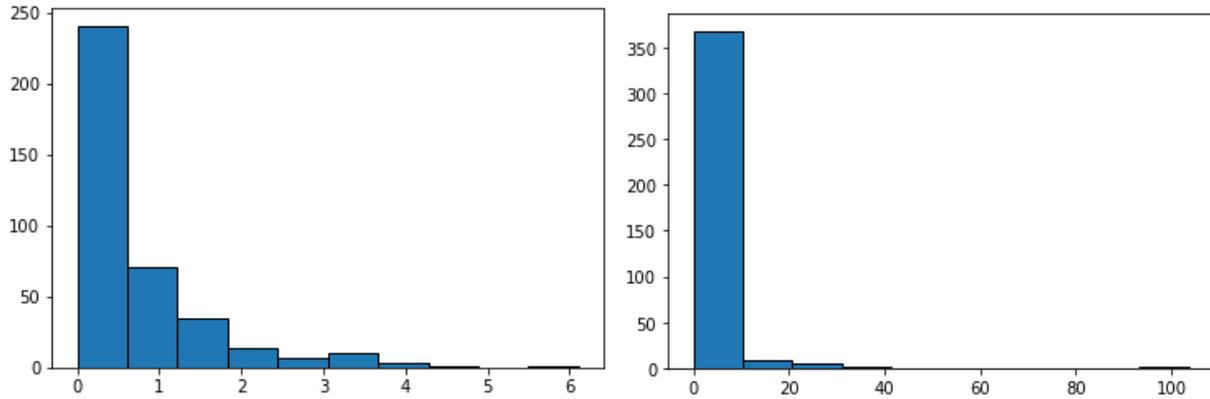
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de febrero*



**Figura 122.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de febrero.

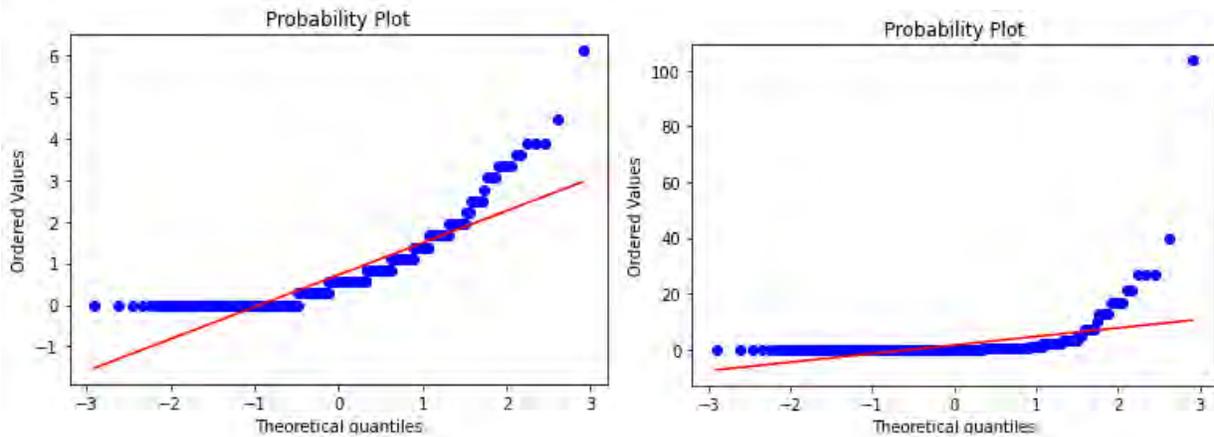
El diagrama tiene una correlación positiva, con altas puntuaciones aisladas de X e Y. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de febrero*



**Figura 123.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de febrero.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de febrero presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 124.** Gráfico Quantile-Quantile de velocidad y potencial de febrero.

Del gráfico Q- Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de febrero no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.777, p\_value=0.000, Estadístico=0.217, p\_value=0.000

Con un  $p\_value$  menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de febrero*

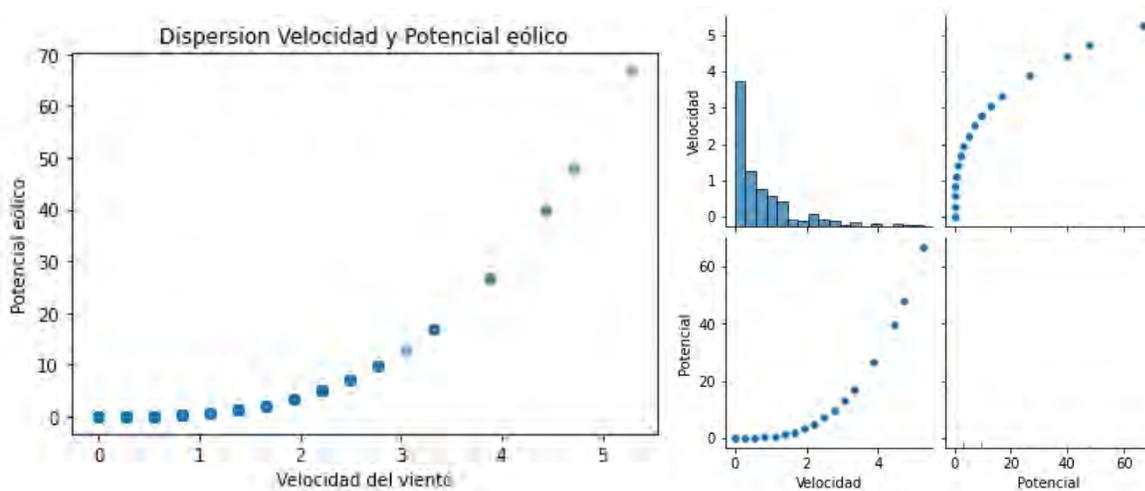
**Tabla 29** *Correlación de velocidad y potencial de febrero.*

	X	Y	n	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	0.959673	4.536476e-212

La significancia p-unc calculada es de 4.536476e-212, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.959673, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.01, existe casi un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de febrero del 2022.

- **Correlación de velocidad y potencial eólico mes de marzo**

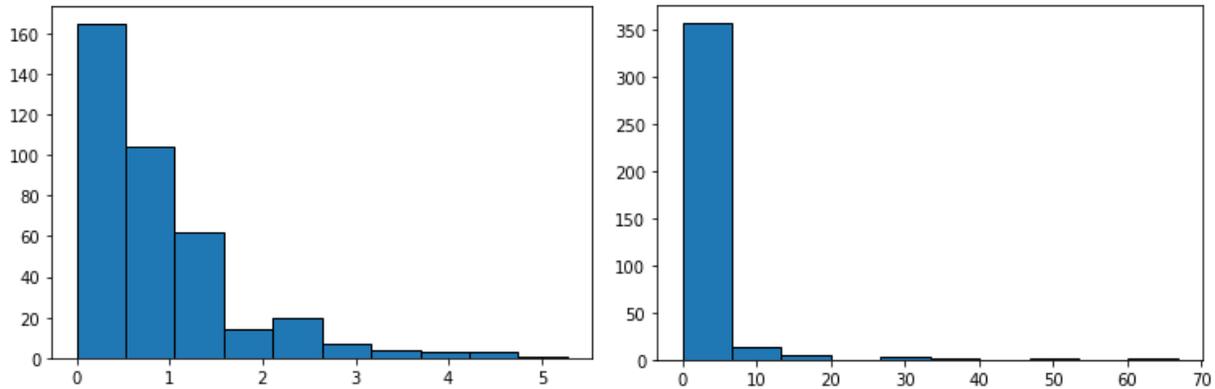
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de marzo*



**Figura 125.** *Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de marzo.*

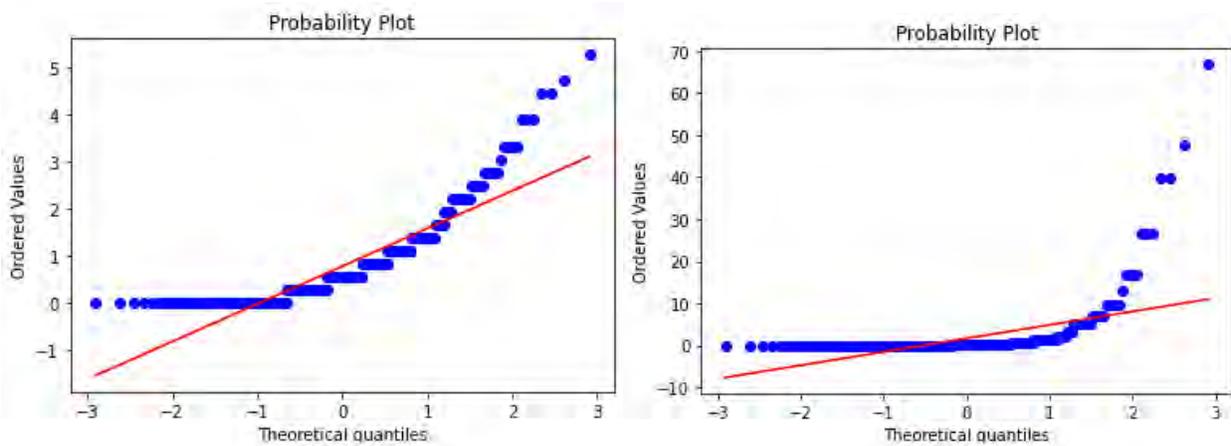
El diagrama de dispersión tiene una correlación positiva perfecta, con una tendencia ascendente curvilínea. Y incrementa su valor a medida que el valor de X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de marzo*



**Figura 126.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de marzo.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico del mes de marzo presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal.



**Figura 127.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencial de marzo.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico del mes de marzo no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadístico=0.799, p\_value=0.000, Estadístico=0.288, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

*Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico del mes de marzo*

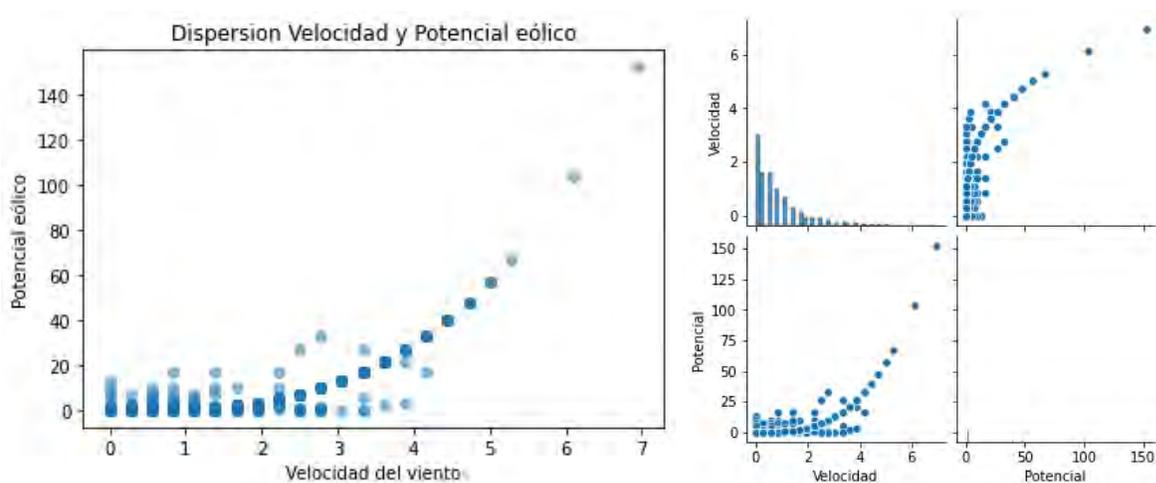
**Tabla 30** Correlación de velocidad y potencial de marzo.

	X	Y	n	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0

La significancia p-unc calculada es de 0.0, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 1.0, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante el mes de marzo del 2022.

### 5.3.2. Correlación de velocidad y potencial eólico de los 8 meses

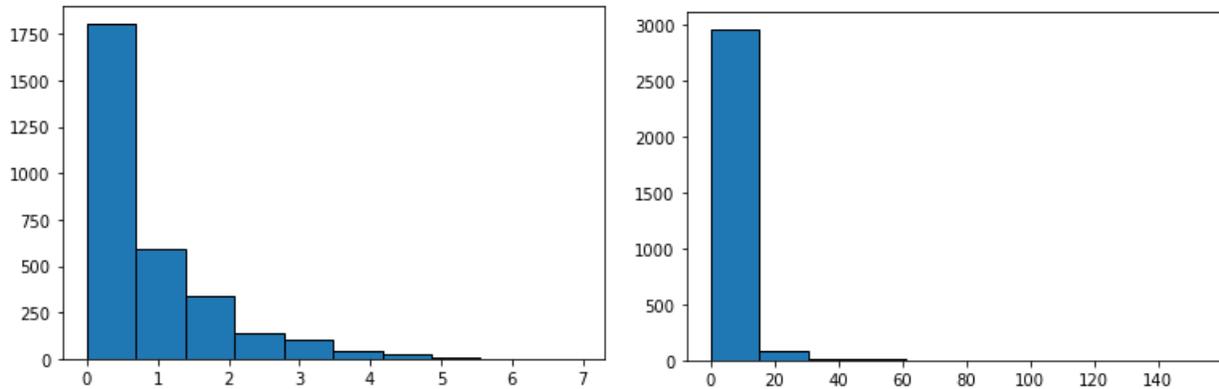
*Gráfico de dispersión de velocidad y potencial de 8 meses*



**Figura 128.** Diagrama de dispersión de velocidad y potencial de 8 meses.

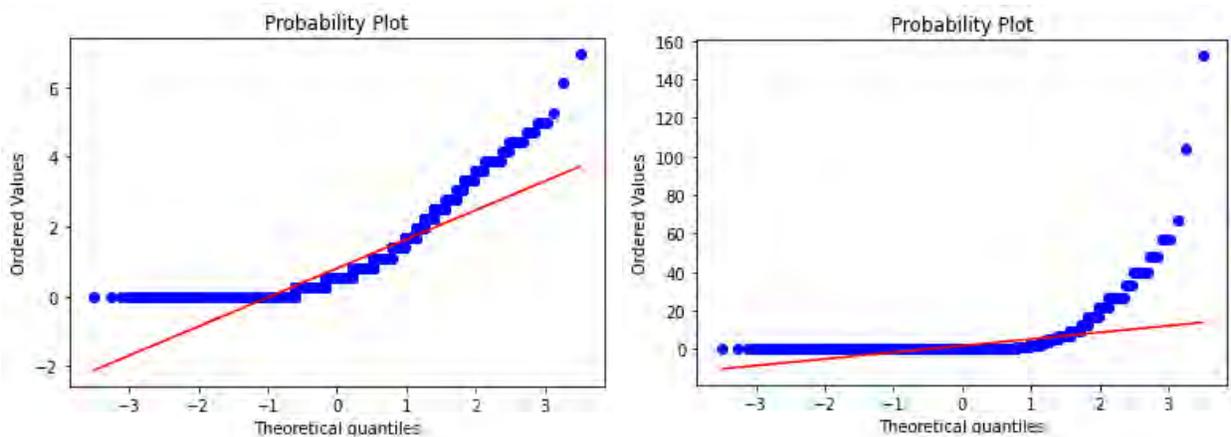
El diagrama tiene una alta correlación positiva, con una tendencia ascendente. Y incrementa su valor a medida que el valor de X aumenta. Al ser la relación no lineal (monótona) es conveniente usar la correlación de Spearman.

*Prueba de normalidad de velocidad y potencial de 8 meses*



**Figura 129.** Distribución de normalidad de velocidad y potencial de 8 meses.

Los histogramas de frecuencias de velocidad y potencial eólico de los 8 meses de estudio presentan una distribución asimétrica hacia la derecha. No cumplen una distribución normal. El gran porcentaje de tiempo con falta de generación de viento determina una frecuencia muy superior al resto en cero.



**Figura 130.** Gráfico *Quantile-Quantile* de velocidad y potencial de 8 meses.

Del gráfico Q-Q los puntos de los datos de velocidad y potencial eólico de los 8 meses de estudio no encajan a lo largo de la línea recta, lo que indica que no están distribuidos normalmente.

Del test de Shapiro Wilk para cada variable de velocidad y potencia se tiene:

Estadistico=0.803, p\_value=0.000, Estadistico=0.298, p\_value=0.000

Con un p\_value menor a 0.05 se define que ambas variables no poseen una distribución normal, no se puede utilizar Pearson. Para medir la relación de variables no lineales se utiliza el método de Spearman.

### *Correlación de Spearman entre velocidad y potencial eólico de 8 meses*

**Tabla 31** *Correlación de velocidad y potencial de 8 meses.*

	X	Y	N	r	p-unc
0	Velocidad	Potencial	3064	0.940835	0.0

La significancia p-unc calculada es de 0.0, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de Spearman de 0.940835, significa que hay un grado perfecto de relación entre velocidad y potencial. El p-unc es significativo al nivel de 0.0, existe un 100% de confianza de correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico durante los 8 meses de estudio del presente proyecto.

### **5.3.3. Inferencia de correlación de velocidad del viento y potencial eólico**

El análisis de muestras para las variables de velocidad del viento y potencial eólico se realiza por conveniencia por meses para organizar la población de mejor manera (muestreo no probabilístico).

**Tabla 32** *Correlación de velocidad y potencial por meses.*

<b>Meses</b>	<b>X</b>	<b>Y</b>	<b>n</b>	<b>r</b>	<b>p-unc</b>
Agosto	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0
Setiembre	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0
Octubre	Velocidad	Potencial	383	0.822999	1.302057e-95
Noviembre	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0
Diciembre	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0
Enero	Velocidad	Potencial	383	0.760414	2.024971e-73
Febrero	Velocidad	Potencial	383	0.959673	4.536476e-212
Marzo	Velocidad	Potencial	383	1.0	0.0
<b>8 meses</b>	Velocidad	Potencial	3064	0.940835	0.0

Por otra parte, se define un muestreo probabilístico de cada muestra mensual con un tamaño de muestra  $n$  de 383 datos obtenidos por muestreo sistemático en Python. Finalmente se evalúa las pruebas de correlación para cada mes y para la población de la suma de muestras de los 8 meses de estudio.

La tabla 32 es un resumen de los valores de coeficiente de correlación y significancia para la evaluación de correlación de velocidad del viento y potencial eólico. La significancia  $p$ -unc calculada es menor a 0.05 en todas las pruebas, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna definida por: la determinación de la relación de la velocidad del viento y el potencial eólico para la generación de energía permite demostrar que existe correlación entre ambas variables.

El coeficiente  $p$ -unc es significativo al nivel de 0.0, por lo que existe un nivel de confianza de casi 100%. El coeficiente rho ( $r$ ) de Spearman presenta una correlación positiva muy fuerte a perfecta (Y incrementa su valor, a medida que X incrementa su valor) entre la velocidad del viento

y el potencial eólico para la generación de energía durante el tiempo de estudio dado desde agosto del 2021 a marzo del 2022.

Finalmente, de los resultados se puede afirmar estadísticamente que el diseño e implementación de un sistema de adquisición de datos para el estudio del potencial eólico de un aerogenerador con cargas en la UNSAAC permite medir que existe una relación positiva entre las variables de velocidad del viento con la potencia del aerogenerador y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco.

#### **5.4. Discusión de resultados**

De los resultados encontrados se admite la hipótesis general que dice que el diseño e implementación de un sistema de adquisición de datos permite medir que existe correlación de las variables de velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco.

- Estudio del potencial eólico

Para el estudio del viento esta primera evaluación del recurso eólico en la UNSAAC se desarrolla en un periodo de 8 meses dados desde agosto del 2021 a marzo del 2022, a diferencia de Jimenes (2018) en su trabajo de investigación titulado “Estudio de viabilidad técnica de un miniparque eólico de 9 kw conectado a la red eléctrica puno, en el sector de Ventanilla Alto Puno – Departamento de Puno” y Herrera (2014) con el trabajo de investigación “Evaluación del recurso eólico en la Universidad Tecnológica de Ciudad Juárez (UTCJ)” que toman datos en 4 y 1 año respectivamente. Sobre Jimenes trabaja con información del SENAMHI, mientras el segundo al igual que nuestro trabajo dispone de una estación meteorológica para obtener la velocidad y dirección del viento. En el caso de Jimenes alcanza un 19.9% de velocidad del viento a 8.58 m/s,

un parámetro muy distante a comparación de nuestro modesto 1.8 m/s que representa el 13.81% de tiempo de estudio en un total de 805.4 horas. Para Herrera la velocidad del viento promedio fue de 2.26 m/s con un potencial energético de  $6 \frac{w}{m^2}$  y una dirección predominante al oeste sur oeste (WSW) y al sur oeste (SW) y rangos entre 1 y 3 m/s. En nuestro caso la velocidad promedio es de 0.7957 m/s con un potencial eólico de  $1.7057 \frac{w}{m^2}$  y una dirección de viento predominante de este sur este (ESE) con 110164 muestras, el rango de velocidades entre 0 y 1 m/s masivamente con alrededor de más del 60% de las muestras.

- Relación entre velocidad del viento y potencia producida por el aerogenerador

Se determina que existe una correlación positiva media entre la velocidad del viento y la potencia producida por el aerogenerador con cargas con un coeficiente de correlación de Spearman  $r$  de 0.600952 y una significancia de  $2.83705e-300$  del conglomerado de 8 muestras obtenidas durante el tiempo de investigación. Ortiz-Diaz y Escobar Armado (2017) en su artículo científico titulado “Análisis estadístico de variables climatológicas en la ciudad de Cúcuta” evalúan la correlación entre las variables meteorológicas de humedad relativa, radiación solar, brillo solar, temperatura ambiente y velocidad del viento de donde obtienen que existe una correlación positiva entre temperatura y radiación solar con un coeficiente de 0.7, y correlación negativa entre temperatura y humedad relativa con un coeficiente de -0.9056.

- Relación entre velocidad del viento y potencial eólico

Se determina que existe una correlación positiva perfecta entre la velocidad del viento y el potencial eólico en la UNSAAC Cusco con un coeficiente de correlación de Spearman  $r$  de 0.940835 y una significancia de 0.00 del conglomerado de 8 muestras obtenidas durante el tiempo de investigación. Ortiz-Diaz y Escobar Armado (2017) en su artículo científico titulado “Análisis

estadístico de variables climatológicas en la ciudad de Cúcuta” evalúan la correlación entre las variables meteorológicas de humedad relativa, radiación solar, brillo solar, temperatura ambiente y velocidad del viento de donde obtienen que existe una correlación positiva entre temperatura y radiación solar con un coeficiente de 0.7, y correlación negativa entre temperatura y humedad relativa con un coeficiente de -0.9056.

## **CAPITULO VI**

### **COSTOS Y PRESUPUESTO**

#### **6.1. Costos**

El Centro de Investigación en Telecomunicaciones Rurales – CEDITER facilita sus equipos para el desarrollo del proyecto. Los recursos disponibles son: el sistema de generación eólica (aerogenerador, controlador de carga, cableado), la estación meteorológica con consola de parámetros y anemómetro con veleta, equipos de protección personal para trabajo de campo, instrumentos de medición, entre otros. Además, proporciona 2 microprocesadores Raspberry Pi3 con memoria SSD, teclado, monitor, mouse. Todos estos recursos no serán incluidos en el presupuesto.

#### **6.2. Presupuesto**

Consta de todos los componentes adquiridos durante el desarrollo del proyecto que incluye componentes electrónicos, software, servicios, materiales, otros. Los softwares utilizados son de uso libre como Python con el IDE Spyder, y C con Arduino. Para la generación de base de datos se usa una cuenta de Oracle gratuita. En el caso del servidor virtual los datos enviados vía wifi son alojados en una cuenta prestada para posteriormente ser descargados. Se toma en cuenta los gastos de trabajo de campo durante el trabajo de campo durante los 8 meses de toma de datos.

**Tabla 33** Presupuesto de componentes para adquisición y carga útil.

<b>Categoría</b>	<b>Descripción</b>	<b>Cantidad</b>	<b>P/U (S./)</b>	<b>Precio (S./)</b>
<i>Componentes de Adquisición de datos</i>	ESP32 WiFi con antena externa	2	70	140
	ESP8266 WiFi	2	41	82
	Sensor de corriente ACS712	2	18	36
	Sensor de temperatura y humedad DHT22	2	30	60
	Resistencia de nicrom	4	10	40
	Conector de HDMI a VGA	2	50	100
	Caja de PBC	3	20	60
	Cable HDMI macho a macho	2	20	40
	Cable USB macho a macho	1	11	11
	Conector micro-USB a UBS	4	15	60
Extensión con supresor pico	1	30	30	
<i>Componentes circuito de cargas</i>	Lámpara LED	2	25	50
	Batería 12v	1	36	36
	Voltímetro DC	1	20	20
	Condensadores, resistencias	8	0.5	4
	Motor hélice 3.5 a 5v	1	7.5	7.5
	Resistencias, diferentes valores	20	0.3	6
	Conectores, diodos, varios	20	0.5	10
	Regulador 7805	4	2	8
<i>Instrumento de medición</i>	Pinza Amperimétrica AC DC	1	220	220
<i>Materiales, otros</i>	Adaptador 220AC a 5DC	4	25	100
	Silicona, pistola de silicona	1	13	13
	Cable unipolar	10	0.8	8
	Estaño, pasta para soldar	2	4	8
	Baquelita, acido férrico, papel fotográfico	3	8	24
<b>TOTAL</b>				1173.5

**Tabla 34** Trabajo de campo y componentes de visualización

<b>Categoría</b>	<b>Descripción</b>	<b>Cantidad</b>	<b>P/U (S./)</b>	<b>Precio (S./)</b>
Gastos de trabajo de campo	Tesista- 8 meses de trabajo de campo	8	500	4000
	Viáticos de viaje para compra de componentes	1	400	400
Componentes de visualización	Laptop Lenovo-TKL09UO3	1	5000	5000
	Modem inalámbrico ZTE	1	100	100
	Pago servicio de internet	16	40	640
	Extensión eléctrica	2	20	40
	Cable vulcanizado 15m	1	7	105
<b>TOTAL</b>				10285

**Tabla 35** Presupuesto total

Componentes de adquisición y carga	1173.5
Trabajo de campo y componentes de visualización	10285
Costos de impresión y otros	200
<b>COSTO TOTAL</b>	11658.5

## CONCLUSIONES

- El diseño e implementación de un sistema de adquisición de datos para un aerogenerador Black300 y un anemómetro de la estación meteorológica instalados en la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de la UNSAAC mide los parámetros de voltaje, corriente, potencia, temperatura, humedad con un ESP32 con una población de 356371 registros; y los parámetros del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección con una Raspberry Pi3 con una población de 587331 registros. Se implementó un sistema de monitoreo remoto que envía la información por protocolo MQTT a un servidor virtual.
- La implementación de un conjunto de cargas para el estudio del potencial eólico permitió evaluar entre cargas resistivas de nicrom y cargas resistivas de luces led. Se opta por utilizar luces led dada la baja generación de energía. Del estudio del potencial eólico se tiene que la probabilidad de encendido del sistema de luces led es del 3.6% del tiempo durante los 8 meses de estudio equivalente a 215.18 horas. Se requiere una velocidad del viento mínima de 11 km/h o 3 m/s para generar 3.5 voltios necesarios para el encendido del sistema de lámparas led.
- Los resultados del estudio del potencial eólico revelan que se recolectó 587331 muestras de velocidad y dirección del viento durante los 8 meses equivalente a 5832 horas desde agosto del 2021 a marzo del 2022. Las velocidades del viento oscilan entre 0 m/s y 10 m/s con una velocidad promedio de 0.7957 m/s. Del análisis de Weibull se tiene unos parámetros de forma  $k$  igual a 1.0, que indica asimetría hacia la derecha; y de escala  $c$  igual a 0.9092 m/s, que indica el valor de la velocidad predominante. La probabilidad de producir energía a una velocidad del viento igual o mayor a 1.8 m/s es del 13.81% y

un tiempo total de 805.4 horas. Un 66% de registros de velocidad del viento se encuentra entre 0 y 1 m/s con 3890 horas. El mes de octubre presenta la mayor probabilidad de producción de energía de 18.18% y 134.72 horas con una velocidad media del viento de 0.9139 m/s. Se tiene una probabilidad de generación de energía con vientos superiores a 3 m/s del 3.69%. De la rosa de vientos se obtiene una dirección de viento dominante este sur este (ESE) con 110164 muestras, seguido por la dirección noreste con 66098 muestras en un rango de velocidades de 0 m/s a 4 m/s lo que coincide con la función de probabilidad y el histograma. No existe casi registro de velocidad del viento dentro del cuadrante entre los puntos cardinales Oeste y Norte (270° a 360°). De la estimación de la curva de potencia para el Black300 se tiene la energía teórica en 8 meses generada en Wh es 184.3987 y un factor de planta en % de 0.0085. El potencial eólico o densidad de potencia en la Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de la UNSAAC es de  $1.7057 \frac{w}{m^2}$ . El mes más elevado de potencial eólico es octubre con  $2.56 \frac{w}{m^2}$ .

- Al determinar la relación de las variables de velocidad del viento con la potencia producida por el aerogenerador, esta tesis ha demostrado que existe correlación entre ambas variables. El método utilizado es Spearman, ambas variables no tienen una distribución normal. El valor de la significancia p-unc calculado es significativo al nivel de 0.01, es así como se rechaza la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de correlación r mayor a 0.5 se señala una correlación positiva media para el análisis de muestras n de 383 datos mensuales y global de 8 meses (n= 3064) comprendidos durante el tiempo de estudio desde agosto del 2021 a marzo del 2022.
- Al determinar la relación de las variables de velocidad del viento con el potencial eólico para la generación de energía, esta tesis ha demostrado que existe correlación entre

ambas variables. El método utilizado es Spearman, ambas variables no tienen una distribución normal. El valor de la significancia p-unc calculado es significativo al nivel de 0.01, es así como se descarta la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna. Con un coeficiente de correlación r del orden de 1.0 se señala una correlación positiva perfecta para el análisis de muestras n de 383 datos mensuales y global de 8 meses (n= 3064) comprendidos durante el tiempo de estudio de agosto del 2021 a marzo del 2022.

- Se genera una base de datos MySQL con el registro histórico de los parámetros obtenidos del ESP32 y la Raspberry Pi3. La información recabada en el servidor virtual se almacena en archivos .csv para su tratamiento.
- Los resultados de este trabajo contribuyen a entender la relación entre las variables de la velocidad del viento con la potencia del aerogenerador con cargas y el potencial eólico en la UNSAAC-Cusco. Al tener una velocidad media del viento de 0.7957 m/s, una probabilidad de generación de energía a partir de 1.8 m/s del 13.81% y un potencial eólico de  $1.7057 \frac{w}{m^2}$  la implementación de energía eólica en la UNSAAC - Cusco es poco viable, se requiere una velocidad de 4 m/s para generadores de pequeña escala y de 6 m/s para turbinas más grandes. Se concluye que no existe posibilidad de obtener energía considerable en el punto de instalación del aerogenerador de acuerdo con la baja velocidad del viento con un promedio inferior a 1 m/s y los resultados de medición de potencia del aerogenerador Black300. Incluso estimaciones teóricas de ubicación del equipo a una altura de 70 metros sobre la superficie arrojan una velocidad del viento promedio de 1.32 m/s considerada baja. Un dato a favor interesante es la delimitación de la dirección del viento entre 0° a 270° poco común en la región de la sierra. Con este proyecto se sientan las bases para futuras investigaciones del potencial eólico.

## RECOMENDACIONES

- En base a las conclusiones sobre el comportamiento del viento en sus dimensiones de velocidad y dirección se debe considerar continuar con el monitoreo de este recurso para un estudio del potencial eólico más completo y evaluar cambios significativos en los resultados a diferentes alturas del instrumento de medición del viento y en periodos de tiempo prolongados.
- Un estudio futuro sobre el recurso eólico podría incluir el modelamiento de un sistema de orientación del aerogenerador para aprovechar mejor el viento y generar mayor energía.
- Se necesita implementar un sistema de monitoreo remoto abierto a todo el público que integre tanto el sistema de generación eólica y fotovoltaica, así como los parámetros de medición de la estación meteorológica.

## BIBLIOGRAFÍA

- Amat Rodrigo, J. (17 de 04 de 2022). *Correlación lineal con Python*. Obtenido de Ciencia de datos: <https://www.cienciadedatos.net/documentos/pystats05-correlacion-lineal-python.html>
- Cabrera, G., & Zanazzi. (2017). Comparación de potencias en pruebas estadísticas de normalidad, con datos escasos. *Revista De La Facultad De Ciencias Exactas, Físicas Y Naturales*, 4(2), 47.
- Canavos, G. C. (1988). *PROBABILIDAD Y ESTADISTICA Aplicaciones y métodos*. Virginia: McGRAW-HILL.
- Chachayma, L. (2014). *Diseño e implementación de un sistema de monitoreo de un aerogenerador [Tesis de licenciatura, Pontificia Universidad Católica del Perú]*. Repositorio Institucional.
- Dagnino, J. (2014). Correlación. *Chil Anest*, 150-153.
- Delta Volt*. (s.f.). Recuperado el 10 de abril de 2020, de Delta Volt: <https://deltavolt.pe/pv-systems/black300>
- Esan, C. (17 de junio de 2016). [www.esan.edu.pe](http://www.esan.edu.pe). Obtenido de <https://www.esan.edu.pe/conexion-esan/el-potencial-de-la-energia-renovable-en-el-peru#:~:text=Actualmente%2C%20los%20recursos%20energ%C3%A9ticos%20renovables,el%C3%A9ctrica%20generada%20en%20el%20pa%C3%ADs>.
- Farrel , P., & Stewart, K. (2006). Comprehensive Study Of Tests For Normality And Symmetry: Extending The. *Journal of Statiscal Computation and Simulation*, 76, 803-816.
- Freris, L., & Infield, D. (2008). *Renewable Energy in power systems*. Chippenham: Wiley.
- Gilbert, M. (2004). *Renewable and Efficient Electric Power Systems*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Hernandez. (2014). *Metodología de la investigación* (6ta. ed.). Mc Graw-Hill.

- Herrera, V. (2014). *Evaluación del recurso eólico en la Universidad Tecnológica de ciudad Juárez [Tesis de maestría, UTCJ]*. Repositorio Institucional. Obtenido de <https://cimav.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1004/685/1/Tesis%20Rafael%20Vidal%20Herrera.pdf>
- IAEA. (12 de noviembre de 2018). *Organismo Internacional de Energía Atómica*. Obtenido de <https://www.iaea.org/es/el-oiea/agencia-internacional-de-energias-renovables-irena>
- Jimenes, R. (2018). *Estudio de viabilidad técnica de un mini parque eólico de 9kw conectado a la red eléctrica Puno, en el sector de Ventanilla Alto Puno - Departamento de Puno [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional del Altiplano]*. Repositorio Institucional. Obtenido de <http://repositorio.unap.edu.pe/handle/UNAP/9216>
- Khalid, M. Y. (2020). *Intermediate Python*. Berlin: Newsletter.
- Luque, J. (2018). *Evaluación de la viabilidad del Aprovechamiento del Potencial Eólico para la generación de Energía Eléctrica en el distrito de Chiguata-Arequipa*. Repositorio Institucional. Obtenido de <http://repositorio.unsa.edu.pe/handle/UNSA/6362>
- Martinez, R., & Tuya, L. (abr-jun de 2009). EL COEFICIENTE DE CORRELACION DE LOS RANGOS DE SPEARMAN CARACTERIZACION. *Rev haban cienc méd La Habana, Vol. VIII No.2, .*
- Mendes, M., & Pala, A. (2003). Type I Error Rate and. Power of Three Normality Tests. *Tests. Pakistan Journal of Information and Technology*, 135-139.
- Monk, S. (2018). *Programming Arduino Next Steps: Going Further with Sketches, Second Edition*. Estados Unidos: Mc Graw Hill.
- Monk, S. (2021). *Programming the Raspberry Pi, Third Edition: Getting Started with Python*. Los Angeles, Estados Unidos: McGraw Hill.
- Montes, A., Ochoa, J., Hernandez, J., Vasquez, M., & Diaz, C. (14 de Setiembre de 2021). Aplicación del coeficiente de correlación de Spearman en un estudio de fisioterapia. *Cuerpo académico de probabilidad y estadística BUAP*, 1-4.

- Mueller, A., & Guido, S. (2016). *Introduction to Machine Learning with Python*. Sebastopol: O'Reilly.
- ONU. (s.f.). Recuperado el 15 de octubre de 2020, de ONU: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/energy/>
- Ortiz-Diaz, H., & Escobar Armado, C. (2017). Análisis estadístico de variables climatológicas en la ciudad de Cúcuta. *Revista Respuestas*, 39-44.
- Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. *International Journal of Morphology*, 227-232. doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0717-95022017000100037>
- Razali, M. (2011). Power Comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling Tests. *J. Stat. Model. Analytics*.
- Sampedro, C., & Machuca, S. (2021). Impacto ambiental por el consumo de energía eléctrica en los Data Centers. *Revista Dilemas Contemporaneos*, 1-19.
- Schober, P. (Mayo de 2018). Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *ANESTHESIA & ANALGESIA*, 126, 1763-1768.
- Villanueva, L. (2014). *Diseño e implementación de un equipo de metrología para el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos y eólicos [Tesis de licenciatura, Pontificia Universidad Católica del Perú]*. Repositorio Institucional. Obtenido de <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/6095>
- Villarrubia, M. (2012). *Ingeniería de la Energía Eólica*. Barcelona: Marcombo.
- Wu, B. (2011). *Power Conversion and Control of Wind Energy Systems*. New Jersey: Wiley.

## ANEXOS

### A. CODIGOS DE PROGRAMACION

#### A.1. CÓDIGO EN LENGUAJE C ARDUINO PARA ESP32

```
#include <WiFi.h>          //libreria del ESP32
#include <PubSubClient.h> //libreria del ESP32 para WiFi
#include <ArduinoJson.h>
#include <DHT.h>

// WiFi
const char* ssid = "aerogenerador"; //Usuario dle router o AP
const char* password = "potencialEolico"; //password del router o AP

// MQTT configuracion del protocolo EMQX
const char *mqtt_broker = "143.198.128.180";
const char *topic_sensor = "unsaac/aerogenerador/sensores";
const char *mqtt_username = "admin";
const char *mqtt_password = "public";
const int mqtt_port = 1883;

WiFiClient espClient;
PubSubClient client(espClient);

// define digital output led ON WiFi connected,
#define LED 26
```

```

//pines para DHT22

#define DHTPIN 27

#define DHTTYPE DHT22

DHT dht(DHTPIN, DHTTYPE);

float t = 0.0; //variable entera para temperatura

float h = 0.0; //variable entera para humedad

String esp_mac; //variable string para MAC del esp

void setup() {

  pinMode(LED,OUTPUT); //config led como salida

  digitalWrite(LED, LOW); //escribiendo la salida LOW

  Serial.begin(115200); //puerto serial

  dht.begin(); //inicializar el sensor DHT

  WiFi.begin(ssid, password); //config wifi

  while (WiFi.status() != WL_CONNECTED) {

    delay(500);

    Serial.print(".");

    digitalWrite(LED, LOW);

  }

  Serial.println("Connected to the WiFi network");

  mqtt();

}

void mqtt() {

```

```

// connecting to mqtt broker

client.setServer(mqtt_broker, mqtt_port); //se estable la comunicacion con IP y puerto
while(!client.connected()) {
  String client_id = "ESP-"; //nombre de ESP
  client_id += String(WiFi.macAddress()); //obtenemos la MAC del ESP
  Serial.println(client_id);
  int str_len = client_id.length() + 1; //codigp para convertir String a Char
  char char_client[str_len];
  client_id.toCharArray(char_client, str_len);
  if (client.connect(char_client, mqtt_username, mqtt_password)) {
    Serial.println("Public emqx mqtt broker connected");
  } else {
    Serial.println("failed with state");
    Serial.print(client.state());
    delay(2000);
  }
}

// publish and suscribe
//client.subscribe(topic_alarm_presence);
Serial.println("cuando termine de reactivarse");
}

void loop() {
  digitalWrite(LED, HIGH);
  if(!client.connected()) { //pregunta si seguimos conectados

```

```

Serial.println("MQTT disconnected");

digitalWrite(LED, LOW);

ESP.restart();
}

client.loop();          //CLIENTE VERIFICA CONEXION CON EMQX EN MQTT

esp_mac = WiFi.macAddress();//OBTENEMOS LA MAC DEL ESP

t = dht.readTemperature(); //LECTURA DE TEMPERATURA

h = dht.readHumidity();   //LECTURA DE HUMEDAD

int x = analogRead(34);   //LECTURA DEL ANALOGICO 34 (VOLTAJE)

//para la corriente

int Vdig = analogRead(35); //lectura de analog 35 (corriente)

float Vcurr = Vdig*(3.3 / 4096.0); //convertimos la lectura v a v analogico

float I = (Vcurr - 1.4)/0.036; // 1.451 cte de valor en cero, con el valor de volt obtenemos
la I

Serial.println(Vdig);

Serial.println(I);

//para el voltaje

float Vout = (0.000966 * x) + 0.0015; //ecuacion linealizada del voltaje

float R1 = 99.8;

float R2 = 14.5;

float Vin = ((R2 + R1)/R2) * Vout; //proporcion de resistencias (inversa)

//Transformamos los datos en formato JSON

```

```

char sensor[300];
StaticJsonDocument<300> doc; //de la libreria ArduinoJson
doc["esp"] = esp_mac;
doc["values"]["t"] = String(t);
doc["values"]["h"] = String(h);
doc["values"]["v"] = String(Vin);
doc["values"]["I"] = String(I);
size_t m = serializeJson(doc, sensor); //establecemos el tamaño de variable estática JSON
serializeJson(doc, Serial); //escribir en puerto serial
Serial.println("");
client.publish(topic_sensor, sensor); //enviamos el json al servidor MQTT
delay(5000); //retardo cada 5 seg
}

```

## A.2. CÓDIGO EN LENGUAJE PYTHON PARA DESCARGAR DATOS SERVIDOR

```

# -*- coding: utf-8 -*-
import requests
from requests.structures import CaseInsensitiveDict
url = 'http://143.198.128.180:3000/api/data'
headers = CaseInsensitiveDict()
headers["Accept"] = "application/json"
headers["Accept"] = "application/json"
data = {
    "first": "2022-03-01",
    "last": "2022-03-15"
}

```

```

"""{
    'data_esp'
    'data_rasp'
}"""
res = requests.post(url, headers = headers, data = data)
data = res.json()
rasp = data['data_rasp']
esp32 = data['data_esp']
from scipy.stats import weibull_min
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
# Read data from csv file
#data = pd.read_csv('AEROGENERADORxUNSAAC.csv')
# print(data)
"""
data = {
    'data_esp': {
        'v': [1,2,3],
        'T': [3,4,5],
        't': [2,3,5],
        'h': [3,4,7]
        'date': ["", "", ""]
    }
}

```

```

    { 'data_rasp': {
        'wind': [1,2,3],
        'angle': [3,4,5],
        'dates': [" ", " "]
    }
}
}
"""

df = pd.DataFrame(rasp)
df1 = pd.DataFrame(esp32)
df.to_csv(r'marzo_rasp01-15.csv')
df1.to_csv(r'marzo_esp01-15.csv')
print(df)

wind_speed=df['wind'].values.tolist()
ws = list(filter(lambda x: x>1, wind_speed))
humidity =df1['h'].values.tolist()
h = list(filter(lambda x: x<100, humidity))
# Plot histogram
plt.figure()
plt.hist(ws, bins=15, range=None)
plt.xlabel('Velocidad viento, k/h')
plt.ylabel('Frecuencia')
# Estimate the Weibull parameters
k,loc,c=weibull_min.fit(ws, floc=0) # k is shape parameter, c is the scale parameter
print('El parámetro de forma k es:', k)

```

```
print('El parámetro de escala c es:', c)
```

### A.3. CÓDIGO EN LENGUAJE PYTHON PARA PARÁMETROS DE WEIBULL

```
#include <WiFi.h>
#include <PubSubClient.h>
#include <ArduinoJson.h>
#include <DHT.h>

// WiFi
const char* ssid = "aerogenerador";
const char* password = "potencialEolico";

// MQTT
const char *mqtt_broker = "143.198.128.180";
const char *topic_sensor = "unsaac/aerogenerador/sensores";
const char *mqtt_username = "admin";
const char *mqtt_password = "public";
const int mqtt_port = 1883;

WiFiClient espClient;
PubSubClient client(espClient);

#define DHTPIN 27
#define DHTTYPE DHT22

DHT dht(DHTPIN, DHTTYPE);

float t = 0.0;
float h = 0.0;

String esp_mac;

void setup() {
```

```

Serial.begin(115200);

dht.begin();

WiFi.begin(ssid, password);

while (WiFi.status() != WL_CONNECTED) {
    delay(500);
    Serial.print(".");
}

Serial.println("Connected to the WiFi network");

reconnected();
}

void reconnected() {
    // connecting to mqtt broker
    client.setServer(mqtt_broker, mqtt_port);
    while(!client.connected()) {
        String client_id = "ESP-";
        client_id += String(WiFi.macAddress());
        Serial.println(client_id);
        int str_len = client_id.length() + 1;
        char char_client[str_len];
        client_id.toCharArray(char_client, str_len);
        if (client.connect(char_client, mqtt_username, mqtt_password)) {
            Serial.println("Public emqx mqtt broker connected");
        } else {
            Serial.println("failed with state");
            Serial.print(client.state());

```

```

    delay(2000);
  }
}
// publish and suscribe
//client.subscribe(topic_alarm_presence);
Serial.println("cuando termine de reactivarse");
}
void loop() {
  if(!client.connected()) {
    Serial.println("MQTT disconnected");
    reconnected();
  }
  client.loop();
  esp_mac = WiFi.macAddress();
  t = dht.readTemperature();
  h = dht.readHumidity();
  int x = analogRead(34);
  int Vdig = analogRead(35);
  float Vcurr = Vdig*(3.3 / 4096.0);
  float I = (Vcurr - 1.4)/0.036; // 1.451 cte de valor en cero
  Serial.println(I);
  float Vout = (0.000966 * x) + 0.0015;
  float R1 = 99.8;
  float R2 = 14.5;
  float Vin = ((R2 + R1)/R2) * Vout;

```

```

char sensor[300];
JsonObject doc;
doc["esp"] = esp_mac;
doc["values"]["t"] = String(t);
doc["values"]["h"] = String(h);
doc["values"]["v"] = String(Vin);
doc["values"]["I"] = String(I);
size_t m = serializeJson(doc, sensor);
serializeJson(doc, Serial);
Serial.println("");
client.publish(topic_sensor, sensor);
delay(5000);
}

```

#### A.4. CÓDIGO EN LENGUAJE PYTHON PARA PRODUCCIÓN DE ENERGÍA

```

from scipy.stats import weibull_min
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np

# Set scale parameter
vavg=1.81746276 # m/s
c=2.088929918489347*vavg/np.sqrt(np.pi)

# Set shape parameter
k=1.0

# Load Excel file with WT power curves

```

```

curves= pd.read_excel('WT_power_curves.xlsx')
Vw_list=curves['v (m/s)'].tolist() # in m/s
WT1_list=curves['Black 300 W'].tolist() # in kW
# Compute probabilities
prob=[] # empty array
for i in range(len(Vw_list)):
    Vw=Vw_list[i]
    prob.append(weibull_min.pdf(Vw, k, 0, c))
# print(weibull_min.cdf(16, k, 0, c)) # Cumulative distribution function at V=16 m/s
# Estimate energy production
products = []
for num1, num2 in zip(prob, WT1_list):
    products.append(num1 * num2)
Energia_semesstral=np.sum(products)*4416
factor_planta=Energia_semesstral/(4416*528.36)
print('La energia semestral generada en Wh es:',Energia_semesstral)
print('El factor de planta en % es:', factor_planta*100)
# plot curves
plt.plot(Vw_list,WT1_list,label='Black 300 W')
plt.xlim([0, 17])
plt.ylim([0, 400])
plt.xlabel('Velocidad viento, m/s')
plt.ylabel('Potencia, W')
plt.legend()
plt.grid(b=None, which='major', axis='both', linestyle='-', linewidth=0.35)

```

## A.5. CÓDIGO EN LENGUAJE PYTHON PARA ROSA DE VIENTOS

```
%matplotlib inline
import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
import matplotlib.cm as cm
from math import pi
from windrose import WindroseAxes

df = pd.read_excel('Datos_Rosa_de_Vientos.xlsx')

df
df['velocidad_x'] = df['VELOCIDAD'] * np.sin(df['DIRECCION'] * pi / 180.0)
df['velocidad_y'] = df['VELOCIDAD'] * np.cos(df['DIRECCION'] * pi / 180.0)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(8, 8), dpi=80)
x0, x1 = ax.get_xlim()
y0, y1 = ax.get_ylim()
ax.set_aspect('equal')
_ = df.plot(kind='scatter', x='velocidad_x', y='velocidad_y', alpha=0.35, ax=ax)
ax = WindroseAxes.from_ax()
ax.bar(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, normed=True, opening=0.8, edgecolor='white')
ax.set_legend()
ax = WindroseAxes.from_ax()
ax.box(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, bins=np.arange(0, 8, 1))
ax.set_legend()
ax = WindroseAxes.from_ax()
ax.contourf(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, bins=np.arange(0, 8, 1), cmap=cm.hot)
```

```

ax.set_legend()

ax = WindroseAxes.from_ax()

ax.contourf(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, bins=np.arange(0, 8, 1), cmap=cm.hot)
ax.contour(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, bins=np.arange(0, 8, 1), colors='black')
ax.set_legend()

ax = WindroseAxes.from_ax()

ax.contour(df.DIRECCION, df.VELOCIDAD, bins=np.arange(0, 8, 1), cmap=cm.hot,
lw=3)

ax.set_legend()

```

## A.6. CÓDIGO EN LENGUAJE PYTHON PARA CORRELACIÓN DE VARIABLES

```

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

import numpy as np

import pylab

import scipy.stats as stats

from scipy.stats import shapiro

import pingouin as pg

eolica=pd.read_csv('aerogenerador_unsaacpro1.csv')

eolica.info()

eolica.head()

eolica.hist(figsize=(15,13))

plt.scatter(eolica['Velocidad'],eolica['Direccion'],alpha=0.5)

plt.title('Dispersion Velocidad y Dirección')

```

```

plt.xlabel('Velocidad del viento')
plt.ylabel('Dirección')
sns.pairplot(eolica)
data_points=np.random.normal(0,1,100)
data_points
plt.hist(data_points, edgecolor='black',linewidth=1)
stats.probplot(data_points,dist="norm",plot=pylab)
pylab.show()
estadistico, p_value=shapiro(eolica['Potencia'])
print("Estadistico=%0.3f,p_value=%0.3f" %(estadistico, p_value))
plt.hist(eolica['Potencia'],edgecolor='black', linewidth=1)
stats.probplot(eolica['Potencia'],dist="norm",plot=pylab)
pylab.show()
## Shapiro para cada variable
plt.hist(eolica['Corriente'], edgecolor='black',linewidth=1)
stats.probplot(eolica['Temperatura'],dist="norm",plot=pylab)
pylab.show()
print("Estadistico=%0.3f,p_value=%0.3f" %(estadistico, p_value))
eolica_corr=eolica.corr(method='spearman')
eolica.corr('pearson')
eolica_corr
sns.heatmap(eolica_corr,
            xticklabels=eolica_corr.columns,
            yticklabels=eolica_corr.columns,
            cmap='coolwarm')

```

```

    )
corr=pg.pairwise_corr(eolica, method='spearman')
corr_p= eolica.corr()
corr_p["Velocidad"].sort_values(ascending=false)

Ordena los valores de la correlacion en base a su significancia y le indica las columnas a
desplegar

corr.sort_values(by=['p-unc'])[['X','Y','n','r','p-unc']]

```

## A.7. CODIGO LENGUAJE EN PYTHON PARA LA MUESTRA SISTEMÁTICA

```

import math

import numpy as np

import random

import pandas as pd

from seaborn import load_dataset

eolica=pd.read_csv('1 AgRasp_muestra.csv')

number_eolica=87485

# Transforma el diccionario en un marco de datos
df=pd.DataFrame(eolica)

# Definición del tamaño de la muestra sistemática
size_of_systematic_sample=382

# Definición de intervalo (brecha) para obtener los datos requeridos.
interval=(number_eolica//size_of_systematic_sample)

#Elegir un numero aleatorio
random_number= random.randint(1,87485)

# Definir la función de muestreo sistemático

```

```

def systematic_sampling(df, step):
    indexes=np.arange(random_number, len(df),step=step)
    systematic_sample=df.iloc[indexes]
    return systematic_sample

# Obtener una muestra sistemática y guardarla en una nueva variable
systematic_sample=systematic_sampling(df, interval)

# Ver marco de datos de muestra
display(systematic_sample)

print()

```

## A.8. CÓDIGO DE PROGRAMACIÓN DE RASPBERRY PI 3

```

const mqtt= require ("mqtt")

const options= {
    clientId: 'RASPBERRY',
    username: 'Raspberry',
    password: ''
}

const connectUrl= 'ws://143.198.128.180:8083/mqtt'

const client= mqtt.connect(connectUrl, options)

setInterval(() => {
    const sp= require('serialport')
    const port= new sp('/dev/ttyUSB0', {baudRate: 19200})
    port.open( (err) => {
        port.write("LOOP 1\r")
    })
})

```

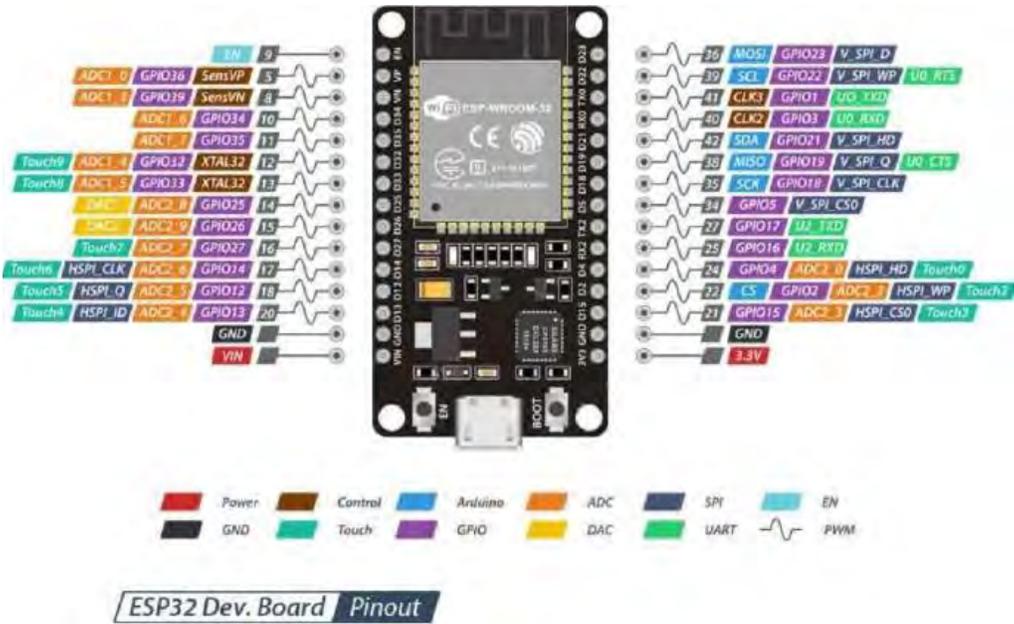
```

let send = {}
port.on('data', data=>{
    console.log(data)
    console.log(data.toString())
    let datos= JSON.stringify(data)
    let info= JSON.parse(datos)
    send= {
        raspberry: {
            mac: 'raspberry'
            values: info.data
        }
    }
    console.log(send)
    client.publish('unsaac/aerogenerador/raspberry', JSON.stringify(send))
    port.close()
})
}, 1000)

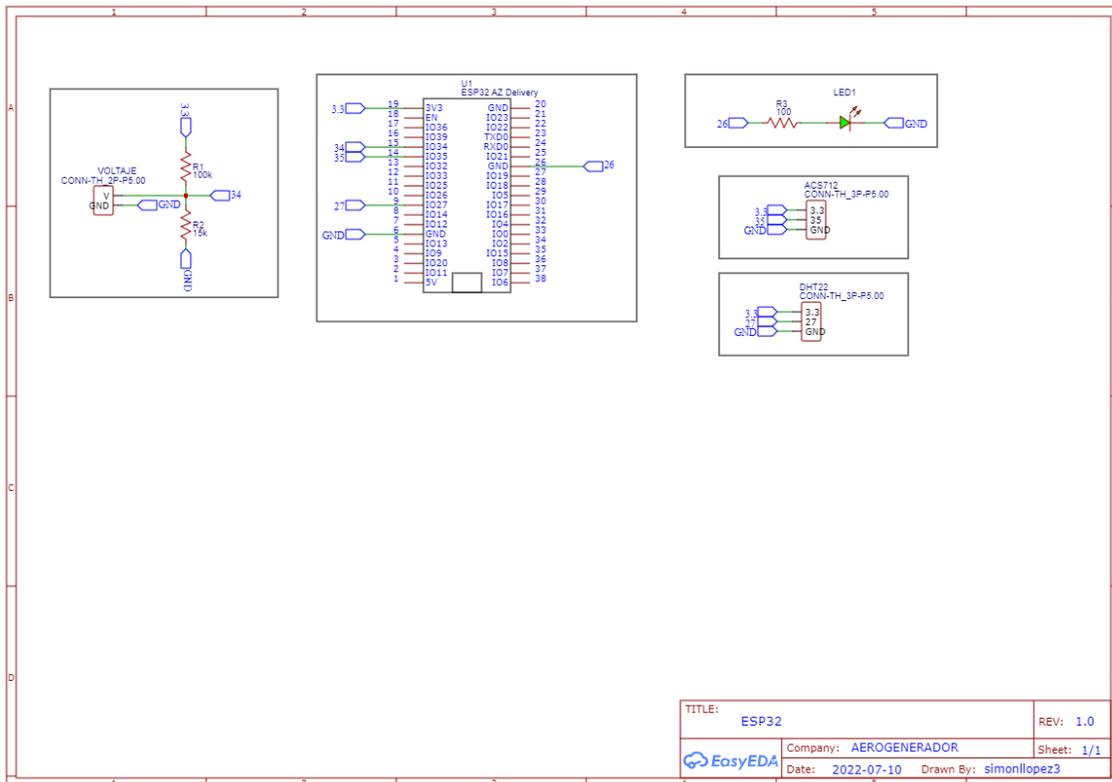
```

## B. SISTEMA DE ADQUISICION DE DATOS

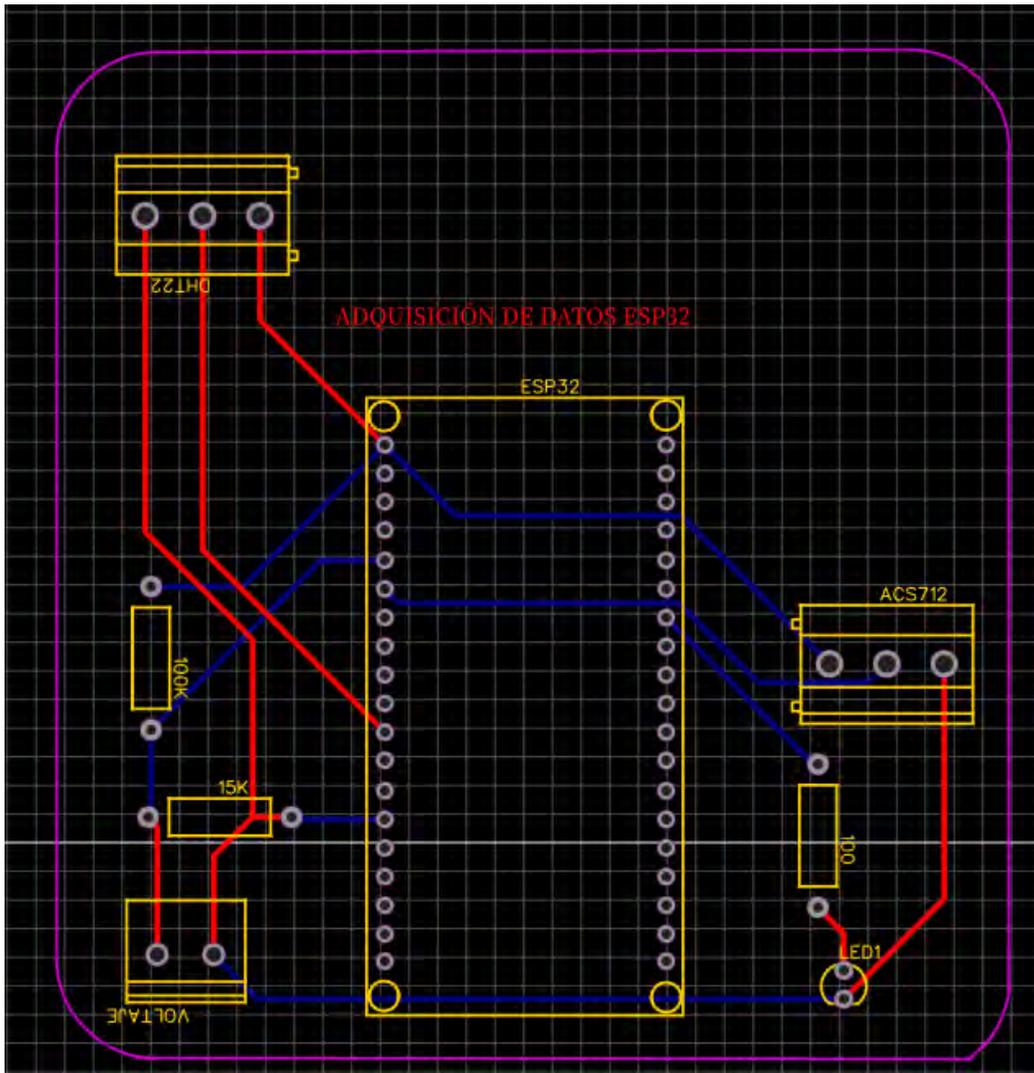
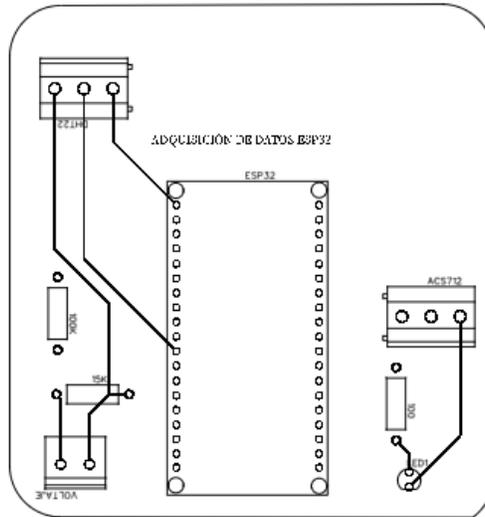
### B.1. DIAGRAMA DE PINES ESP32



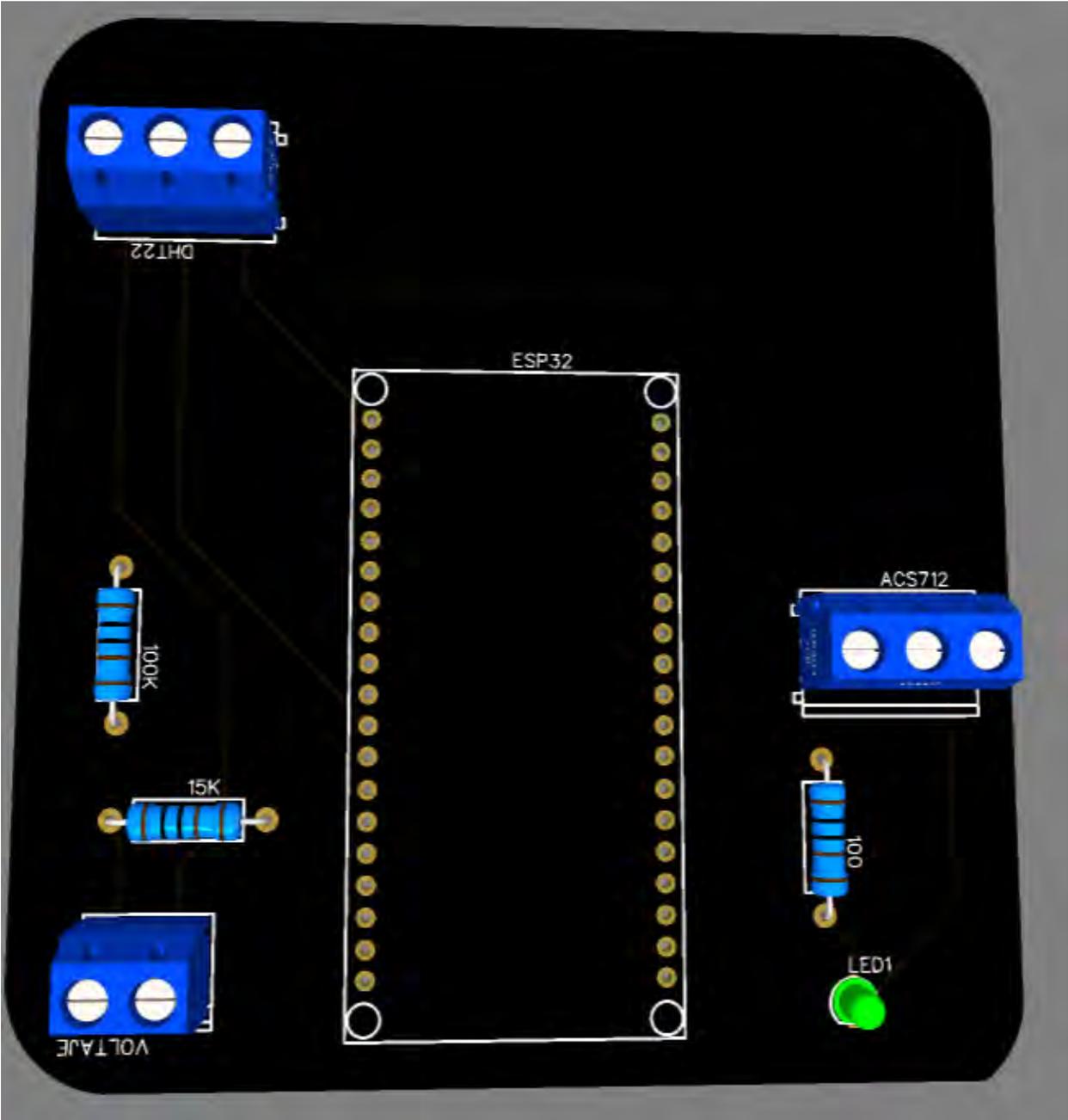
### B.2. DISEÑO DEL ESQUEMÁTICO DEL ESP32



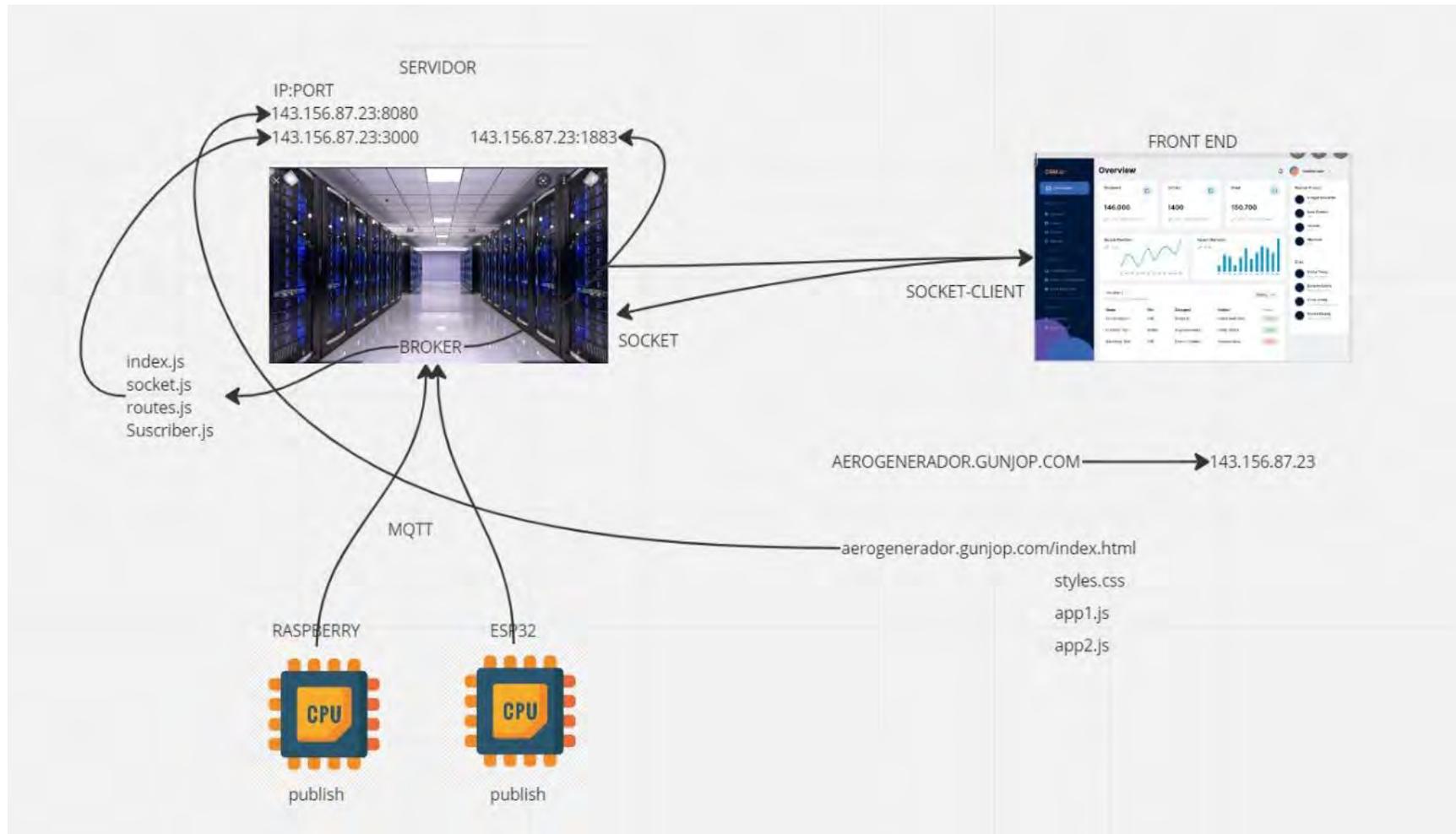
### B.3. DISEÑO DEL PCB DE ADQUISICIÓN DE DATOS DEL ESP32



B.4. VISTA 3D DEL CIRCUITO ELECTRÓNICO DE ADQUISICIÓN DE DATOS



## B.5. COMUNICACIÓN ESP32-RASPBERRY PI CON SERVIDOR VIRTUAL Y MONITOREO



## B.6. BASE DE DATOS

### B.6.1. CREACIÓN DE BASE DE DATOS XAMPP EN PHPMYADMIN

The screenshot shows the phpMyAdmin interface for a database named 'raspberrypi' on a server at 'localhost / 127.0.0.1 / raspberrypi'. The selected table is 'raspberry\_unsaac-ok'. The table contains 1937 rows with columns: Fecha\_Hora, Velocidad (km/h), Velocidad (m/s), and Dirección (°). An XAMPP Control Panel v3.3.0 window is open in the foreground, showing the status of various services:

Service	Module	PID(s)	Port(s)	Actions
Apache	14160 10596	80, 443	Stop, Admin, Config, Logs	
MySQL	18600	3307	Stop, Admin, Config, Logs	
FileZilla			Start, Admin, Config, Logs	
Mercury			Start, Admin, Config, Logs	
Tomcat			Start, Admin, Config, Logs	

The XAMPP Control Panel also displays a log window with the following text:

```
22:50:19 [main] Initializing Control Panel
22:50:19 [main] Windows Version: Home 64-bit
22:50:19 [main] XAMPP Version: 8.1.2
22:50:19 [main] Control Panel Version: 3.3.0 [ Compiled: Apr 6th 2021 ]
22:50:19 [main] You are not running with administrator rights! This will work for
22:50:19 [main] most application stuff but whenever you do something with services
22:50:19 [main] there will be a security dialogue or things will break! So think
22:50:19 [main] about running this application with administrator rights!
22:50:19 [main] XAMPP Installation Directory: "c:\xampp"
22:50:19 [main] Checking for prerequisites
22:50:22 [main] All prerequisites found
22:50:22 [main] Initializing Modules
```

## B.6.2. Creación de base de datos en MySQL Workbench

Configure Import Settings

Detected file format: csv

Encoding: utf-8

Columns:	Source Column	Field Type
<input checked="" type="checkbox"/>	Fecha_Hora	datetime
<input checked="" type="checkbox"/>	Temperatura (°C)	double
<input checked="" type="checkbox"/>	Humedad (%)	double
<input checked="" type="checkbox"/>	Voltaje (V)	double
<input checked="" type="checkbox"/>	Corriente (A)	int

Fecha_Hora	Temperatu...	Humedad (...)	Voltaje (V)	Corriente (A)	Potencia (W)
2021-08-0...	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-0...	9.8	54.8	0.11	0	0
2021-08-0...	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-0...	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-0...	9.8	54.8	0	0	0

Date format: %Y-%m-%d %H:%M:%S

Message

Message	Duration / Fetch
1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
Changes applied	
3 02:25:43 Apply changes to ESP32	
4 02:26:53 SHOW SESSION VARIABLES LIKE 'lower_case_table_names'	OK 0.000 sec
5 02:26:53 SHOW DATABASES	OK 0.000 sec
6 02:27:09 SHOW SESSION VARIABLES LIKE 'lower_case_table_names'	OK 0.000 sec

### B.6.3. Base de datos Raspberry Pi del viento de velocidad y dirección en MySQL Workbench

The screenshot shows the MySQL Workbench interface with a query executed and results displayed. The query is `SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok`;`. The result grid shows 12 rows of data with columns: Fecha\_Hora, Velocidad (km/h), Velocidad (m/s), and Dirección (°). The output pane shows 7 messages, all indicating that 1000 rows were returned for each query execution.

Fecha_Hora	Velocidad (km/h)	Velocidad (m/s)	Dirección (°)
2021-08-01T00:00:28.472Z	2	0.555555556	41
2021-08-01T00:00:58.440Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:01:28.434Z	0	0	43
2021-08-01T00:01:58.447Z	1	0.277777778	44
2021-08-01T00:02:28.540Z	0	0	44
2021-08-01T00:02:58.575Z	0	0	43
2021-08-01T00:03:28.659Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:03:58.603Z	1	0.277777778	41
2021-08-01T00:04:28.596Z	1	0.277777778	45
2021-08-01T00:04:58.655Z	2	0.555555556	40
2021-08-01T00:05:28.636Z	1	0.277777778	47
2021-08-01T00:05:58.635Z	3	0.833333333	38

#	Time	Action	Message	Duration / Fetch
✓ 24	21:34:57	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
✓ 25	21:35:00	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
✓ 26	21:35:05	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
✓ 27	21:35:07	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
✓ 28	21:35:10	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec
✓ 29	21:35:22	SELECT * FROM raspberrypi.`raspberrypi_unsaac-ok` LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.015 sec / 0.000 sec

### B.6.4. Base de datos del ESP32 de temperatura, humedad, voltaje, corriente y potencia en MySQL Workbench

The screenshot shows the MySQL Workbench interface with a query executed. The query is: `SELECT * FROM esp32.`esp32_unsaacpro-ok`;`

The result grid displays the following data:

Fecha_Hora	Temperatura (°C)	Humedad (%)	Voltaje (V)	Corriente (A)	Potencia (W)
2021-08-01T10:24:54.873Z	28.4	21	0	0	0
2021-08-01T10:25:58.060Z	29.1	20.4	0	0	0
2021-08-01T10:26:28.371Z	29.2	20.2	0	0	0
2021-08-01T10:27:31.759Z	29.8	20.1	0	0	0
2021-08-01T10:28:03.772Z	29	19.8	0	0	0
2021-08-01T10:29:05.569Z	27.2	20.5	0	0	0
2021-08-01T10:29:35.873Z	27.7	21.3	0	0	0
2021-08-01T10:30:39.499Z	26.4	21.7	0	0	0
2021-08-01T10:31:09.791Z	26	22.4	0	0	0
2021-08-01T10:32:13.379Z	25.6	22.6	0	0	0
2021-08-01T10:32:43.689Z	25.2	22.8	0	0	0
2021-08-01T10:33:47.069Z	24.9	23.6	0	0	0
2021-08-01T10:34:17.275Z	24.8	23.5	0	0	0

The interface also shows a message bar at the bottom: "1 05:30:40 SELECT \* FROM esp32.`esp32\_unsaacpro-ok` LIMIT 0, 1000 1000 row(s) returned 0.000 sec / 0.016 sec".

## B.6.5. Base de datos aerogenerador con los parámetros de la Raspberry Pi y el ESP32 en MySQL Workbench

The screenshot displays the MySQL Workbench interface. The left sidebar shows the 'Schemas' tree with 'aerogenerador' expanded to show the 'raspberry\_esp32\_unsaac' table and its columns. The main window shows a query result grid for the table. The query executed is 'SELECT \* FROM aerogenerador.raspberry\_esp32\_unsaac;'. The result grid shows 10 rows of data. The bottom panel shows the 'Action Output' window with a list of database actions and their messages.

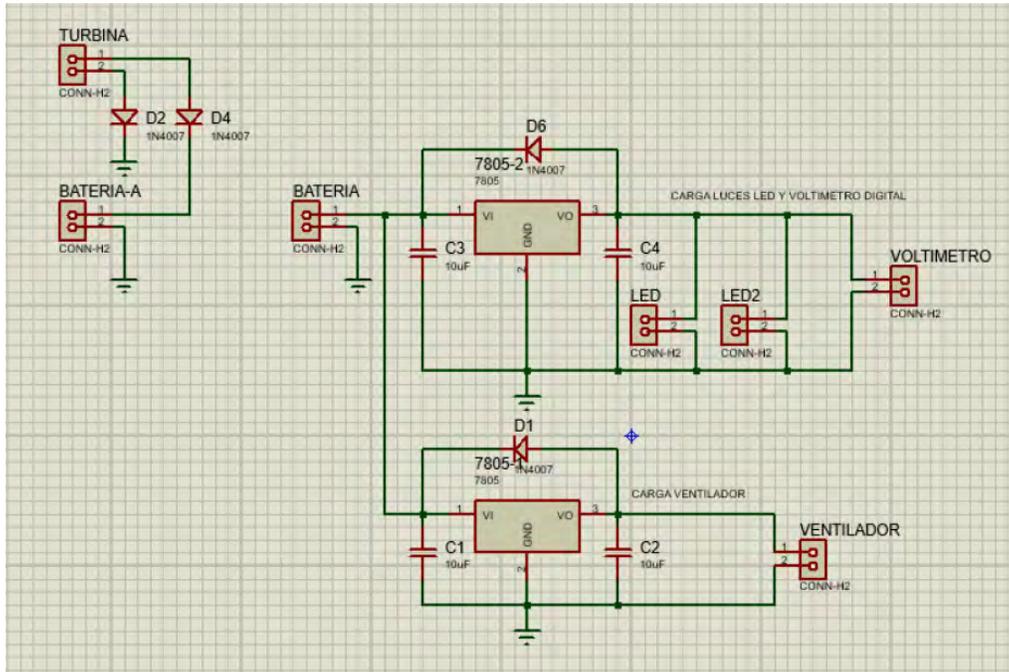
Fecha_Hora	Velocidad (km/h)	Velocidad (m/s)	Dirección (°)	Fecha_Hora_[0]	Temperatura (°C)	Humedad (%)	Voltaje (V)	Corriente (A)	Potencia (W)
2021-08-01T00:00:28.472Z	2	0.555555556	41	2021-08-01T00:00:04.804Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:00:58.440Z	1	0.277777778	45	2021-08-01T00:01:08.139Z	9.8	54.8	0.11	0	0
2021-08-01T00:01:28.434Z	0	0	43	2021-08-01T00:01:38.343Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:01:58.447Z	1	0.277777778	44	2021-08-01T00:02:41.990Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:02:28.540Z	0	0	44	2021-08-01T00:03:12.285Z	9.8	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:02:58.575Z	0	0	43	2021-08-01T00:04:15.439Z	9.7	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:03:28.659Z	1	0.277777778	45	2021-08-01T00:04:45.737Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:03:58.603Z	1	0.277777778	41	2021-08-01T00:05:49.945Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:04:28.596Z	1	0.277777778	45	2021-08-01T00:06:19.485Z	9.8	54.7	0	0	0
2021-08-01T00:04:58.655Z	2	0.555555556	40	2021-08-01T00:07:25.916Z	9.8	54.9	0	0	0
2021-08-01T00:05:28.636Z	1	0.277777778	47	2021-08-01T00:07:53.272Z	9.7	54.8	0	0	0
2021-08-01T00:05:58.635Z	3	0.833333333	38	2021-08-01T00:08:56.839Z	9.8	54.9	0	0	0

Output:

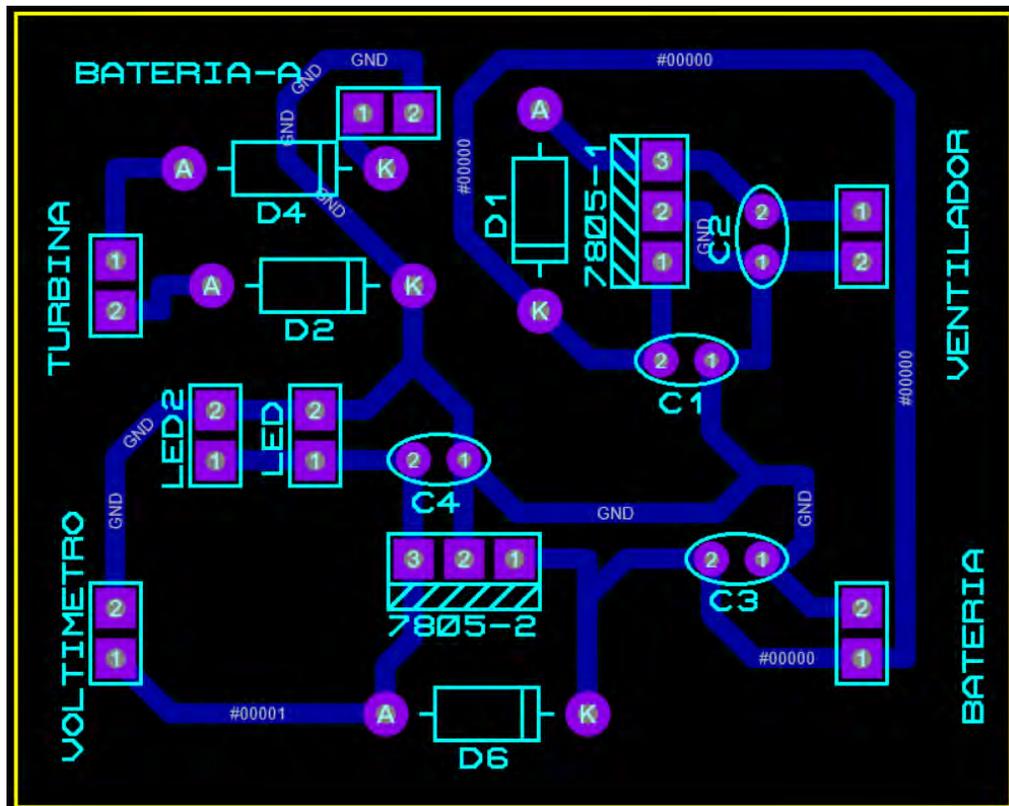
#	Time	Action	Message	Duration / Fetch
5	21:54:58	SHOW DATABASES	OK	0.000 sec
6	21:55:05	SHOW SESSION VARIABLES LIKE 'lower_case_table_names'	OK	0.000 sec
7	21:55:05	SHOW TABLES FROM 'aerogenerador' like 'raspberry_esp32_unsaac'	OK	0.000 sec
8	21:57:08	CREATE TABLE 'aerogenerador'. 'raspberry_esp32_unsaac' ('Fecha_Hora' text, 'Velocidad (km/h)' int, 'Vel...	OK	0.000 sec
9	21:57:09	PREPARE stmt FROM 'INSERT INTO 'aerogenerador'. 'raspberry_esp32_unsaac' ('Fecha_Hora', 'Velocidad...	OK	0.000 sec
10	00:15:14	SELECT * FROM aerogenerador.raspberry_esp32_unsaac LIMIT 0, 1000	1000 row(s) returned	0.000 sec / 0.000 sec

## B.7. SISTEMA DE CARGAS

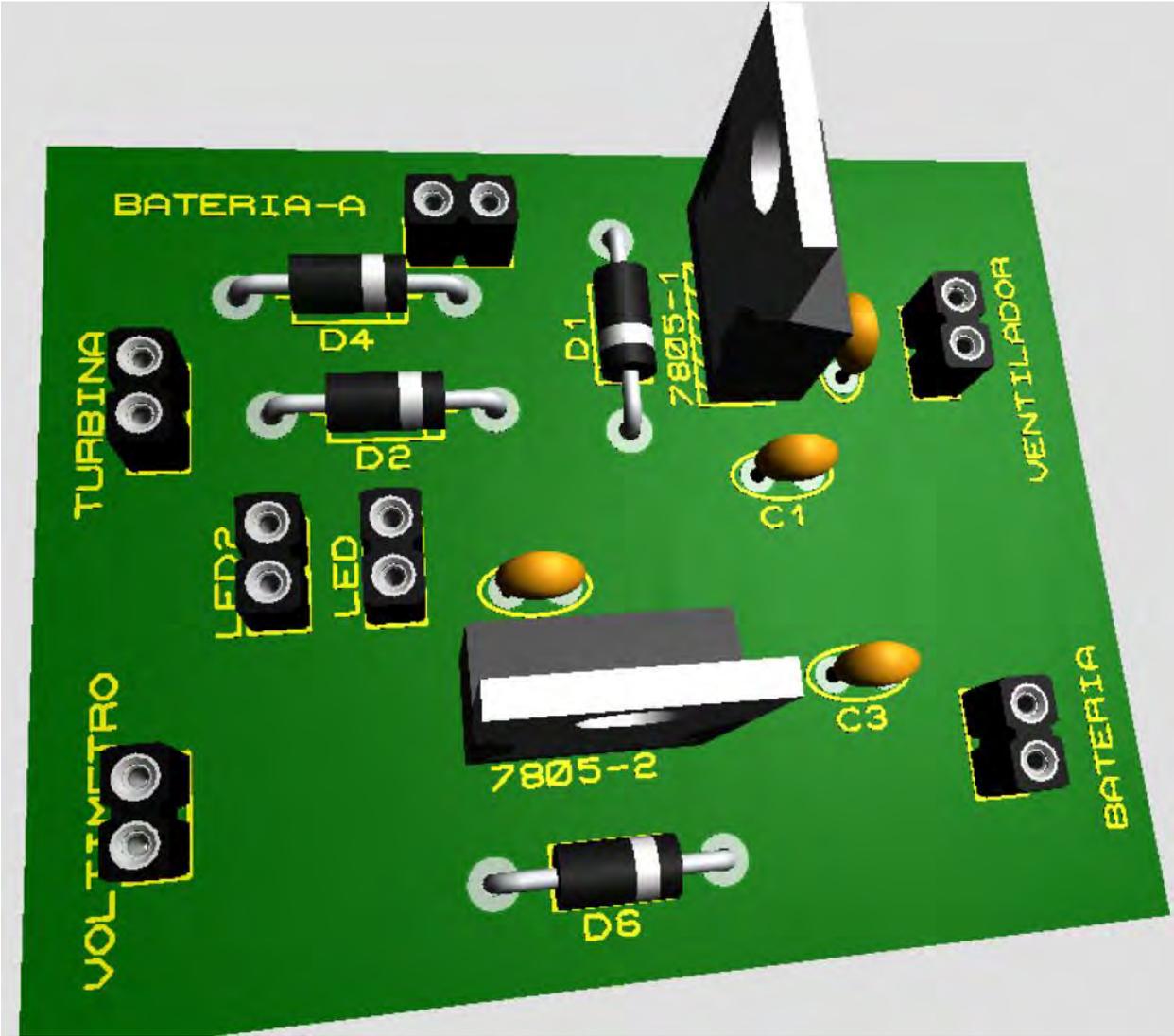
### B.7.1. ESQUEMÁTICO ELECTRÓNICO DEL SISTEMA DE CARGAS



### B.7.2. DISEÑO PCB DEL SISTEMA DE CARGAS



B.7.4. DISEÑO 3D DE SISTEMA DE CARGAS



## C. HOJAS DE DATOS DE LOS EQUIPOS

### C.1. Raspberry Pi 3

#### Overview



The Raspberry Pi 3 Model B+ is the latest product in the Raspberry Pi 3 range, boasting a 64-bit quad core processor running at 1.4GHz, dual-band 2.4GHz and 5GHz wireless LAN, Bluetooth 4.2/BLE, faster Ethernet, and PoE capability via a separate PoE HAT

The dual-band wireless LAN comes with modular compliance certification, allowing the board to be designed into end products with significantly reduced wireless LAN compliance testing, improving both cost and time to market.

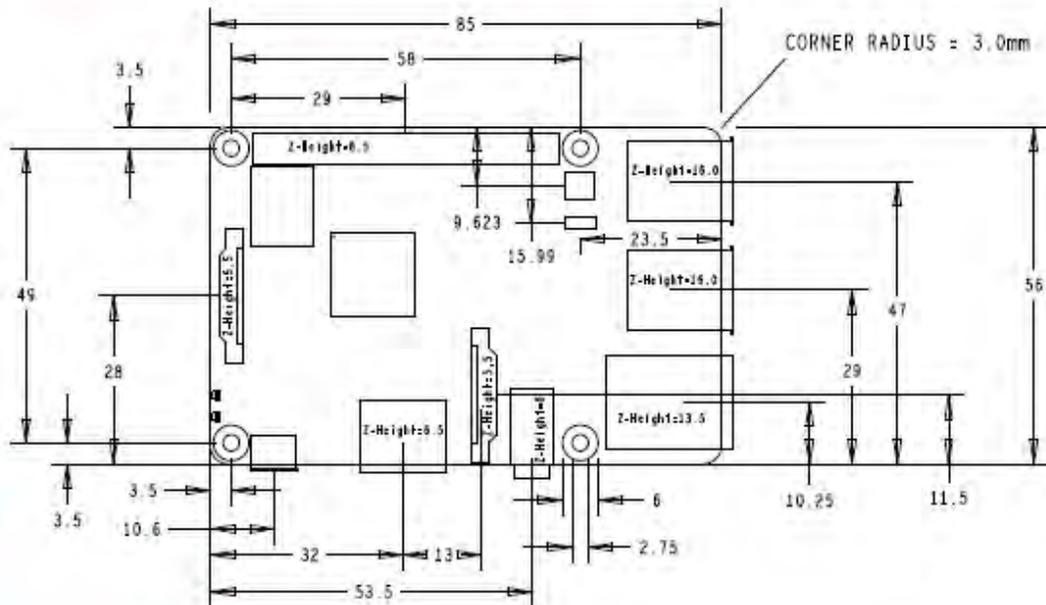
The Raspberry Pi 3 Model B+ maintains the same mechanical footprint as both the Raspberry Pi 2 Model B and the Raspberry Pi 3 Model B.

## Specifications

<b>Processor:</b>	Broadcom BCM2837B0, Cortex-A53 64-bit SoC @ 1.4GHz
<b>Memory:</b>	1GB LPDDR2 SDRAM
<b>Connectivity:</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>■ 2.4GHz and 5GHz IEEE 802.11.b/g/n/ac wireless LAN, Bluetooth 4.2, BLE</li><li>■ Gigabit Ethernet over USB 2.0 (maximum throughput 300 Mbps)</li><li>■ 4 × USB 2.0 ports</li></ul>
<b>Access:</b>	Extended 40-pin GPIO header
<b>Video &amp; sound:</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>■ 1 × full size HDMI</li><li>■ MIPI DSI display port</li><li>■ MIPI CSI camera port</li><li>■ 4 pole stereo output and composite video port</li></ul>
<b>Multimedia:</b>	H.264, MPEG-4 decode (1080p30); H.264 encode (1080p30); OpenGL ES 1.1, 2.0 graphics
<b>SD card support:</b>	Micro SD format for loading operating system and data storage
<b>Input power:</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>■ 5V/2.5A DC via micro USB connector</li><li>■ 5V DC via GPIO header</li><li>■ Power over Ethernet (PoE)–enabled (requires separate PoE HAT)</li></ul>
<b>Environment:</b>	Operating temperature, 0–50°C
<b>Compliance:</b>	For a full list of local and regional product approvals, please visit <a href="http://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-3-model-b+">www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-3-model-b+</a>
<b>Production lifetime:</b>	The Raspberry Pi 3 Model B+ will remain in production until at least January 2023.



## Physical specifications



### Warnings

- This product should only be connected to an external power supply rated at 5V/2.5A DC. Any external power supply used with the Raspberry Pi 3 Model B+ shall comply with relevant regulations and standards applicable in the country of intended use.
- This product should be operated in a well-ventilated environment and, if used inside a case, the case should not be covered.
- Whilst in use, this product should be placed on a stable, flat, non-conductive surface and should not be contacted by conductive items.
- The connection of incompatible devices to the GPIO connection may affect compliance, result in damage to the unit, and invalidate the warranty.
- All peripherals used with this product should comply with relevant standards for the country of use and be marked accordingly to ensure that safety and performance requirements are met. These articles include but are not limited to keyboards, monitors, and mice when used in conjunction with the Raspberry Pi.
- The cables and connectors of all peripherals used with this product must have adequate insulation so that relevant safety requirements are met.

### Safety instructions

To avoid malfunction of or damage to this product, please observe the following:

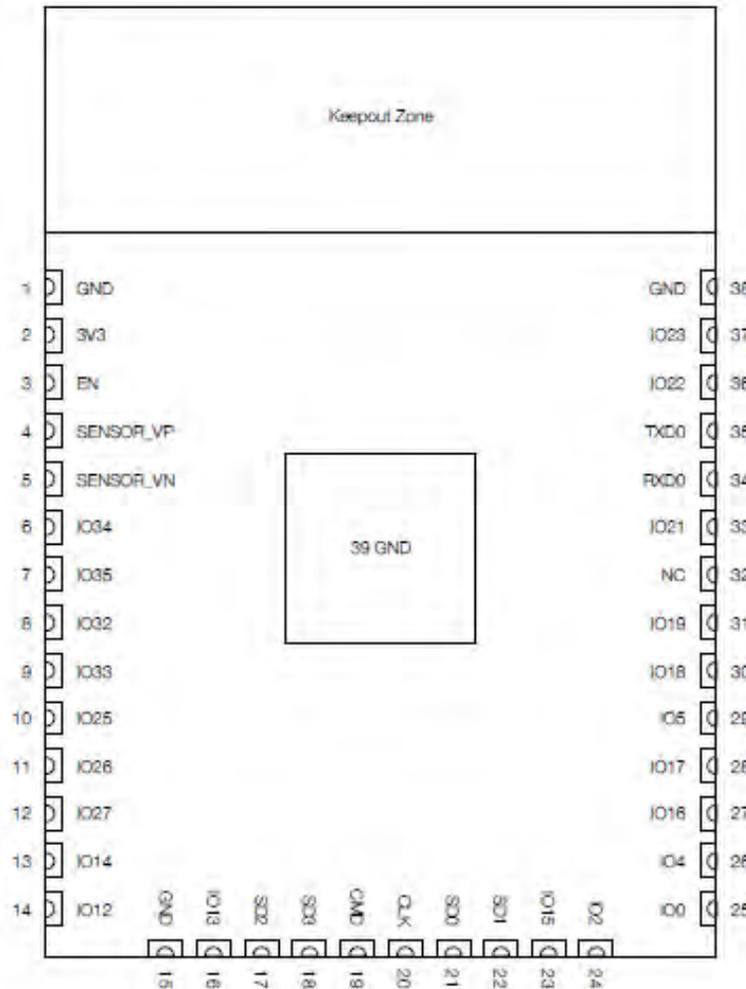
- Do not expose to water or moisture, or place on a conductive surface whilst in operation.
- Do not expose to heat from any source; the Raspberry Pi 3 Model B+ is designed for reliable operation at normal ambient temperatures.
- Take care whilst handling to avoid mechanical or electrical damage to the printed circuit board and connectors.
- Whilst it is powered, avoid handling the printed circuit board, or only handle it by the edges to minimise the risk of electrostatic discharge damage.



raspberrypi.org

## C.2. ESP32-WROOM-U

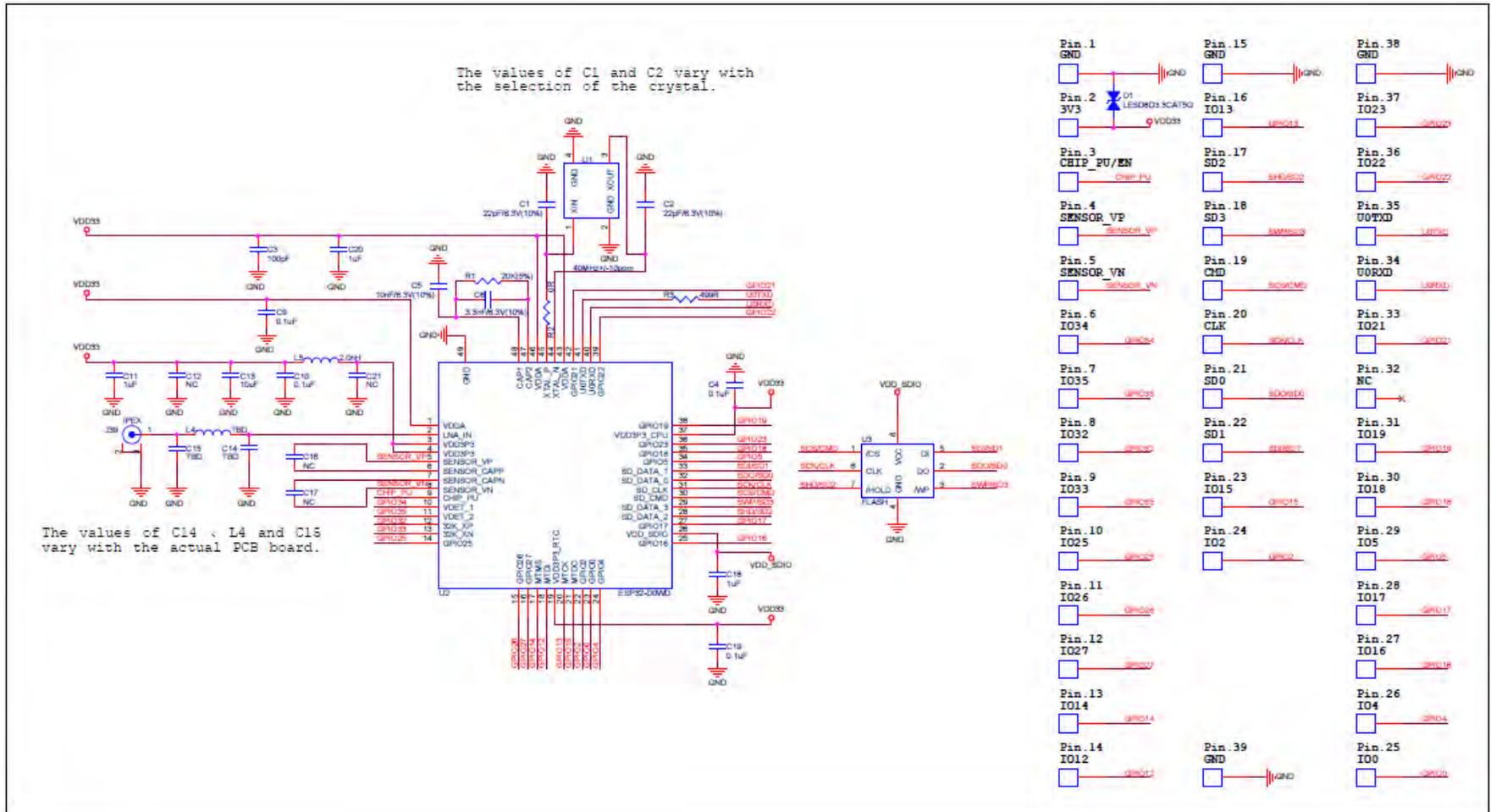
### C.2.1. DISEÑO DE PINES



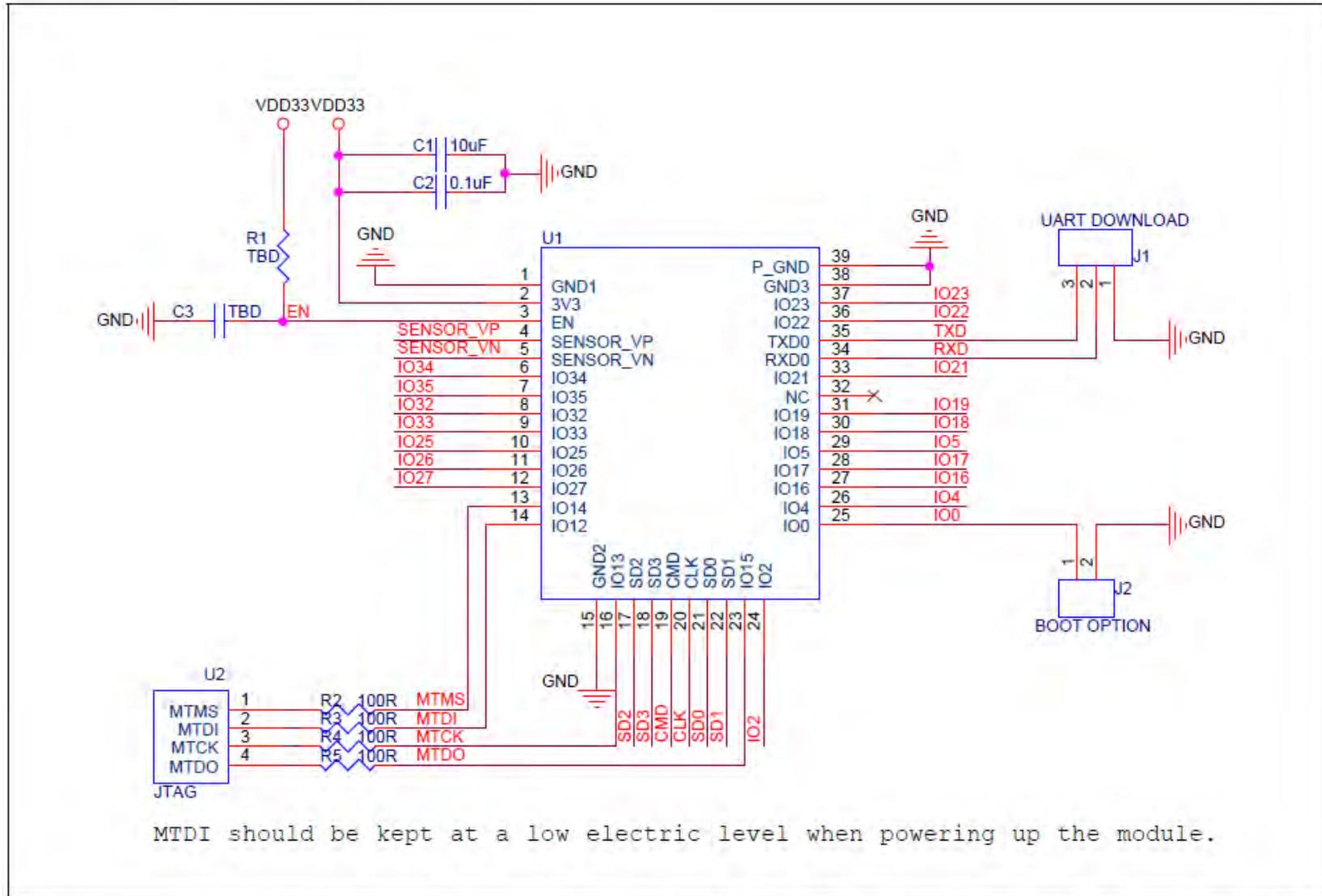
Name	No.	Type	Function
GND	1	P	Ground
3V3	2	P	Power supply
EN	3	I	Module-enable signal. Active high.
SENSOR_VP	4	I	GPIO36, ADC1_CH0, RTC_GPIO0
SENSOR_VN	5	I	GPIO39, ADC1_CH3, RTC_GPIO3
IO34	6	I	GPIO34, ADC1_CH6, RTC_GPIO4
IO35	7	I	GPIO35, ADC1_CH7, RTC_GPIO5

Name	No.	Type	Function
IO32	8	I/O	GPIO32, XTAL_32K_P (32.768 kHz crystal oscillator input), ADC1_CH4, TOUCH9, RTC_GPIO9
IO33	9	I/O	GPIO33, XTAL_32K_N (32.768 kHz crystal oscillator output), ADC1_CH5, TOUCH8, RTC_GPIO8
IO25	10	I/O	GPIO25, DAC_1, ADC2_CH8, RTC_GPIO6, EMAC_RXD0
IO26	11	I/O	GPIO26, DAC_2, ADC2_CH9, RTC_GPIO7, EMAC_RXD1
IO27	12	I/O	GPIO27, ADC2_CH7, TOUCH7, RTC_GPIO17, EMAC_RX_DV
IO14	13	I/O	GPIO14, ADC2_CH6, TOUCH6, RTC_GPIO16, MTMS, HSPICLK, HS2_CLK, SD_CLK, EMAC_TXD2
IO12	14	I/O	GPIO12, ADC2_CH5, TOUCH5, RTC_GPIO15, MTDI, HSPIQ, HS2_DATA2, SD_DATA2, EMAC_TXD3
GND	15	P	Ground
IO13	16	I/O	GPIO13, ADC2_CH4, TOUCH4, RTC_GPIO14, MTCK, HSPID, HS2_DATA3, SD_DATA3, EMAC_RX_ER
SHD/SD2*	17	I/O	GPIO9, SD_DATA2, SPIHD, HS1_DATA2, U1RXD
SWP/SD3*	18	I/O	GPIO10, SD_DATA3, SPIWP, HS1_DATA3, U1TXD
SCS/CMD*	19	I/O	GPIO11, SD_CMD, SPICS0, HS1_CMD, U1RTS
SCK/CLK*	20	I/O	GPIO6, SD_CLK, SPICLK, HS1_CLK, U1CTS
SDO/SD0*	21	I/O	GPIO7, SD_DATA0, SPIQ, HS1_DATA0, U2RTS
SDI/SD1*	22	I/O	GPIO8, SD_DATA1, SPID, HS1_DATA1, U2CTS
IO15	23	I/O	GPIO15, ADC2_CH3, TOUCH3, MTDO, HSPICS0, RTC_GPIO13, HS2_CMD, SD_CMD, EMAC_RXD3
IO2	24	I/O	GPIO2, ADC2_CH2, TOUCH2, RTC_GPIO12, HSPWP, HS2_DATA0, SD_DATA0
IO0	25	I/O	GPIO0, ADC2_CH1, TOUCH1, RTC_GPIO11, CLK_OUT1, EMAC_TX_CLK
IO4	26	I/O	GPIO4, ADC2_CH0, TOUCH0, RTC_GPIO10, HSPHD, HS2_DATA1, SD_DATA1, EMAC_TX_ER
IO16	27	I/O	GPIO16, HS1_DATA4, U2RXD, EMAC_CLK_OUT
IO17	28	I/O	GPIO17, HS1_DATA5, U2TXD, EMAC_CLK_OUT_180
IO5	29	I/O	GPIO5, VSPICS0, HS1_DATA6, EMAC_RX_CLK
IO18	30	I/O	GPIO18, VSPICLK, HS1_DATA7
IO19	31	I/O	GPIO19, VSPIQ, U0CTS, EMAC_TXD0
NC	32	-	-
IO21	33	I/O	GPIO21, VSPHD, EMAC_TX_EN
RXD0	34	I/O	GPIO3, U0RXD, CLK_OUT2
TXD0	35	I/O	GPIO1, U0TXD, CLK_OUT3, EMAC_RXD2
IO22	36	I/O	GPIO22, VSPWP, U0RTS, EMAC_TXD1
IO23	37	I/O	GPIO23, VSPID, HS1_STROBE
GND	38	P	Ground

## C.2.2. Circuito Esquemático

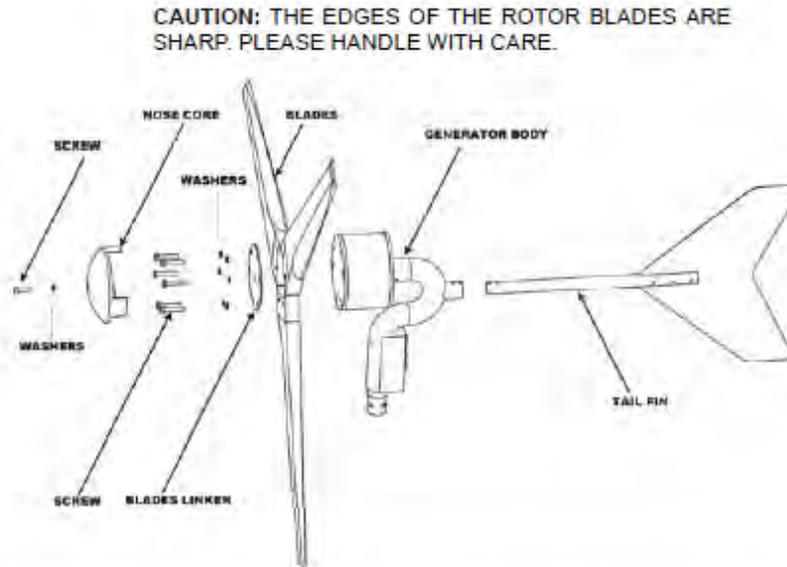


### C.2.3. Esquema de periféricos



## C.3. AEROGENERADOR BLACK 300

### C.3.1. Partes del equipo



NOTE: need add screw washers when assembly 6blades and 1nose cone.

Figure 1

First please compare the parts listed below with the contents in the box which your receive to make sure that you have everything needed for assembly.

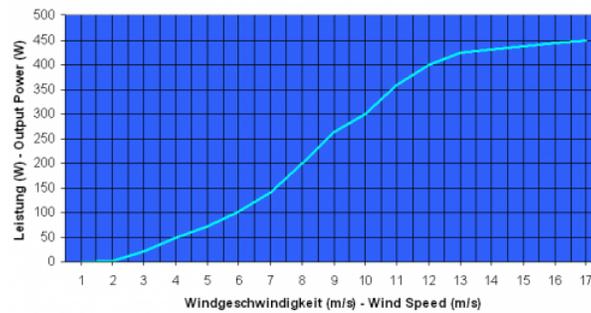
Content		Quantity
Manual		1
Generator assembled		1
Blades		3
Nose Cone		1
Blade Linker		1
Tail Fin		1
Solar &wind hybrid controller.		1
Hardware	Cone screw M8x35	1
	Blades screw M8x45	6
	Tail Screw M6x30	2
	Screw washers	7 Spring washers

Zhejiang Ruihua Machinery Co.Ltd Linshan Yuyao Zhejiang China 315480  
 Tel:+86 571 88898254 Fax:+86 571 85970075 info@ruihuaenergy.com

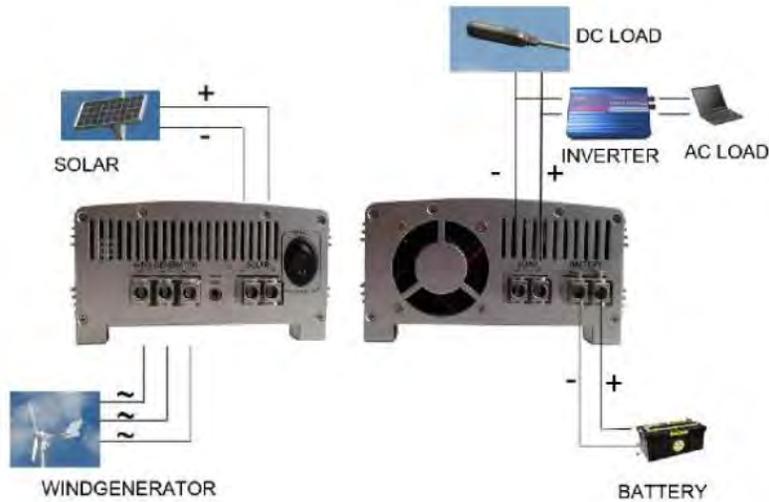
### C.3.2. Especificaciones técnicas

Type No.	BSG 300-12V
Rotor Diameter(m)	1,22
Start up wind speed(m/s)	1
Cut-in wind speed(m/s)	2,2
Rated wind speed(m/s)	9
Turbine Rated output (W;V)	300
Survival wind speed	45
Solar energy input	150
System Voltage	12 or 24

### C.3.3. Curva de potencia



### C.3.4. Diagrama de conexión del Controlador de carga



## D. FOTOGRAFÍAS E IMÁGENES

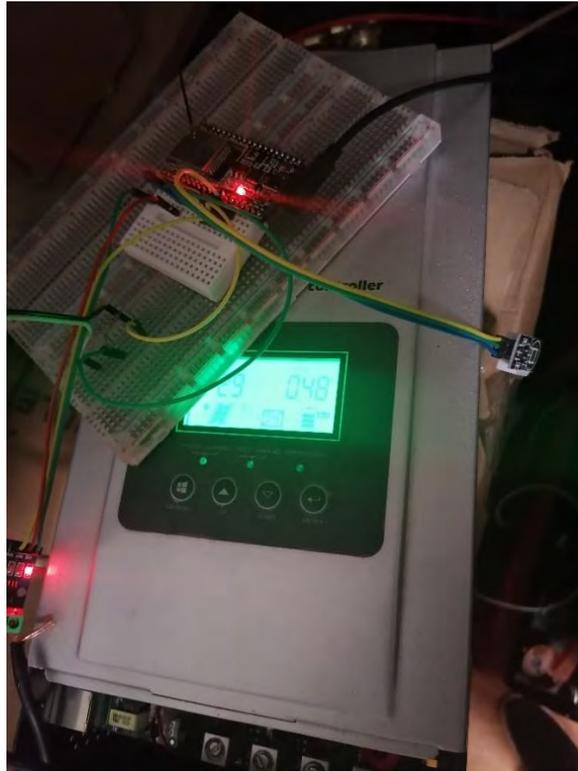
### D.1. Raspberry Pi 3



### D.2. Consola Vantage Pro2



### D.3. Pruebas de adquisición de datos



### D.4. Comunicación Raspberry Pi 3 con Vantage Pro2



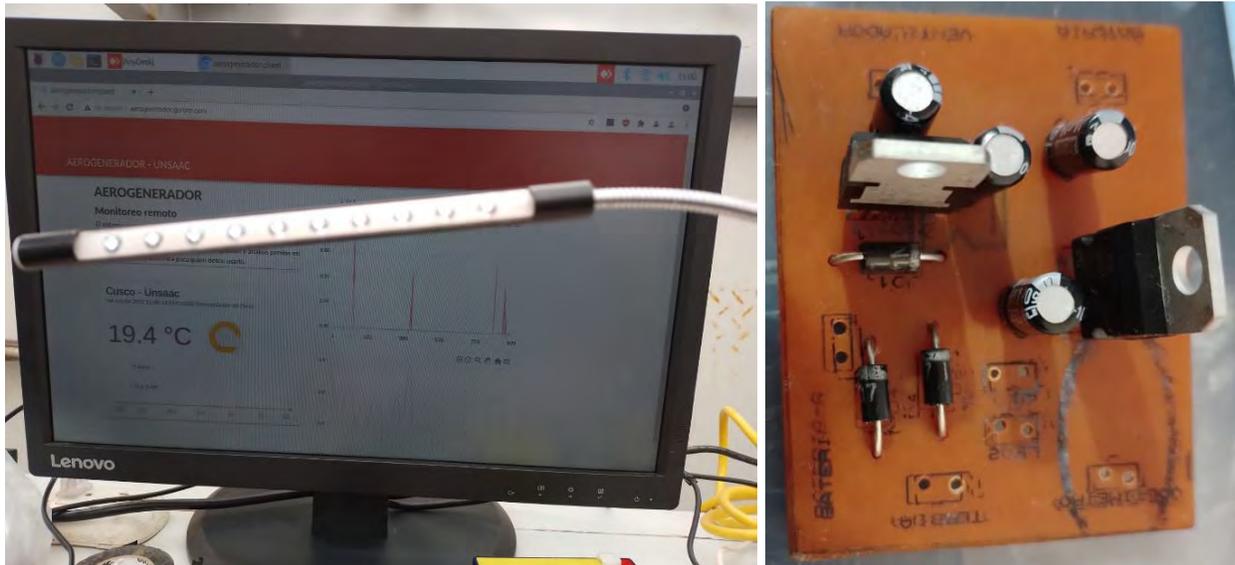
### D.5. Aerogenerador Black 300



### D.6. Anemómetro con veleta Davis



## D.7. Sistema de Lámparas led y circuito de protección de cargas



## D.8. Sistema de monitoreo remoto

☰

**AEROGENERADOR - UN...**

# AEROGENERADOR

## Monitoreo remoto

El sistema remoto utiliza dispositivos ESP32 y raspberry para recavar la informacion y enviarla a traves del protocolo MQTT hacia un servidor del cual podemos obtener y mostrar mediante graficos y analisis previos en una vista simple y dinamica para quien desee usarlo.

**Cusco - Unsaac**  
Fri Oct 01 2021 22:38:46 GMT-0500 (hora estándar...)

**10.7**  
°C

C

1 km/h

81 % HR

DO LU MA MI JU VI SA

## D.9. PROGRAMA STATS PARA CALCULO DE TAMAÑO DE LA MUESTRA

← Sample Size STATS™

Allows the user to calculate the sample size needed to achieve a specified level of accuracy.

Inputs FORMULAS

**Population Size**  i

**Maximum Acceptable Error**  ▼ i

**Estimated Percentage Level**  ▼ i

**Desired Confidence Level**  ▼ i

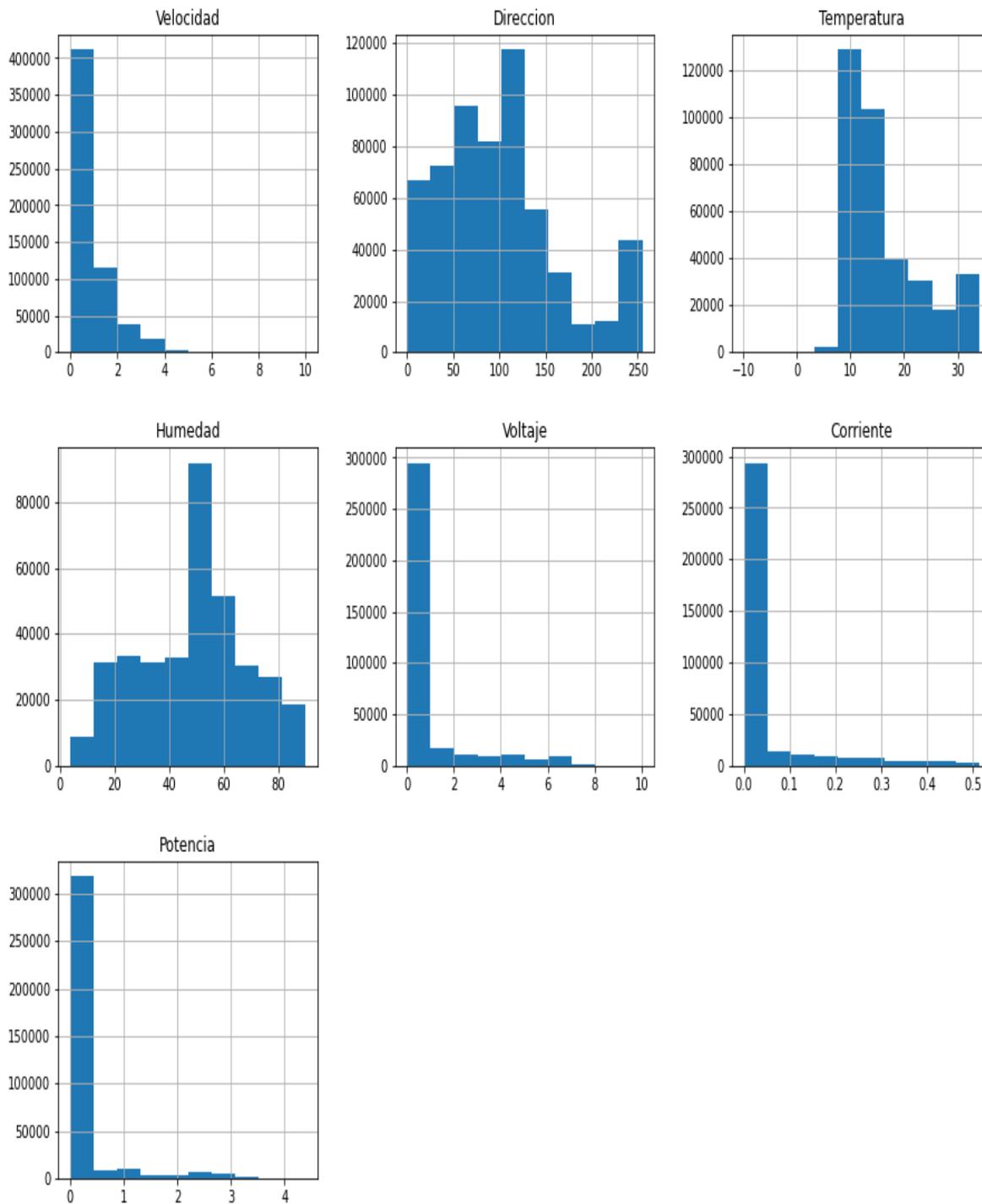
**Calculate**

Sample Size =

 **Decision Analyst**

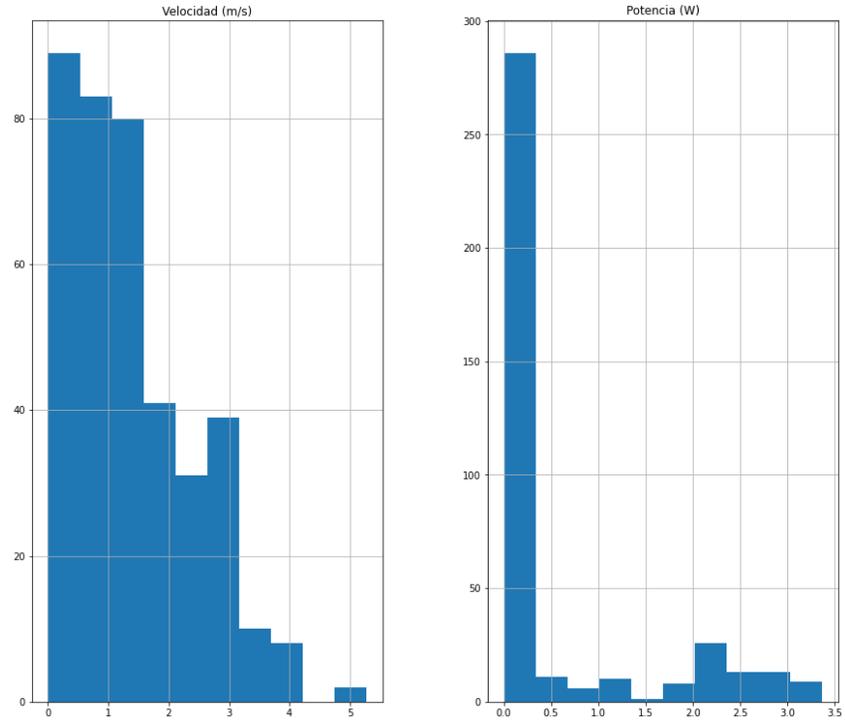
## E. GRÁFICAS DE LOS RESULTADOS

### E.1. HISTOGRAMA DE VARIABLES RASPBERRY PI Y ESP32

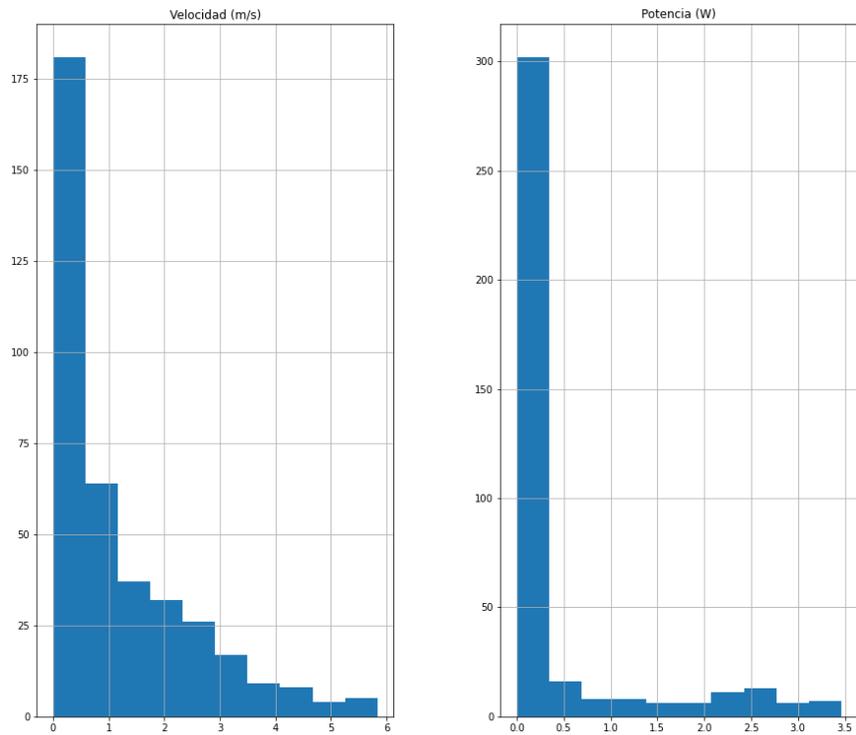


## E.2. HISTOGRAMAS DE MUESTRAS DE VELOCIDAD Y POTENCIA

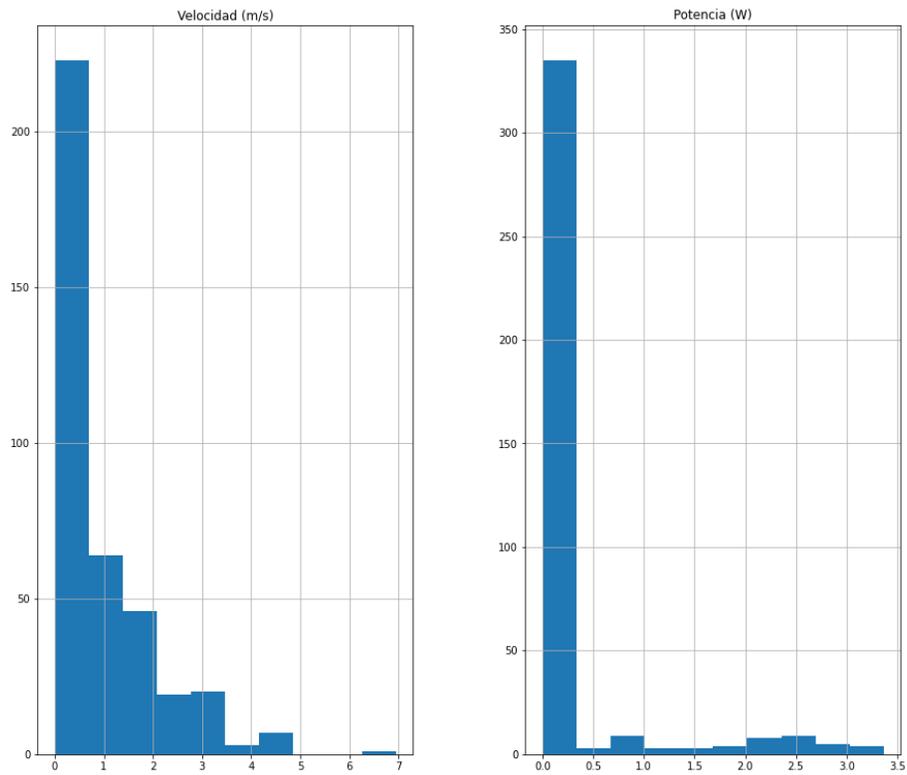
### Histograma de agosto del viento y potencia de la turbina



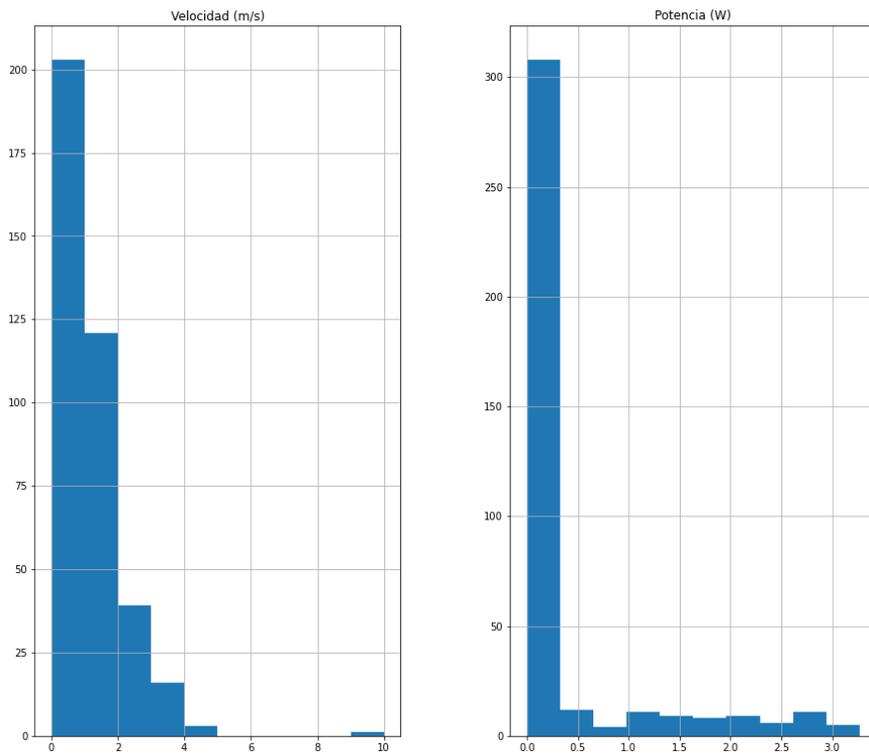
### Histograma de setiembre del viento y potencia de la turbina



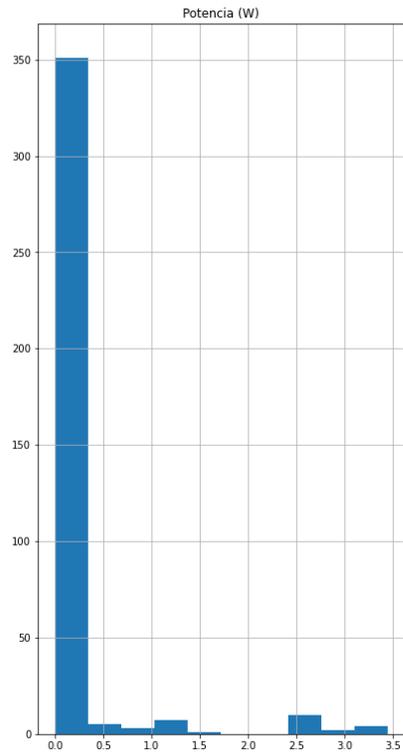
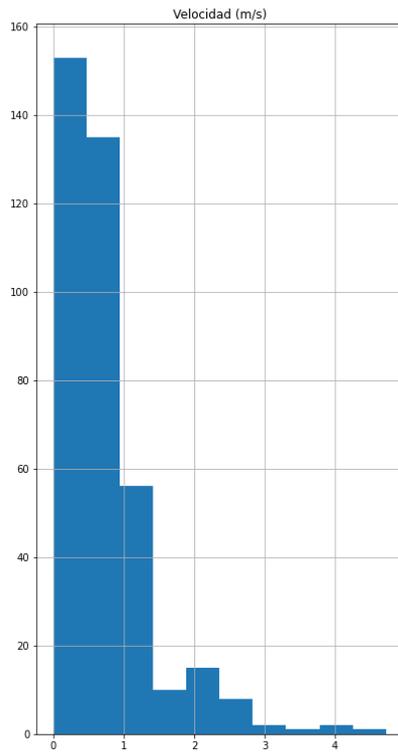
## Histograma de octubre del viento y potencia de la turbina



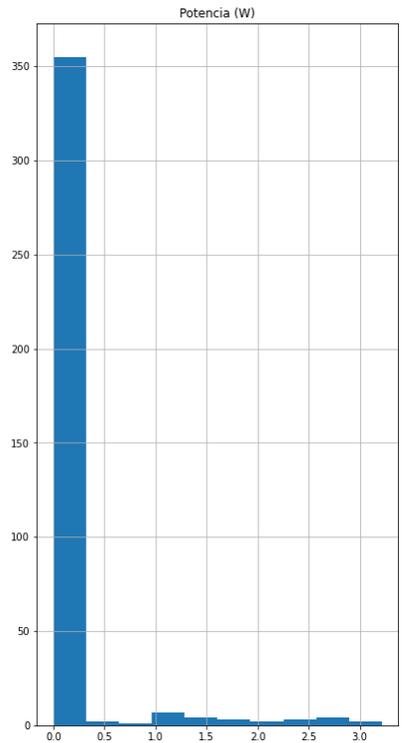
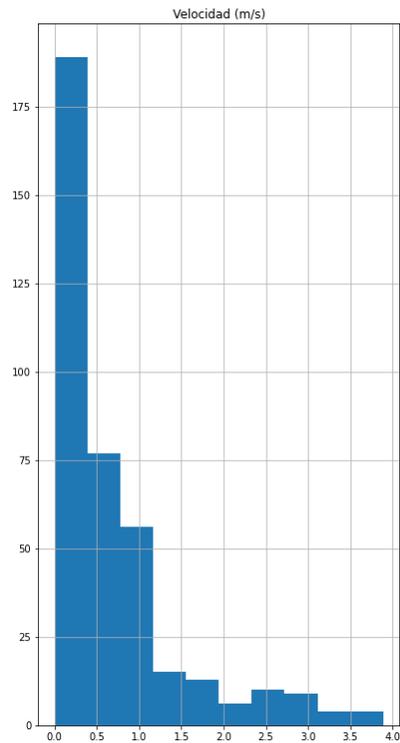
## Histograma de noviembre del viento y potencia de la turbina



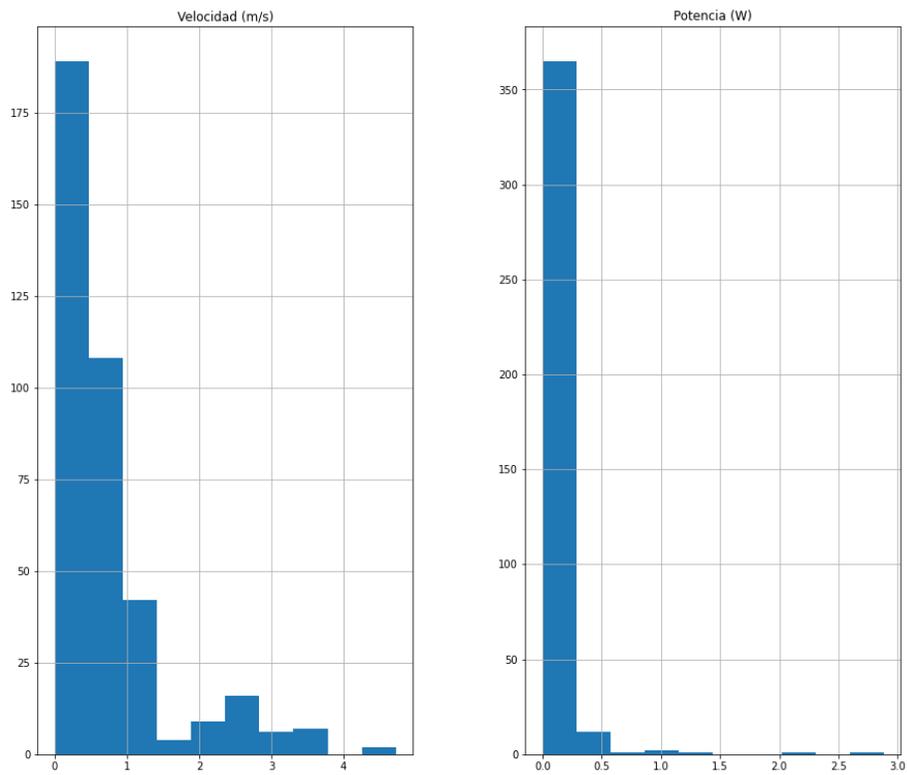
## Histograma de diciembre del viento y potencia de la turbina



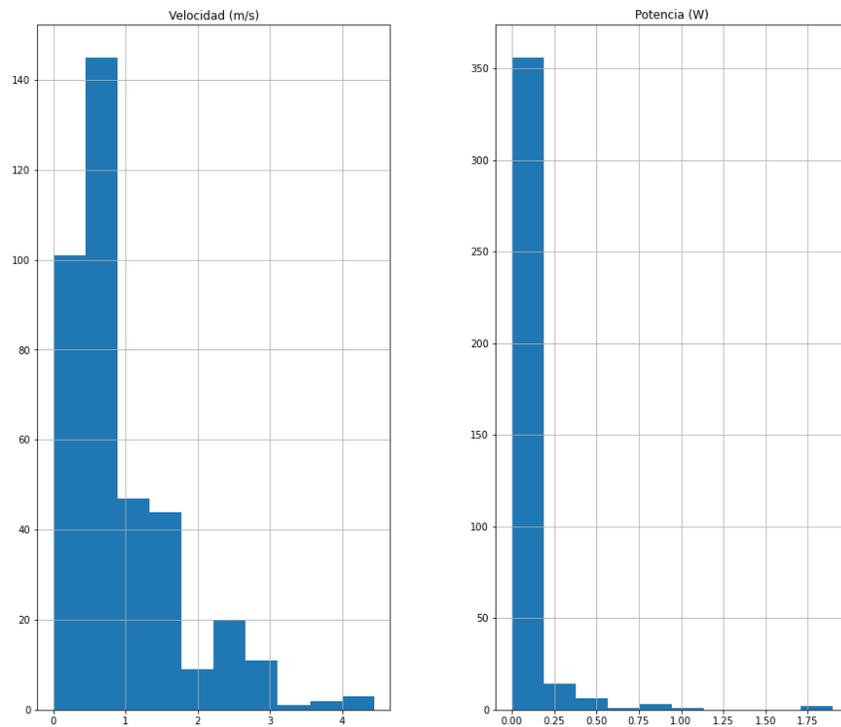
## Histograma de enero del viento y potencia de la turbina



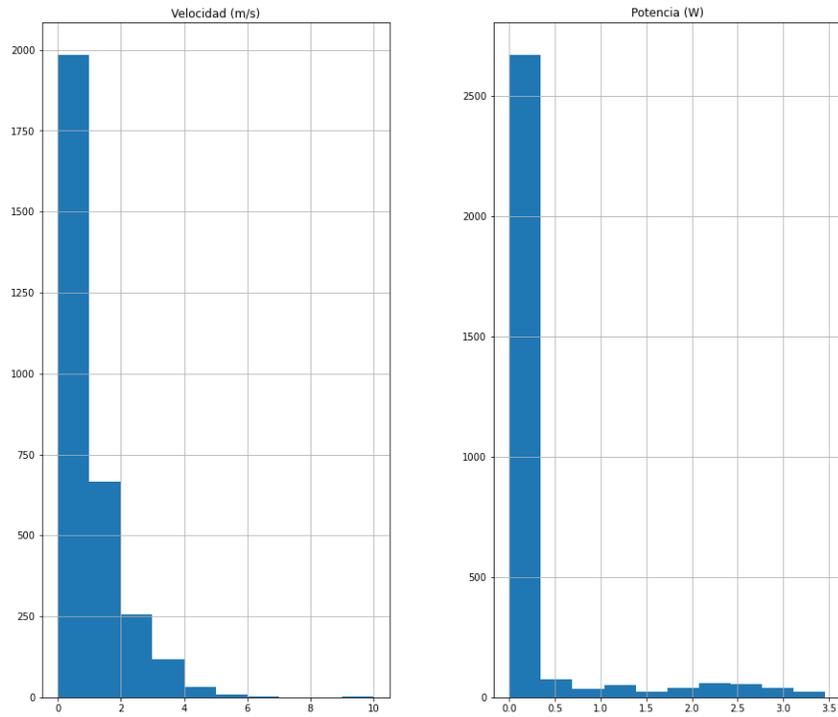
## Histograma de febrero del viento y potencia de la turbina



## Histograma de marzo del viento y potencia de la turbina

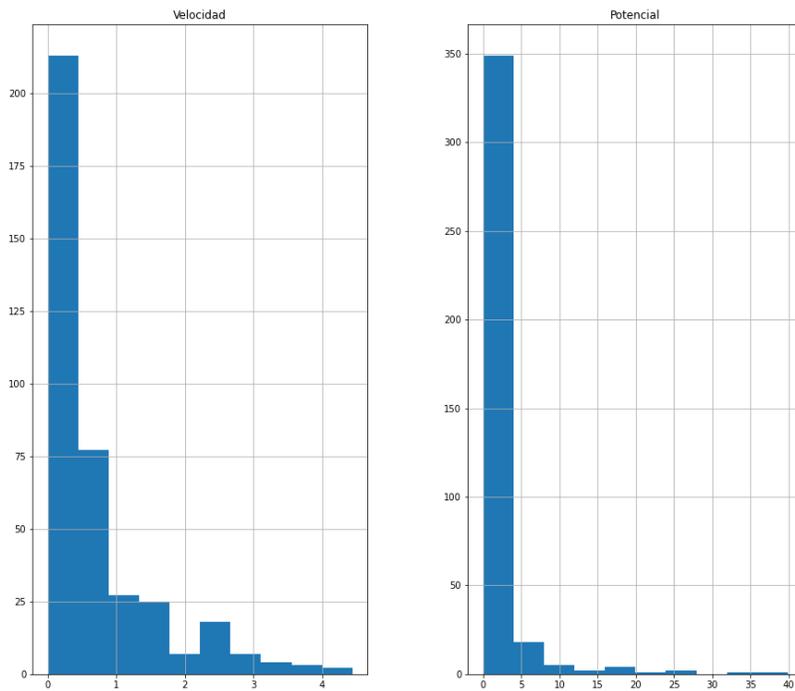


## Histograma de 8 meses del viento y potencia de la turbina

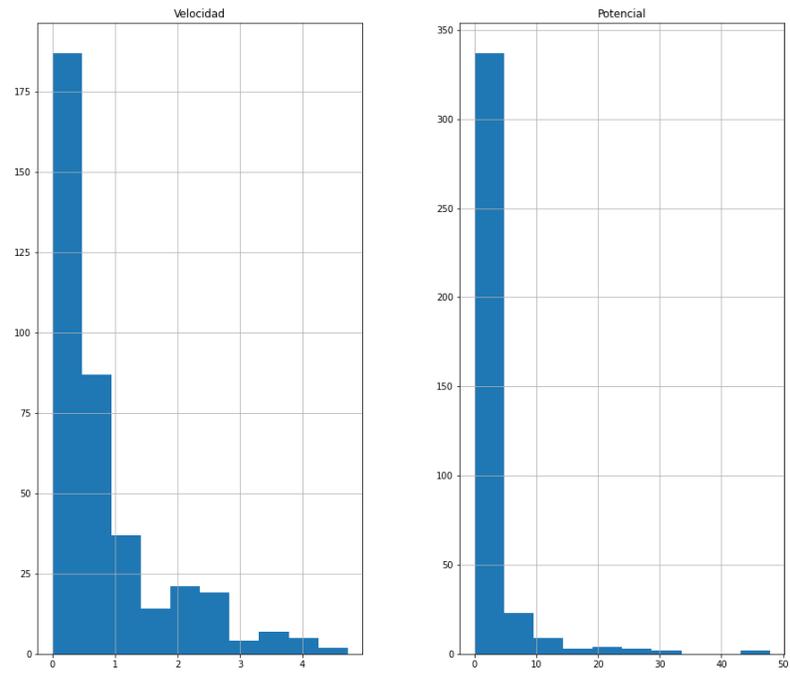


## E.2. HISTOGRAMAS DE MUESTRAS DE VELOCIDAD Y POTENCIAL EOLICO

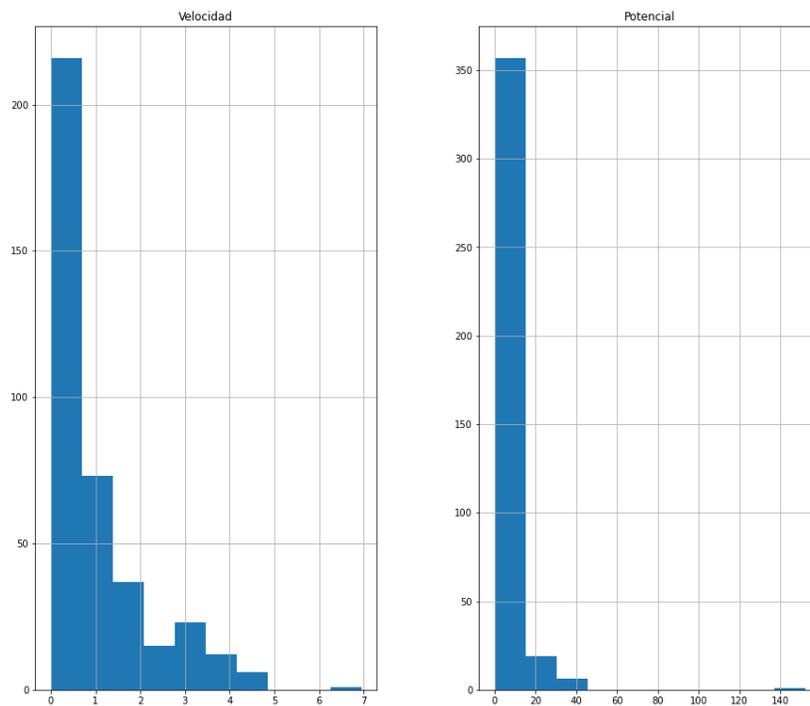
### Histograma de agosto del viento y potencial eólico



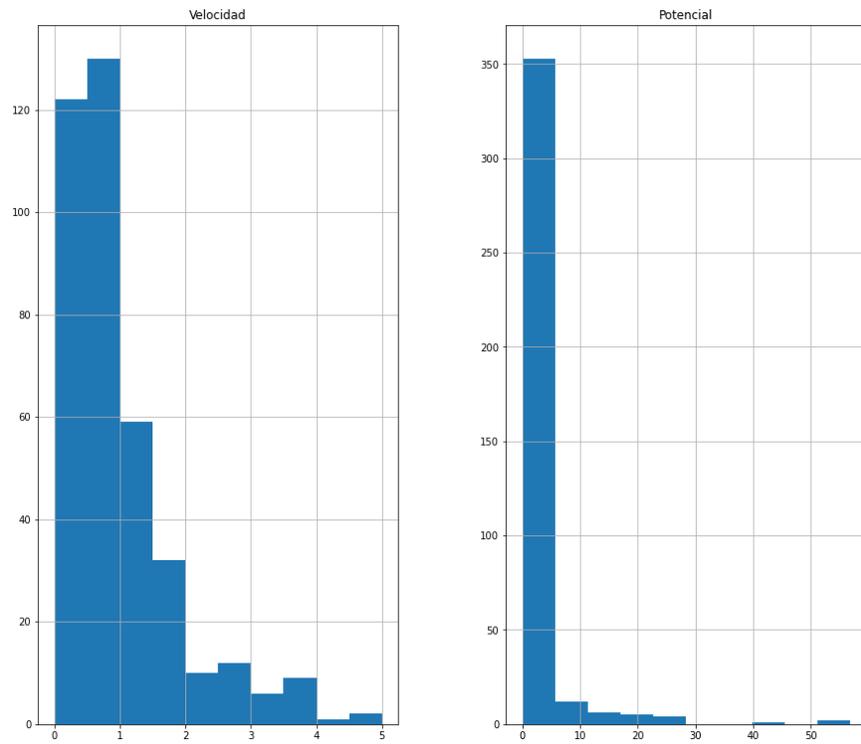
## Histograma de setiembre del viento y potencial eólico



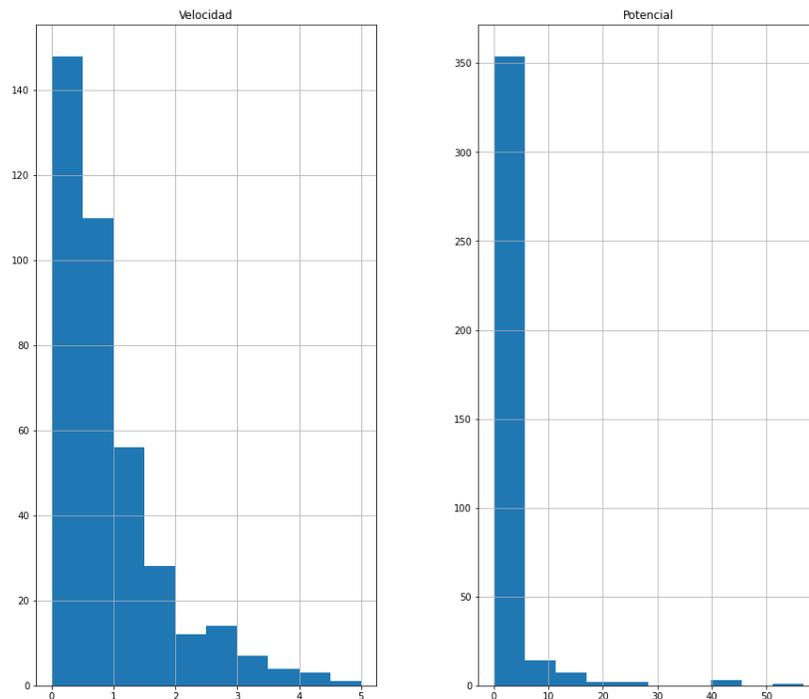
## Histograma de octubre del viento y potencial eólico



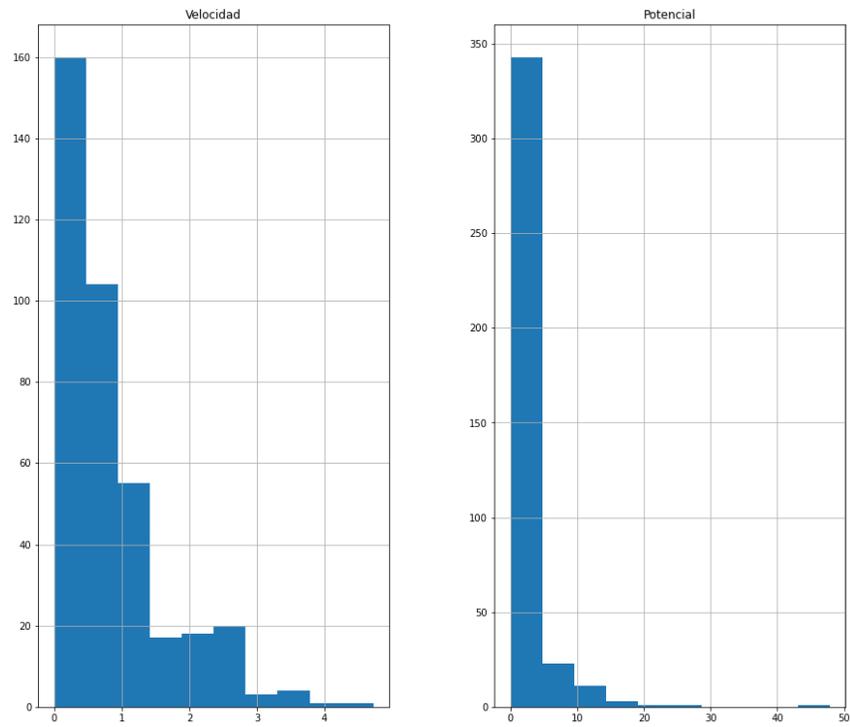
## Histograma de noviembre del viento y potencial eólico



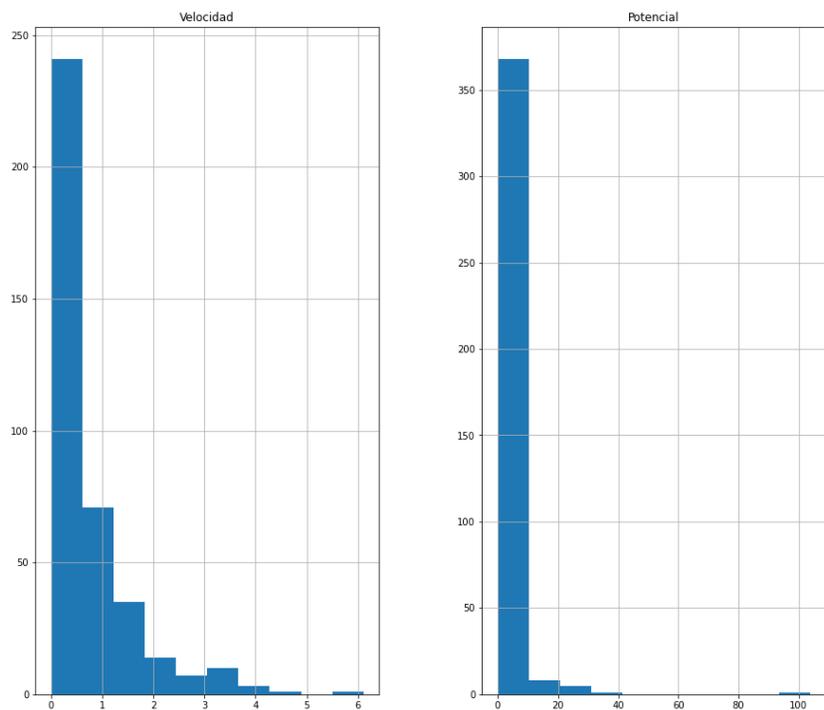
## Histograma de diciembre del viento y potencial eólico



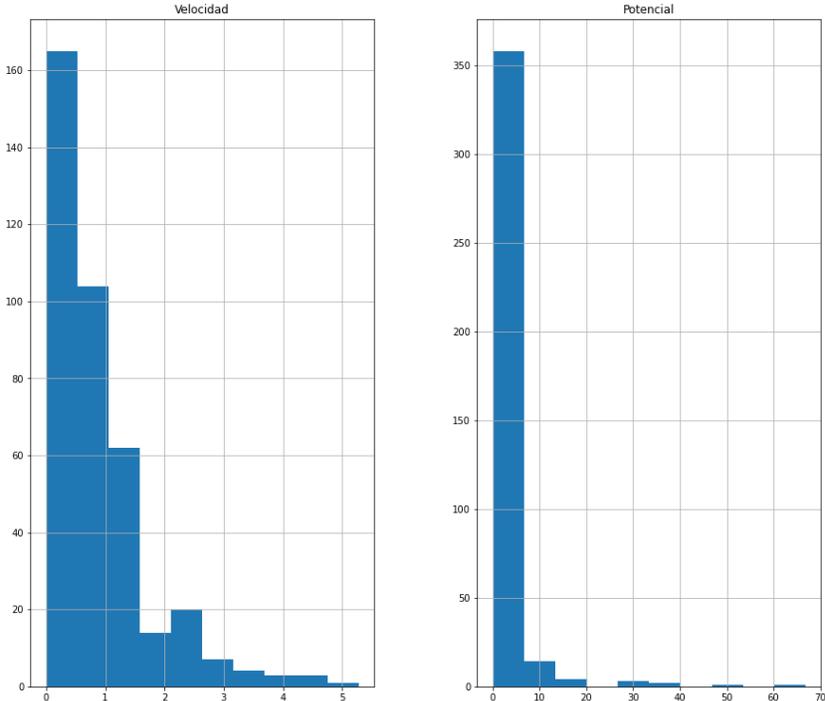
## Histograma de enero del viento y potencial eólico



## Histograma de febrero del viento y potencial eólico



**Histograma de marzo del viento y potencial eólico**



**Histograma de 8 meses de velocidad del viento y potencial eólico**

