



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL

**Modelamiento Ambiental utilizando redes neuronales y sistemas de
información geográfica para determinar el potencial de energía
eólica en Lambayeque – 2021**

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO AMBIENTAL

AUTORES:

Espíritu Casas, Yersi Yonivel (ORCID: 0000-0001-7546-043X)

Flores Gómez Benhur Irving (ORCID: 0000-0002-2442-1382)

ASESOR:

Dr. Elmer Gonzales Benites Alfaro (ORCID: 0000-0003-1504-2089)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Calidad y Gestión de los recursos Naturales

LIMA – PERÚ

2021

DEDICATORIA
ESPIRITU CASAS YONIVEL

Dedico esta tesis a mis padres por haberme formado con reglas y libertades; por brindarme su apoyo todo el tiempo.

A mis amigos quienes fueron de gran apoyo emocional durante el tiempo en que escribí esta tesis.

A mis maestros quienes nunca desistieron al enseñarme, siempre estuvieron detrás de mí durante todo este proceso académico y han logrado hacer de mí un excelente profesional.

A ellos dedico esta investigación, pues son a quienes les debo por su apoyo incondicional.

DEDICATORIA
FLORES GOMEZ IRVING

Dedico este trabajo a mis padres , a mis abuelos , mis hermanos , ya que fueron mi motivo, mi motor para poder seguir adelante , apoyo para no caer en momentos difíciles donde pensaba donde que ya no podía más, siempre estuvieron presentes para darme algún consejo que me llenara de ganas de poder salir adelante.

AGRADECIMIENTOS
ESPIRITU CASAS YONIVEL

Doy gracias a nuestro creador Jehová, por haberme brindado salud y protección para terminar esta investigación.

Agradecer a mis padres por darme su apoyo incondicional para lograr mis anheladas metas, finalmente agradecer a mis maestros por todas sus enseñanzas.

AGRADECIMIENTOS
FLORES GOMEZ IRVING

En primer lugar agradezco a mis padres por darme la oportunidad, por confiar que podría culminar con éxito mi tesis y así esta etapa universitaria, en segundo lugar a mis hermanos que fueron un constante apoyo, para darme por vencido cuando en momentos sentía que no podía.

Índice de contenido

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
Índice de contenido	iv
Índice de tablas	v
Índice de figuras	viii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO	5
III. METODOLOGÍA	19
3.1. Tipo y diseño de investigación	19
3.2. Variables y Operacionalización.....	19
3.3. Población, muestra y muestreo	19
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	20
3.5. Procedimiento	21
3.6. Método de análisis de datos	26
3.7. Aspectos éticos.....	26
IV. RESULTADOS.....	28
4.1. Comparación entre estaciones.....	28
4.2. Tratamiento de Missing	31
4.3. Análisis de la red neuronal artificial.....	36
4.3.1. Entrenamiento de la red neuronal de la variable velocidad del viento	36
4.3.2. Entrenamiento de la red neuronal de la variable dirección del viento	43
4.5. Pronostico de valores futuros de la variable dirección del viento. Promedios mensuales 2021- 2022	54

4.6. Mapa de vientos del pronóstico de valores futuros de la variable velocidad del viento. Promedios mensuales 2021- 2022	59
4.7. Representación cartográfica de la data histórica de la variable velocidad del viento.....	61
4.7.1. Mapa quinquenal de vientos de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2020	61
4.7.2 Mapa Decadal de vientos de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2020	65
4.7.3. Mapas de vientos anuales de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2020	67
4.7.4. Análisis multicriterio para determinar posibles zonas de emplazamiento de un parque eólico en el departamento de Lambayeque - Perú. 86	
4.8. Determinación del potencial eólico total y aprovechable en el departamento de Lambayeque.....	92
V. DISCUSIÓN.....	94
VI. CONCLUSIONES	96
VII. RECOMENDACIONES	97
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	99
ANEXOS	107

Índice de tablas

Tabla 1: Funciones de activación más usadas.....	16
Tabla 2.....	28
<i>Prueba de normalidad de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020</i>	<i>28</i>
Tabla 3.....	28
<i>Comparación de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020.....</i>	<i>28</i>

Dirección del viento.	29
Tabla 4	29
<i>Prueba de normalidad de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020</i>	29
Tabla 6	30
<i>Prueba de normalidad de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020</i>	30
Tabla 7	30
<i>Comparación de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020</i>	30
Tabla 8	30
<i>Prueba de normalidad de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020</i>	30
Tabla 9	31
<i>Comparación de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020</i>	31
Tabla 10	31
<i>Variación porcentual del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tongorape. 2011-2020</i>	31
Tabla 11	32
<i>Variación porcentual del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tongorape. 2011-2020</i>	32
Tabla 12	33
<i>Variación porcentual del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tinajones. 2015-2020</i>	33
Tabla 13	34
<i>Variación porcentual del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. 2011-2020</i>	34
Tabla 14	36

<i>Comparación de velocidad del viento en la estación Olmos (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	36
Tabla 15	38
<i>Comparación de velocidad del viento en la estación Tongorrape (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	38
Tabla 16	41
<i>Comparación de velocidad del viento en la estación Tinajones (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	41
Tabla 17	43
<i>Comparación de dirección del viento en la estación Olmos (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	43
Tabla 18	46
<i>Comparación de dirección del viento en la estación Tongorrape (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	46
Tabla 19	48
<i>Comparación de dirección del viento en la estación Tinajones (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal)</i>	48
Tabla 20	51
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad del viento para la estación Olmos.</i>	51
Tabla 21	52
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad de viento para la estación Tongorrape</i>	52
Tabla 22	53
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad de viento para la estación Tinajones.</i>	53
Tabla 23	54
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de</i>	

<i>dirección del viento para la estación Olmos.</i>	54
Tabla 24.....	56
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de dirección del viento para la estación Tongorape</i>	56
Tabla 25.....	57
<i>Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de dirección del viento para la estación Tinajones.</i>	57
Tabla 26.....	92
<i>Velocidad promedio del viento y potencial eólico total del departamento de Lambayeque.....</i>	92
Tabla 27	93
<i>Velocidad promedio del viento y potencial eólico aprovechable del departamento de Lambayeque.....</i>	93

Índice de figuras

Figura N° 1: Diagrama de flujo del procedimiento.....	21
Figura 2. Evolución del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.....	32
Figura 3. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.....	33
Figura 4. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. 2015-2020.....	34
Figura 5. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. 2015-2020.....	35
Figura 6. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Olmos. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.....	37

Figura 7. Comparación de velocidad del viento en la estación Olmos (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020	38
Figura 8. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Tongorrabe. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014	40
Figura 9. Comparación de velocidad del viento en la estación Tongorrabe (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020	40
Figura 10. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Tinajones. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014	42
Figura 11. Comparación de velocidad del viento en la estación Tinajones (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020	43
Figura 12. Entrenamiento de la variable dirección del viento en la estación Olmos. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.....	45
Figura 13. Comparación de dirección del viento en la estación Olmos (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.....	45
Figura 14. Entrenamiento de la variable dirección del viento en la estación Tongorrabe. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014	47
Figura 15. Comparación de dirección del viento en la estación Tongorrabe (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.....	48
Figura 16. Entrenamiento de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014	50
Figura 17. Comparación de dirección del viento en la estación Tinajones (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.....	50
Figura 18. Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Olmos para los años 2021 y 2022 respectivamente.....	52

Figura 19. <i>Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Tongorrape para los años 2021 y 2022 respectivamente.....</i>	53
Figura 20. <i>Predicción de la variable velocidad de viento para la estación Tinajones para los años 2021 y 2022 respectivamente</i>	54
Figura 21. <i>Predicción de la variable dirección del viento para la estación Olmos para los años 2021 y 2022 respectivamente</i>	55
Figura 22. <i>Predicción de la variable dirección del viento para la estación Tongorrape para los años 2021 y 2022 respectivamente.....</i>	56
Figura 23. <i>Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Tinajones para los años 2021 y 2022 respectivamente.....</i>	58
Figura 24. <i>Predicción de la variable de la velocidad de viento para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones para el año 2021.....</i>	59
Figura 25. <i>Predicción de la variable de la velocidad de viento para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones para el año 2022.....</i>	60
Figura 26. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2002 - 2007</i>	61
Figura 27. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2007 - 2012.</i>	62
Figura 28. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2010 - 2015.</i>	63
Figura 29. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2007 - 2012.</i>	64
Figura 30. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2002 - 2012.</i>	65

Figura 31. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2010 - 2020.</i>	66
Figura 32. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2002</i>	67
Figura 33. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2003</i>	68
Figura 34. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2004</i>	69
Figura 35. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2005</i>	70
Figura 36. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2006</i>	71
Figura 37. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2007.</i>	72
Figura 38. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2008.</i>	73
Figura 39. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2009.</i>	74
Figura 40. <i>Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2010.</i>	75

- Figura 41.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2011..76*
- Figura 42.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2012..77*
- Figura 43.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2013..78*
- Figura 44.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2014..79*
- Figura 45.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2015..80*
- Figura 46.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2016..81*
- Figura 47.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2017..82*
- Figura 48.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2018..83*
- Figura 49.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2019..84*
- Figura 50.** *Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2020..85*

Figura 51. <i>Criterio 1: Mapa de pendientes $\leq 15^\circ$ para el departamento de Lambayeque.....</i>	86
Figura 52. <i>Criterio 2: Mapa de fuentes hídricas ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.....</i>	87
Figura 53. <i>Criterio 3: Mapa de áreas naturales protegidas (ANP) para el departamento de Lambayeque.....</i>	88
Figura 54. <i>Criterio 4: Mapa de Fallas geológicas ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.....</i>	89
Figura 55. <i>Criterio 5: Mapa de centros poblados ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.....</i>	90
Figura 56. <i>Integración de criterios: Mapa de criterios de exclusión (C1 * C2* C3* C4* C5) para el departamento de Lambayeque</i>	91
Figura 57. <i>Variación del potencial eólico Total respecto a la velocidad del viento a diferentes alturas en el departamento de Lambayeque.....</i>	92
Figura 58. <i>Variación del potencial eólico aprovechable respecto a la velocidad del viento a diferentes alturas en el departamento de Lambayeque</i>	93

Resumen

Conocer los valores de velocidad del viento, analizar el potencial eólico y la generación de mapas de velocidad del viento son valores sumamente importantes si se piensa en utilizar la energía eólica. En esta investigación, los valores de velocidad del viento entre 2002 y 2020 fueron obtenidas de 3 estaciones meteorológicas con diferentes ubicaciones en el departamento de Lambayeque con el propósito de estudiar la variabilidad del viento en el tiempo e identificar el potencial eólico con el que cuenta la zona de estudio. Los datos de las estaciones meteorológicas fueron procesados por medio de la metodología de la Red Neuronal Artificial (ANN) en promedios mensuales para determinar valores hasta el 2022 de velocidad y dirección del viento. Los datos de salida de la red neuronal fueron trasladados al software ArcGIS en donde mediante el método de interpolación IDW (Distancia inversa ponderada) se lograron realizar mapas de disipación del viento en periodos anuales, quinquenales, decadales y un mapa integral de los datos históricos y futuros. Se obtuvieron datos de velocidad del viento con valores promedios que oscilan entre 2.3 y 3.6 m/s para el año 2021, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento, mientras que para el año 2022 los valores de velocidad del viento promedios oscilan entre 2.4 y 3.2 m/s, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura. Adicionalmente se realizó un análisis multicriterio en el departamento de Lambayeque para identificar las zonas aprovechables y no aprovechables. Los resultados muestran que las zonas no aprovechables suman una superficie de 7989.11 Km² y corresponden a un 55.13% de la superficie total del departamento, mientras que las zonas disponibles suman una superficie de 6501.77 Km² y corresponden a un 44.87% del área total del departamento en donde el potencial eólico es aprovechable. Finalmente se hicieron proyecciones para calcular la velocidad del viento a diferentes alturas y se determinó que el potencial eólico total es de 119.24 w/m², mientras que el potencial eólico aprovechable es de 97.40 w/ m² a 100 m de altura.

Palabras claves: Red neuronal artificial, sistemas de información geográfico, data de testeo, data predicha.

Abstract

Knowing the wind speed values, analyzing the wind potential and generating wind speed maps are extremely important values if you think about using wind energy. In this research, the wind speed values between 2002 and 2020 were obtained from 3 meteorological stations with different locations in the department of Lambayeque in order to study the variability of the wind over time and identify the wind potential of the study zone. The data from the meteorological stations were processed through the Artificial Neural Network (ANN) methodology in monthly averages to determine wind speed and direction values up to 2022. The output data of the neural network were transferred to the ArcGIS software where, by means of the IDW (Inverse Weighted Distance) interpolation method, it was possible to make wind dissipation maps in annual, five-year, decadal periods and an integral map of the historical and futures. Wind speed data were obtained with average values ranging between 2.3 and 3.6 m / s for the year 2021, being the Olmos station where greater wind flows are registered, while for the year 2022 the average wind speed values They oscillate between 2.4 and 3.2 m / s, being the Tinajones station where greater wind flows are registered at 10 m of height. Additionally, a multi-criteria analysis was carried out in the department of Lambayeque to identify the usable and non-usable areas. The results show that the non-usable areas add up to an area of 7989.11 km² and correspond to 55.13% of the total area of the department, while the available areas add an area of 6501.77 km² and correspond to 44.87% of the total area of the department in where the wind potential is profitable. Finally, projections were made to calculate the wind speed at different heights and it was determined that the total wind potential is 119.24 w / m², while the usable wind potential is 97.40 w / m² at 100 m height.

Keywords: Artificial neural network, geographic information systems, test data, predicted data.

I. INTRODUCCIÓN

La dependencia de combustibles fósiles, así como el aumento de los precios del diésel, encaminan a un incremento del costo de la energía eléctrica en zonas insulares remotas y a un innegable aumento de la contaminación del medio natural debido a que numerosos lugares del mundo no cuentan con conexión a la red eléctrica a causa de su ubicación geográfica y la única forma de generación de energía es el uso de generadores eléctricos diésel (Kirn, Indra, Logesh, Vijayakumar y Subramaniaswamy, 2020, p.3).

Por otro lado, el sector Energía es uno de los sectores que contribuyen con la formación del calentamiento Global, ya que durante la quema de combustibles y las emisiones fugitivas se generan y se liberan a la atmósfera enormes cantidades de gases de efecto invernadero (GEI). Por otro lado, la energía de fuentes no convencionales, están alcanzando un importante desarrollo con una gran aceptación ya que su empleo resulta provechoso para el medio ambiente, al reducir el consumo de combustibles fósiles que acentúan el efecto invernadero y el cambio climático (Martinez y Roque, 2019, p.168). El uso de energías renovables (Eólica, Solar, Biomasa, etc.) representan un menor impacto ambiental en comparación con la generación de energía de manera convencional (Petróleo, Carbón, Gas natural) ya que no son fuentes emisoras de GEI durante su operación pero sí durante su ciclo de vida. Desarrollar e implementar estas fuentes de energía en la matriz energética peruana logrará mitigar las emisiones de GEI a la atmósfera (Borjoquez, 2018, p. 1).

La integración de energía de fuentes renovables en los sistemas Energéticos y principalmente la Energía eólica se ha incrementado notoriamente. Lo que ha generado dedicar mayor atención a la valoración de los rendimientos de las plantas energéticas renovables. Esta integración obedece a diversos motivos como: seguridad energética, mitigación de gases de efecto invernadero, generación de empleos, Accesibilidad a la energía y Desarrollo rural. (Famoso, Brusca, D'Urso, Galvagno y Chiacchio, 2020, p.1).

El Consejo Global de Energía Eólica (GWEC), en su último informe ha mencionado que la capacidad eólica instalada a nivel mundial logró una potencia total de 651 GW con 60,4 GW agregados en el 2019, lo que representa un incremento del 19% respecto a las instalaciones en 2018 y un aumento del 10 % en comparación con el total de energía eólica a nivel mundial en el 2018 (GWEC, 2019, p.10).

El incremento de las instalaciones de los parques eólicos ha despertado un interés en la comunidad científica para estudiar de manera más detallada los métodos usados para el pronóstico de obtención de energía de las centrales eólicas (Yan, et al., 2015, p. 1323). Asimismo el Perú, a la fecha, cuenta con 5 parques eólicos a lo largo de la costa peruana C.E. Wayra I (Parque Nazca), C.E. Parque Eólico Tres Hermanas (Ica), C.E. Parque Eólico Cupisnique (la libertad), C.E. Parque Eólico Talara (Piura) y C.E. Parque Eólico Marcona (Ica), juntos suman una potencia instalada de 371 MW (Osinergmin, 2020, p. 150).

Considerando que la Energía eólica ha pasado a ser una de las fuentes de energía renovable que suministra cada vez más energía en diversos países, contribuye con la reducción, en cierta forma, de la contaminación del medio natural y que su instalación puede llevarse a cabo en ciudades y lugares aledaños para el suministro eléctrico, es importante desarrollar técnicas para determinar lugares con altos niveles de potencial de energía eólica, en ese sentido, el GIS se ha empleado para el análisis de idoneidad de lugares para energía Eólica debido a su destreza en el procesamiento y análisis de atributos con componentes geoespaciales.

La investigación busca demostrar la eficacia de la metodología de Red Neuronal Artificial (ANN) como herramienta de predicción para la velocidad y dirección de viento utilizando datos históricos, los resultados serán trasladados a los sistemas de Información Geográfica (SIG) para construir mapas de vientos y finalmente determinar el potencial eólico de la zona de estudio. En ese sentido se formuló el problema general de investigación **¿En qué nivel el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina**

el Potencial de Energía Eólica en Lambayeque – 2021? asimismo se formularon los siguientes problemas específicos **¿Cuál es el nivel en que el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial eólico Disponible o total en Lambayeque – 2021?;** **¿Cuál es el nivel en que el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial eólico Aprovechable en Lambayeque – 2021?**

La presente investigación se justifica ambientalmente porque reduce el impacto que se genera por parte del uso de las energías no renovables que son la fuente de energía que se utiliza mayormente. las cuales se encuentran en la naturaleza en cantidades limitadas y más aún no pueden regenerarse en un tiempo a corto plazo, existen 2 tipos de combustibles no renovable como son el fósil y el nuclear que si bien es cierto producen una gran cantidad de energía y ayudan en otras aplicaciones, el problema es que esto conlleva a unas de las primeras fuentes de contaminación como es la producción de dióxido de carbono por parte de los combustibles fósiles lo que por otro lado no ocurre con las energías renovables que son de uso ilimitado e inagotable que nos proporciona la naturaleza de forma natural y que cubren las necesidades de la humanidad sin generar un impacto ambiental negativo considerable. Es por esta razón que se ve la necesidad de implementar este proyecto el cual propone una metodología para poder aprovechar fenómenos naturales producidos por el viento para generar energía renovable que conlleva un impacto positivo medioambiental ya que es una energía limpia lo cual no genera ningún tipo de residuos por lo que su uso no colabora con la destrucción de los ecosistemas ni favorece al calentamiento global, esto conlleva a una mejor calidad de vida sustentada por el desarrollo sostenible que proporciona este tipo de energía. Las energías renovables son aquellos recursos limpios y casi inagotables que nos brinda la naturaleza IDAE (2020).

La investigación se justifica social y económicamente ya que se propone un lugar donde se pueda implementar un parque eólico esto genera poco impacto en el suelo y en la erosión de estos porque hay ausencia de residuos contaminantes en donde no se necesita una inversión posterior al tratamiento del suelo, ocupan poco

espacio que puede ser aprovechado por los dueños del terreno o propiedad para utilizarlo para actividades agrícolas, etc. muy aparte es una energía de muy bajo costo parecida al precio carbón o una turbina nuclear, socialmente se contribuye al momento de su desarrollo y en sus demás fases de materializar el proyecto se necesita del recurso humano lo que conlleva oportunidades de puestos de trabajo. El desarrollo sostenible y la transición hacia fuentes renovables de energía se encuentran estrechamente ligado (Salvador, 2016).

Por lo antes mencionado el **Objetivo General** de la investigación es: Determinar en qué nivel el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial de Energía Eólica en Lambayeque – 2021. Por consiguiente **los objetivos específicos** son: Evaluar el nivel en que el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial eólico total, Identificar el nivel en que el Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determinan el Potencial eólico Aprovechable en Lambayeque – 2021.

De la misma manera se plantea la **hipótesis general**: El Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial de Energía Eólica en Lambayeque – 2021. De la misma manera se formulan las **hipótesis específicas** de investigación: El Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial eólico Disponible o total en Lambayeque – 2021, El Modelamiento ambiental utilizando Sistemas de información Geográfica y Redes neuronales determina el Potencial eólico Aprovechable en Lambayeque - 2021.

II. MARCO TEÓRICO

Feng, J., Feng, L., Wang y Carey (2020) En su estudio agrupa datos diarios para evaluar el potencial de energía eólica neta y técnica en el país de China es por ello que combinó modelos de GIS gracias al rendimiento de las turbinas eólicas y el reparto de la velocidad del viento. Para poder visualizar el potencial de energía eólica disponible considero efectos topográficos locales más detallados (cambio de densidad del aire, rugosidad de la superficie, eficiencia de colocación de matrices) teniendo dificultades de aplicarlos a nivel de país. Se sabe que podría alcanzar los 2560 TW h / año en una tierra rural al 0% escenario y 3501 TW h / año en un escenario de 70% de tierras agrícolas, y el potencial energético neto podría alcanzar 2335 TW h / año y 3194 TW h / año cuando EROI = 11,4: 1 (al promediar el rendimiento de las turbinas en áreas geográficas) en estos dos escenarios diferentes, lo cual se pudo saber gracias a los resultado que muestra el potencial técnico de la energía eólica terrestre de China.

Consecuentemente, Kilic (2019) Realizó una investigación donde recolecto valores de velocidad de viento de 4 estaciones entre los años 2009 y 2016 con la finalidad de estudiar el potencial eólicos en su área de estudio. Los datos proporcionados por las estaciones fueron examinados a través del método de Red NeuronalArtificial (ANN) y determinaron los valores de velocidad del viento pronosticado incluso hasta el 2025, los datos de salida de la red neuronal fueron trasladados a los sistemas de información geográfica (SIG) en donde fueron sometidos a una análisis Geoestadístico (interpolación de kriging) logrando identificar las zonas con alto potencial eólico y se elaboraron mapas de disipación de viento. Finalmente los valores de velocidad fueron máximas en las temporadas de primavera mientras que las velocidades mínimas fueron en las temporadas de verano.

De la misma manera, Siyal et al. (2015) En Suecia utilizando una orientación basada en sistemas de información Geográfica (GIS) se pudo evaluar el potencial eólico utilizable, el cual se calculó aplicando dos escenarios de limitaciones relacionados con el ambiente y de uso del campo, y a los criterios técnicosconectados con la infraestructura de energía eólica. El potencial total de energía

eólica sin restricciones es de 7440 TWh esta tesis es comparable con estimaciones previas de la potencia total de energía eólica sin restricciones en Suecia que fue calculado en cerca de 5000 TWh. Se estimó que 69% de la zona terrestre total se excluyó debido a las limitaciones dadas por la biodiversidad y los servicios ecosistémicos. Además, el viento más refinado obtuvo un potencial energético de 190 TWh.

Por otro lado Bolaños (2018) diseñó una Red Neuronal para predecir la velocidad del viento en una estación meteorológica. Para el procesamiento de la información utilizó el software MATLAB. La RNA logró alcanzar un 8 % de nivel de aprendizaje durante la predicción con un error cuadrático medio de 0.016 que indica el nivel de desempeño del modelo en un tiempo de predicción de 72 horas. Con una exactitud del 98.4% se obtuvieron datos cuyas salidas deseadas eran previamente desconocidas, esta característica permitió hacer la estimación con una gran confiabilidad la energía eólica que se va a entregar. Finalmente concluye que la velocidad del viento es muy influyente en su modelo de aprendizaje debido a que se resalta en la descripción del comportamiento de la velocidad del viento.

Mentis et al. (2015) A través de un análisis GIS pudieron diagnosticar la cuantificación de energía eólica terrestre de África en base a criterios del lugar y medios eólicos apropiados. Elaboraron mapas de potencial de energía eólica a 80 metros ya que es la altura del eje de un generador eólico moderno, los datos de velocidad de viento y la implementación de curvas de energía eólica fueron plasmados mediante proporciones estadísticas. Finalmente el más alto potencial de potencia técnica se encuentra en el norte de África (Power Pool llega a 11 963 TWh), continuado por el Sur y el Este (Power Pool 6971 y 6694 TWh) equitativamente. El power pool occidental representa un alto potencial que alcanza los 5152 TWh, mientras que los países de África Central tienen el mínimo potencial de energía eólica.

Por otro lado, Cavazzi y Dutton (2016) también aplicaron los SIG para determinar el potencial de Energía eólica en el Reino Unido con el fin de evaluar el recurso de

energía eólica marina económicamente accesible desarrollaron un sistema de información geográfica de energía eólica marina (OWE-GIS). Con el uso de condiciones marinas específicas del sitio y el uso combinado de datos de costos se ha logrado evaluar la capacidad de energía eólica disponible en las aguas territoriales, lo cual permitirá probar políticas o prioridades de inversión con diferentes escenarios futuros. Las medidas de velocidad del viento cerca de la costa generalmente son bajas, reconociendo la naturaleza aproximada de algunas de las estimaciones de costos, se encuentra que si solo se explotara el 10% del recurso eólico marino accesible del Reino Unido, entonces se podrían instalar 150 GW de capacidad a menos de 140 £ / MWh (o 67.5 GW en menos de 120 £ / MWh).

Díaz y Guedes (2020) dan a conocer en su investigación cómo seleccionar sitios para parques eólicos flotantes en espacios marinos, para ello lo dividieron en tres partes principales a base del lenguaje Python. La primera etapa recoge y analiza la información de los diferentes organismos reguladores, ordenación del territorio marino, concesiones marítimas y otras fuentes. La segunda etapa excluye los sitios no factibles para parques eólicos flotantes, basados principalmente en el espacio marino y en las limitaciones ambientales. La tercera etapa caracteriza las ubicaciones disponibles en base a cinco principales categorías que dependen espacialmente: datos metoceanicos, datos de viabilidad, logística, instalaciones, medio marino y datos tecnoeconómicos. La aplicación de este método corresponde a una distancia entre turbinas de 8D Esta distancia supone que las ubicaciones de las seis regiones estudiadas podrían generar más de 32 GW, Portugal (4,3 GW), Islas Azores (6,7 GW), Islas Madeira (0,9 GW), España (5,8 GW), Islas Canarias (0,6 GW) y Francia (14,5 GW). Se podrá suministrar energía anualmente a todos los lugares ya que es lo suficientemente alta el potencial del recurso eólico en la costa atlántica.

Villacres, et al. (2017) Para poder elegir el lugar indicado para la disposición de centrales eólicas en el Ecuador continental, los autores buscaron implementar un sistema de información geográfica con métodos de análisis de criterios múltiples de selección: como parámetros meteorológicos (velocidad del viento, densidad del

aire), relieve (pendiente), ubicación (distancias a subestaciones, red vial, áreas urbanas, líneas de transmisión, puertos de carga) y parámetros ambientales (cobertura de vegetación), ha sido considerado. Los resultados revelaron que el sitio con mayor índice de desempeño general es la región andina del Ecuador, con un terreno de más de 617,5 km². El desenlace del índice de rendimiento general indica que los cuatro métodos de toma de decisiones de criterios múltiples seleccionados proporcionaron resultados similares, en el cual el valor fue igual o superior al 75% de la evaluación máxima de una ubicación ideal.

Adedeji, Akinlabi, Madushele y Olantuji (2020), en su investigación presentaron problemas de ubicación de infraestructura de Las herramientas de toma de decisiones multicriterio (MCDM) basados en GIS en el estudio de idoneidad del sitio de recursos eólicos y solares y el pronóstico de recursos para ello utilizaron modelos basados en sistemas de inferencia neuro-difuso adaptativo (ANFIS). También presentaron estudios específicos en pronósticos de recursos basados en ANFIS para energía eólica y solar, indicando que estos modelos son más efectivos en comparación con los modelos ANFIS independientes en el pronóstico de recursos. Finalmente, presentaron una hoja de ruta para integrar los estudios de idoneidad de sitios GIS- MCDM con modelos basados en ANFIS para mejorar la planificación estratégica y operativa.

Por otro lado, Vasileiou, Loukogeorgaki y Vagiona (2017) Para el desarrollo de sistemas híbridos de energía eólica marina y undimotriz (HOWiWaES) identificaron las áreas marinas crecidamente apropiadas en Grecia, mediante el uso mezclado de métodos de toma de decisiones de criterios múltiples y sistemas de información geográfica (GIS). Usaron criterios de restricciones como utilización, limitaciones económicas, técnicas y sociales para identificar áreas no aptas. Posteriormente las áreas se evalúan y clasifican utilizando el Proceso de Jerarquía Analítica. (AHP), la evaluación relacionado con factores económicos, técnicos y sociopolíticos son una de las razones de criterio. Los resultados ilustran el potencial para el despliegue de HOWiWaES en las áreas costa afuera de Creta y en una zona longitudinal extendida desde el centro-norte hasta el centro del Egeo.

De la misma manera, Obane, Nagai y Asano (2020) identificaron áreas adecuadas para sistemas fotovoltaicos (PV) y eólicos terrestres. Japón cuenta con 15 tipos de uso de tierra independientemente según su nivel de medida, para su uso determinaron cuatro tipos como áreas de limitación adecuadas para el desarrollo: tierras de cultivo devastadas, pastizales, tierras baldías y matorrales. Las tierras legalmente prohibidas en reservas naturales fueron luego excluidas de estas áreas, El área en exceso se consideró disponible para ambos sistemas de energía renovable. Gracias al análisis por sistemas de información geográfica (SIG) se obtuvo un área total de tierra disponible de 3.428 km², la cual será aprovechada para el desarrollo de turbinas fotovoltaicas y eólicas. Finalmente concluyen en que Si se instalara una capacidad eólica terrestre de 25 GW en áreas con desarrollo competitivo y una capacidad fotovoltaica de 64 GW en las áreas no competidoras, resultaría en 130,2 TWh / año, lo que representa el 15% de la demanda eléctrica anual total de Japón en 2018.

Zucatelli et al. (2019) publicaron un artículo el cual tuvo como objetivo poder predecir la velocidad del viento en un corto plazo de tiempo en Uruguay en la cual aplicaron la técnica de Red neuronal Artificial (ANN). En la investigación cuando se hizo los pronósticos entre 1 y 3 horas fueron específicamente precisos, pero el problema fue que mientras se aumentaba el tiempo de pronóstico, la precisión disminuía sin embargo no fue un problema para horizontes más largos lo que produjo resultados satisfactorios al generar pronósticos de velocidad de viento a un corto plazo. El trabajo contribuye y da aportes a la comunidad científica, a las empresas privadas, al poder brindar información de la velocidad del viento para un País con alto potencial eólico como es Uruguay. Además el estudio busca seleccionar áreas que presenten buenas condiciones eólicas para generar energías eólicas para una posterior evaluación y viabilidad de poder materializar un proyecto de un parque eólico, lo que es posible con pronósticos a corto plazo.

Yanbin Cui et al. (2019) realizaron un artículo el cual tuvo como objetivo pronosticar la velocidad del viento para poder integrar el recurso eólico a un sistema de energía

eléctrica a gran escala, por lo cual buscaron mejorar la precisión de la predicción de la velocidad del viento a un corto plazo de tiempo para esto utilizaron una metodología la cual fue el método de descomposición en modo empírico de conjuntos rápidos luego se procedió a la reconstrucción del espacio de fase para elegir cada subserie y finalmente se aplicó el algoritmo bat, Se utilizaron distintos métodos de descomposición como WT, EMD y FEEMD en el cual resaltó el método FEEMD en comparación de los mencionados anteriormente ya que se ajusta a los datos reales de la velocidad del viento .El método propuesto, que combinaba la descomposición en modo empírico por conjuntos rápidos y la reconstrucción del espacio de fase juntas, presentó un rendimiento sólido para el pronóstico de la velocidad del viento a corto plazo. El modelo propuesto muestra un mejor desempeño cuando se compara con los modelos paralelos.

Ranganayaki et al. (2015) en su investigación la cual buscó proponer diversos criterios para seleccionar la cantidad de neuronas que no se muestran en los modelos de redes neuronales artificiales (ANN) y, tomando como base el criterio desarrollado, se plantea un modelo inteligente de red neuronal de conjunto (ENN) para conseguir un error mínimo en la predicción de la velocidad del viento aplicado a la energía renovable, asimismo se busca mejorar la estabilidad de la red y que esta red presente una mayor precisión comparado con enfoques existentes. Los datos se obtuvieron durante el periodo de abril de 2013 y marzo de 2015 en Suzlon Pvt. Ltd., Coimbatore, Tamil Nadu, India. Los resultados que se obtuvieron de la simulación verificaron que el modelo propuesto ENN disminuye el error a su expresión mínima y que además mejora la precisión. Finalmente los resultados calculados muestran la efectividad del modelo propuesto con respecto a modelos anteriores.

Simoës et al. (2017) Realizaron una investigación el cual tuvo como finalidad la evaluación de distintas etapas de desagregación geográfica de los recursos de energía fotovoltaica y eólica. Asimismo, analizaron los efectos que presenta la agregación espacial sobre la energía eléctrica eólica y fotovoltaica en Austria para diversos escenarios como para política climática que van de la mano con el marco climático y energético de 2030 a 2050 u otros escenarios más complejos. Determinaron que no existen diferencias regionales para los días y noches de

verano e invierno respectivamente. La variación más notoria es cuando el factor de capacidad es 48 % más bajo y 75 % más elevado que el valor único incorporado para Austria. Finalmente, los autores concluyeron que los costos nivelados de Energía (LCOE) son incapaces de atrapar la varianza temporal así como las interacciones difíciles con otros procesos del sistema energético.

Por otro lado los GIS También son aplicados a otros estudios, como es el caso durante la investigación de Lovrak, Pukšec y Duić (2020) en donde evalúan el repartimiento espacial del potencial de generación de biogás considerando la variabilidad estacional de generación de biomasa, con la finalidad de estudiar la influencia de la estacionalidad de la biomasa. El método aplicado tiene como fundamento la interacción de métodos espaciales y explícitos estadísticos. La investigación se desarrolló en un estudio de caso en Croacia, el potencial de biogás se representó a un nivel espacial de 1 km x 1km. Finalmente, los autores mencionan que mediante la aplicación del enfoque propuesto se logró un 12% y un 40% menos de la capacidad de la instalación de almacenamiento comparado con los enfoque que se vienen aplicando actualmente.

Las Redes Neuronales Artificiales son sistemas de mapeos no lineales, tiene como base estructural aquellos principios observados en los sistemas nerviosos (humano y animal). La conforman muchos procesadores, estos son llamados neuronas, y están unidos por conexión con pesos (Ponce, 2010, p. 198).

Las redes neuronales son modelos matemáticos computacionales, una familia de algoritmos donde se pueden modelar comportamientos inteligentes las cuales presentan claras ventajas sobre otras computadoras digitales y llegan a tomar las características para la resolución de una tarea que ha sido determinada. Su principal ventaja consiste en procesar información, en paralelo en tiempo real ha permitido su aplicación en la clasificación y reconocimiento de patrones en sistemas complejos (Martínez, citado por Villada et al., 2016, p.3). Se centran en cómo se comporta el sistema nervioso, como el biológico las cuales crean un sistema donde existe una interconexión en capas que tienen neuronas artificiales, estas se relacionan, colaboran para poder procesar tanto datos de entradas como salida (Rebato, 2020).

Para la operación de la RNA se requiere de la neurona artificial como unidad fundamental para el procesamiento. La neurona artificial al igual que una biológica recibe señales externas que tienen valores de variables de entrada y la transforman en valores de salida que van entre 0 y 1, y que según la conformación y de las variables que se involucran en la RNA las neuronas pueden ser activadas o no. Normalmente la salida de la neurona se normaliza y cuenta con un intervalo de amplitud $[0,1]$ o $[-1,1]$, esto depende del modelo de normalización (De Almeida, Guitierrez y Camargo, 2020, párr. 6)

Antiguamente la ANN se usaba primordialmente para la predicción usual de carga y precio de la energía. Actualmente se aplica más en la predicción de energía eólica. La velocidad del viento presenta una naturaleza no lineal los investigadores aplican la metodología de la ANN para hacer pronósticos de velocidad y potencia del viento, debido a que la ANN entiende de manera fácil la complicación y la conexión no lineal de los datos sin suposición anticipada (Kumar, Sanghal, Kushwaha, Agarwal y Gupta, 2017, p.2).

Sus principales ventajas que posee son que permite automatizar procesos ya que no necesitan de la intervención humana, también conlleva a la reducción del error humano lo que genera una mejora en la toma de decisiones, por otro lado también tiene desventajas las cuales son la disponibilidad de datos que son reservadas en muchos casos por las empresas, la falta de profesionales en el tema, existe una escasez de perfiles que tenga estas habilidades y una experiencia en este tipo de implementaciones Nexus Integra (2020).

El modelo de la Red Neuronal Artificial aprende a solucionar problemas mediante una serie de información de entrada y la correcta regulación de los pesos de las interconexiones, este modelo puede ajustarse a nuevos escenarios y lidiar con datos considerados inconsistentes (Pérez, 2019, p.12). El procesamiento de imágenes, de voz, reconocimiento de patrones, planteamiento, interfaces adaptativas para sistemas son algunas de las aplicaciones con más éxito de la Red Neuronal Artificial (Cabrera, 2014, p. 31).

Un modelo ambiental es la aplicación de conocimientos fundamentales de la experiencia para poder describir el comportamiento de un sistema real para lograr determinadas metas. Se entiende por un modelado matemático al conjunto de ecuaciones que simulan el comportamiento de un sistema las cuales tienen variables físicas químicas como biológicas las cuales buscan es poder imitar un comportamiento de un sistema real. Existen distintos tipos de modelos los cuales son mentales, gráficos, formales o matemáticos y de simulación por ordenador Álvarez (2016).

Realizar un análisis para la selección de áreas para el emplazamiento de parques eólicos es fundamental si se quiere lograr un óptimo desarrollo. Esta planeación suele ser muy compleja debido a la cantidad de criterios y variables a tener en cuenta en el proceso de selección del área ya que esta debe satisfacer algunos criterios técnicos (Guerrero, Vélez y Quintero, 2019, p.3). En el capítulo 4.2 del Atlas eólico del Perú podemos encontrar alguno de los criterios para la designación del lugar de emplazamiento de futuros proyectos eólicos (Minem, 2018, p. 103).

La energía eólica se le conoce como el tipo de energía cinética que se genera cuando existen turbinas las cuales aprovechan la fuerza del viento para producir electricidad a través de un generador eléctrico, está la convierte en una de las fuentes de energía limpia y de bajo costo que reemplazan a las fuentes de energías tradicionales, como los combustibles fósiles los cuales son contaminantes y no renovables. La energía eólica se genera de manera no programable, debido a que se crea solo cuando el viento sopla y puede ser muy cambiante en corto plazo (Ouanani, 2015, p.10).

La velocidad y dirección del viento, así como la temperatura, humedad y presión son parámetros atmosféricos que influyen en la producción de energía eólica (Ibargueyotia, Reyes, Borunda y Garcia, 2018, p.2). Por ello una de las necesidades primordiales es realizar pronósticos de aquellas variables que influyen en la producción de energía. Es decir, se debe hacer una evaluación para estimar la cantidad de energía que se generará a futuro en un tiempo determinado (Rodriguez, Garcia, Flores, Morales, Manjarrez, 2017, p. 82). A diferencia de las

energías de fuentes convencionales, las molestias generadas por la energía eólica presentan efectos que son fáciles de identificar y además son reversibles, estos se pueden corregir por medio de soluciones técnicas sin presentar afección en la fuente de energía (Diez, Perreño, Priore y Gomez, 2004, p. 905).

Por otro lado Moratilla (2016) nos menciona que La energía eólica es favorable desde el punto de vista medioambiental, pero, desde el punto de vista de seguridad de suministro, como el resto de las energías renovables, tiene inconvenientes ya que depende de la naturaleza. Este se puede medir en nudos con la ayuda de la escala de Beaufort. Esta descripción no es exacta ya que está en función del tipo de aguas donde hace presencia el viento sin embargo con los modernos anemómetros se les ha asignado banda de velocidades que son medidas durante 10 min a 10 m de altura sobre el nivel delmar.

La velocidad del viento se dice que es un parámetro crítico ya que la potencia varía respecto al cubo de la velocidad de éste, también varía directamente con la altitud del suelo por medio de la fricción provocada por montañas, árboles, etc. Para esto las turbinas eólicas necesitan una velocidad mínima para poder generar energía, para las más pequeñas requieren de 3,5 m/s por otro lado para las más grandes de 6 m/s. para esto dependen de las características del viento (turbulencia) y la densidad del aire, esto se ve en las temperaturas bajas generan una densidad de aire más alta esto conlleva a una mejor fluidez de la moléculas en el volumen de aire y más fluidez de las moléculas que se encuentran encima de la pala de la turbina lo que produce un mejor rendimiento para una velocidad en específico. Asimismo la variación de la velocidad del viento con la altura se puede calcular por medio de la siguiente expresión.

$$v_2 = v_1 \left(\frac{h_2}{h_1} \right)^\alpha \dots\dots\dots (1)$$

En donde:

v_1 = velocidad del viento a una altura nivel 1.

v_2 = velocidad del viento que se quiere conocer a una altura nivel 2.

h_1 = Altura en el nivel 1.

h_2 = Altura en el nivel 2.

$a = 0.16$ exponente de la ley de potencial. Llanos (costa, mar).

El error cuadrático medio (RMSE) se utiliza como una herramienta estadística estándar, se aplica en investigaciones de meteorología, calidad del aire y clima. El **RMSE** mide el desempeño del modelo, hace una comparación entre un valor predicho y un valor no conocido. Se usa sobre todo cuando se trabaja con supervised machine learning (Draxler y Chai, 2004, p.1247).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^b (y_i - t_i)^2}{b}} \dots\dots\dots(2)$$

En donde:

RMSE = valor de error cuadrático medio

y_i = valor observado / salida esperada o Real

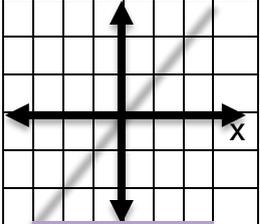
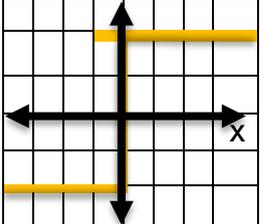
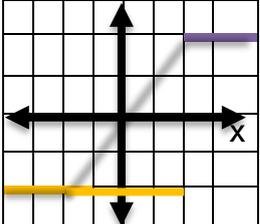
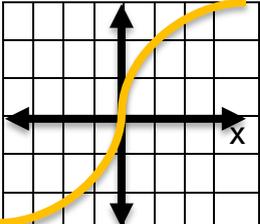
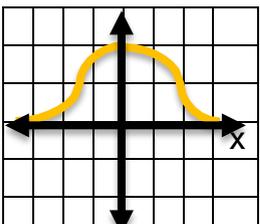
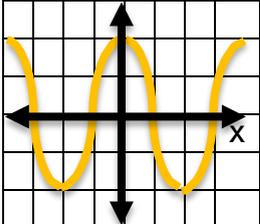
t_i = valor de resultado predicho / valores de salida de la red

a = orden de los datos en la base de datos

b = número de datos usados para la evaluación y comparación.

Función de activación. La neurona biológica puede estar activada (excitada) o inactivada (no excitada); es decir, que una neurona biológica presenta un estado de activación. De la misma manera las neuronas artificiales presentan varios estados de activación. El estado de actividad de una neurona es calculada por la función de activación, esta función se encarga de transformar la entrada global en un valor de activación, normalmente el rango va de 0 a 1 o de -1 a 1. Asimismo una neurona también puede estar totalmente inactiva o activa y se representan con los siguientes rangos respectivamente (0 a -1) y (1) (Matich, 2001, p.14).

Tabla 1: Funciones de activación más usadas

	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq +1 \\ +1, & \text{si } x > +1 \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A\text{sen}(ax + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Las funciones de activación (tabla1) se eligen dependiendo del objeto de entrenamiento de la red neuronal. Actualmente, las redes neuronales utilizan el tipo de función de activación Relu que está determinada por la siguiente función.

$$R(z) = \max(0, z) \dots\dots\dots (3)$$

La función Relu (Rectified Linear Unit) convierte aquellos valores que ingresan anulando los valores negativos y dejando valores positivos tal y como ingresaron (Serna, 2017, p. 178).

La inteligencia artificial (IA) tiene una sub rama llamada aprendizaje autónomo (machine learning) que posibilita que las computadoras, a partir de una base de datos, aprendan de forma automática gracias al accionamiento de muchos algoritmos, que con información inicial, determinan las relaciones matemáticas entre instancias y atributos (Galarza, 2017, p.8).

Para Jaiden, el machine learning supervisado requiere de un grupo de datos de entrada con una previa clasificación o que se conozca la respuesta de salida. Dentro de este tipo de aprendizaje se encuentran aquellas cuyas reglas de aprendizaje se basan en la corrección del error, así como para el perceptrón se tiene la regla de la backpropagation y el algoritmo de mínimos cuadrados, los cuales son comunes en temas de clasificación y predicción.

De la misma manera Galarza (2017), menciona que el Machine Learning supervisado hace uso de una base de datos conociendo anticipadamente el resultado de los datos ingresados al modelo de manera inicial (denominado data de entrenamiento). Asimismo, menciona que el Machine Learning supervisado se puede expresar de la siguiente forma de manera generalista.

$$y = f(x) \dots\dots\dots (4)$$

En donde la variable “y” es el resultado mientras que la variable “x” representa la información que ingresa al modelo. En el conjunto de entrenamiento tanto la variable “x” e “y” son conocidos y se espera que el modelo de aprendizaje

autónomo aprenda la función aplicada para que cuando se ingrese un grupo de datos, se logre el resultado esperado (p.4)

Por otro lado el machine learning no supervisado, no cuentan con datos anteriormente clasificados y tienen que hallar las relaciones que se pueden instaurar entre los datos que se muestran en la entrada. la red neuronal ubicará su comportamiento más adecuado prestando atención a determinados criterios y logrará encontrar estructuras o prototipos de en el grupo de patrones de entrenamiento (2020, p. 28).

El sobreajuste (**Overfitting**) sucede cuando el modelo de aprendizaje autónomo pierde la capacidad de no poder generalizarse o acoplarse bien en un grupo de datos invisibles ya que en vez de tomar los patrones que se encuentran en el grupo de entrenamiento, proporciona mucha atención a todos los detalles, incluyendo a aquellos que no cumplen alguna función y que carecen de importancia ya que no influyen en la predicción. De esta manera el modelo de predicción automático memoriza en lugar de aprender. Los sobreajustes de aprendizaje se pueden detectar, una clara señal es cuando el error en el grupo de datos de prueba o validación es más alto que el error en el grupo de entrenamiento.

Por otro lado cuando el modelo de aprendizaje no es capaz de modelar un conjunto de información o datos de entrenamiento ni generalizarse en un nuevo grupo de datos está sucediendo un **ajuste insuficiente (Underfitting)**. Un modelo de aprendizaje inadecuado tendrá un rendimiento defectuoso en el grupo de datos de entrenamiento; es decir, es lo que pasa cuando el modelo de aprendizaje automático es demasiado simplista, deficiente e incapaz para identificar las matices, particularidades y complejidades en los datos (Manyank, 2020, p. 3).

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

La investigación es de tipo aplicada, este tipo de investigación se encarga de Investigar y determinar las propiedades y características más representativas de los objetos de estudio como personas, viviendas, concreto armado, probetas o cualquier otro fenómeno que se quiera estudiar. Por otra parte, la investigación presenta un diseño no experimental, ya que no establecen ni pueden probar relaciones causales directas entre dos variables o entre dos elementos (Borja, 2016, p.13).

3.2. Variables y Operacionalización

1. **Variable Independiente:** Modelamiento ambiental utilizando SIG y Redes neuronales.
2. **Variable Dependiente:** Potencial de Energía Eólica

3.3. Población, muestra y muestreo

- **Población:** la población de la investigación está constituida por los datos históricos de velocidad y dirección de viento de 20 años de antigüedad.
- **Muestra:** la muestra de la investigación está constituida por la información de velocidad y dirección de viento registradas en los últimos 20 años en las siguientes estaciones meteorológicas:
 - Estación Automática OLMOS, que se encuentra ubicada en las coordenadas: latitud: 5°50'13.7" S Longitud: 79°49'8.8" W.
 - Estación Automática TONGORRAPE, que se encuentra ubicada en las coordenadas: latitud: 6°4'.9" S; Longitud: 7 79°40'55.3" W.

- Estación Automática TINAJONES que se encuentra ubicada en las coordenadas: latitud: 6°39'17.6" S; Longitud: 79°25'40.51" W.
- **Muestreo:** Es la información meteorológica proporcionada por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI).

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.

La técnica de recolección de datos será el Análisis Documental el cual consiste en analizar datos contenidos en documentos existentes, como base de datos, informes, etc. Este método requiere habilidad para ubicar, seleccionar y analizar la información que está disponible. Una revisión de la investigación en cualquier área implica el análisis del contenido de los artículos de investigación que se han publicado (Kothari, 2009,p.110). En esta investigación el análisis documental permitirá la reducción y sistematización de la información recopilada (base de datos) para su posterior procesamiento como valores, datos o respuestas a las variables de investigación.

El instrumento que se empleará será una ficha de registro la cual nos permitirá poder almacenar información y datos de fuentes que fueron consultadas. Estas fichas son instrumentos prediseñados que deben ser entendibles así como sencillas de completar para su posterior comprensión ya que facilitan la observación estructurada.

3.5. Procedimiento

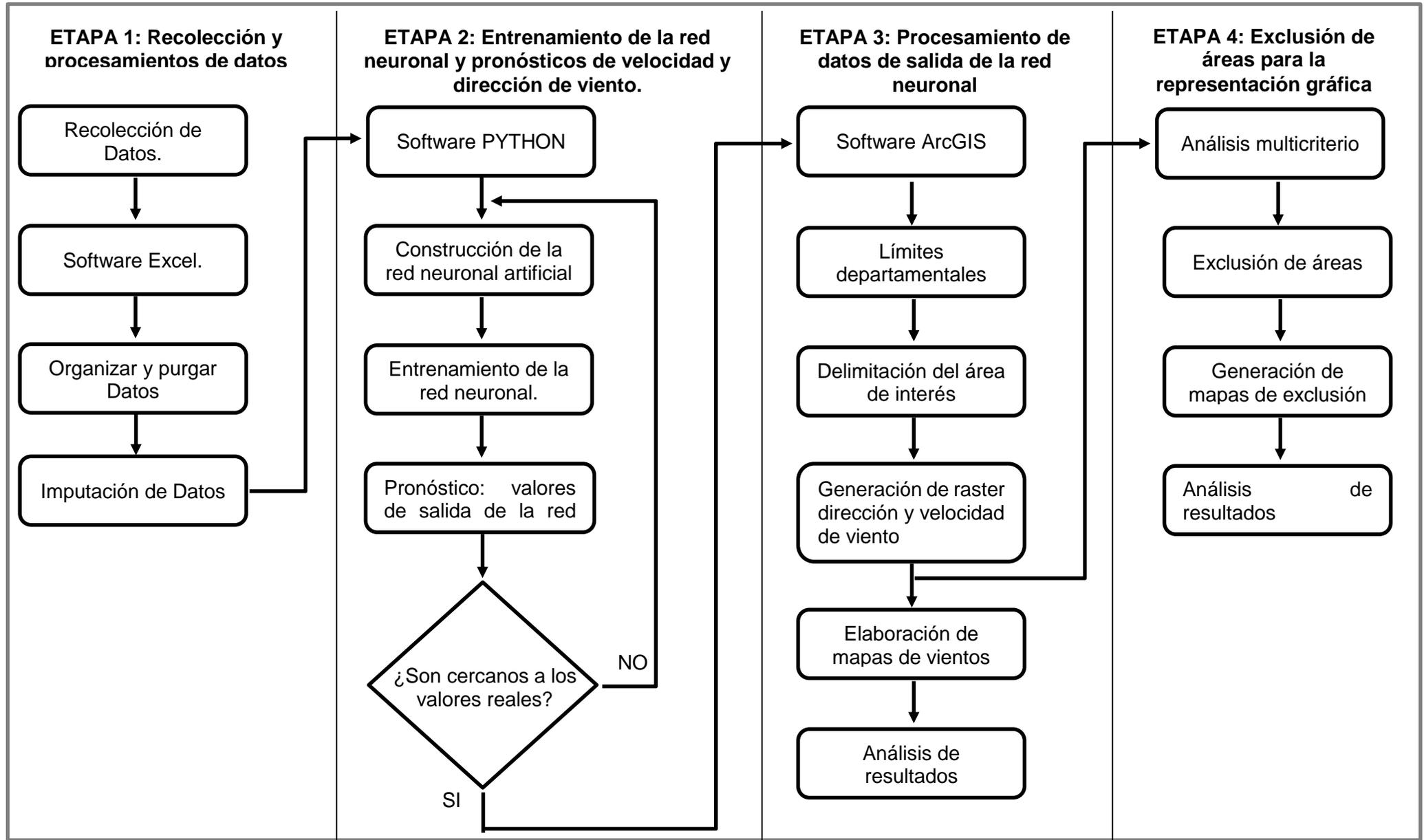


Figura N° 1: Diagrama de flujo del procedimiento

En este estudio, el potencial de energía eólica en el departamento de Lambayeque – Perú fue estimado empleando la metodología de la red neuronal (ANN) y el ArcGIS. El método ANN se aplicó a los datos compilados de velocidad y dirección del viento para pronosticar valores futuros (2 años) de los parámetros mencionados. Los datos que salen de la red neuronal fueron procesados en ArcGIS y representados en mapas de predicción de velocidad del viento. A continuación, se detallan los procedimientos para una mejor comprensión.

ETAPA 1

Se emitió una carta de presentación a la coordinación de la escuela de ingeniería ambiental de la universidad César Vallejo, la cual será presentada al Senamhi.

Coordinar fechas con el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) para la entrega de parámetros meteorológicos (valores de velocidad y dirección de viento) con 20 años de antigüedad requeridos para la investigación.

Una vez se cuente con los datos solicitados, en Microsoft Excel Organizar por fecha y en forma ascendente, purgar los posibles errores al momento de la transcripción de valores.

Completar datos faltantes

Para completar los datos de los años faltantes se hizo uso de la metodología denominada **tratamiento de Missing**, el cual tiene como base el análisis de los promedios anuales de velocidad de viento en donde se evidenció que los promedios son similares entre los años restantes.

Considerando que el promedio se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso del promedio y la desviación estándar; además, para que la imputación no sean valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo entre el promedio y la desviación.

En el caso de **dirección de viento** considerando que el promedio no se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso de la mediana y el rango intercuartil; además, para que la imputación no incluya valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo entre la mediana y el rango intercuartil.

ETAPA 2

Se instaló el ambiente de trabajo ANACONDA NAVIGATOR y luego desde esta plataforma se instaló la aplicación JUPYTER NOTEBOOK la cual nos permitió digitalizar códigos de PYTHON y además presenta una interface de trabajo más sencilla para el entendimiento del usuario.

Para cargar la base de datos contenidas en una hoja de cálculo Excel instalamos la librería PANDAS ingresando el siguiente comando: `pip install pandas`. Ahora mediante la fusión `df = pd.read_csv` importamos la base datos de velocidad y dirección de viento a la plataforma de JUPYTER PYTHON 3.

Dividir la base de datos en data de entrenamiento y data de testeo, el primero representa al 70 % de datos (datos conocidos) y el último representa al 30% de datos (datos no conocidos por la red).

Al ser nuestra data dependiente del tiempo se transformó mediante un artificio a un machine learning supervisado para obtener 2 variables (X, Y) en donde la predicción de la variable “y” se hace en función de “x”, y finalmente son estos patrones los que se le dan a la red neuronal para que determine cuál es la relación y genere el pronóstico, esto se logra mediante la existencia de códigos ya conocidos vía web que nos permiten hacer la transformación de nuestra data de una manera automatizada.

Creación del modelo de machine learning, para ello se instaló el `pip install keras`, posteriormente se importó las siguientes librerías: `from keras.models import Sequential from keras.layers import Dense`. Para crear el modelo de Deep

learning vacío al cual se le agrega capas se hizo uso de la función **model = Sequential()**. Se estableció el **número de kernel** (8 neuronas), se estableció el número de columnas de la data de entrenamiento, la función de activación RELU y el error cuadrático para evaluar el desempeño de la red.

se creará la Red Neuronal en donde se elegirá la Backpropagation como tipo de entrenamiento, la función de activación sigmoideal, el método de descenso gradiente como modelo matemático para el entrenamiento de la red neuronal, el error cuadrático para evaluar el desempeño de la red, el número de capas ocultas y el número de neuronas.

Para el entrenamiento de la ANN se usaron los valores pasados de velocidad y dirección de viento, se cuenta con datos con 20 años de antigüedad, la red se entrenó con los 14 primeros años el cual representa al 70% de los datos (data de entrenamiento) y se realizó un pronóstico de los 6 años restantes el cual representa el 30% de los datos (Data de testeo), es decir, se pronosticaran datos ya conocidos que fueron proporcionados por el Senamhi.

Los datos de salida de la ANN fueron comparados con los datos reales (data de testeo) para demostrar que la data pronosticada que realizado la ANN guarda similitud entre los datos reales y los generados por la ANN, de esta manera se validarán los datos de salida.

Con la Red neuronal entrenada y una vez demostrado la eficacia de la metodología de la ANN se realizó el pronóstico de velocidad y dirección de viento 2 años adelante (2021 y 2022).

ETAPA 3

En ArcGIS se hizo una delimitación del área de interés en el sistema de coordenadas WGS 1984 UTM ZONA 18S. Para ello se usó el Shapefile de límites departamentales del Perú el cual se puede descargar de manera libre de la plataforma web GEO GPS PERÚ.

Los datos de salida de la ANN serán valores de velocidad y dirección del viento del departamento de Lambayeque. Estos datos fueron trasladados al Excel para organizarlos y armar una tabla que contenga coordenadas UTM y valores de velocidad y dirección de viento.

En ArcGIS se añadió el archivo Excel y para visualizar sus valores mostraremos datos X, Y con su respectivo sistema de referencia WGS 1984 UTM ZONA 17 S. Posteriormente se exportó en formato SHAPEFILE y luego se generaron imágenes ráster.

La interpolación de IDW (Distancia inversa ponderada) es una herramienta de ArcGIS ubicada en el módulo Spatial Analyst. IDW fue usado para la elaboración del Raster tanto de velocidad de viento como de dirección de viento.

Con el resultado de la interpolación se podrá representar el potencial de energía eólica total con el que cuenta el departamento de Lambayeque a través de los mapas de vientos.

ETAPA 4

Para determinar el potencial de energía eólica aprovechable utilizaremos criterios de exclusión mediante el análisis multicriterio en ArcGIS.

La herramienta Raster Calculator ubicado en el módulo Spatial Analyst permitió realizar operaciones matemáticas entre archivos raster los cuales sirvieron para clasificar las áreas mediante ponderaciones en aprovechables y no aprovechables. Finalmente con la exclusión de zonas se pudo determinar las áreas con potencial para el emplazamiento de parques eólicos.

3.6. Método de análisis de datos

Microsoft Excel se usará como programa secundario ya que servirá para dar orden a los datos de interés (velocidad y dirección de viento) los cuales serán proporcionados por el servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI).

Posteriormente los datos hidrometeorológicos serán trasladados a **PYTHON** en donde mediante el análisis de la **red neuronal** (ANN) se realizará la predicción de valores de velocidad y dirección de viento del estudio.

El desempeño del modelo de red neuronal que se desarrollará para este estudio será evaluado mediante el uso de varios criterios estándar de evaluación del rendimiento estadístico.

La aplicación del programa de **ArcGIS 10.3** será para dar una representación cartográfica de la zona de interés, de la misma manera se usará el método de interpolación de Kriging el cual se encuentra en el módulo Spatial Analyst en el en Tolbox de ArcGIS.

Kriging servirá para representar los datos de salida de la red neuronal (ANN), y de esta manera representar los datos de salida de la ANN mediante mapas de distribución de velocidad de viento en el departamento de Lambayeque. Además ayudara a poder identificar áreas con alto potencial para las futuras aplicaciones de energía eólica.

3.7. Aspectos éticos

El CÓDIGO DE ÉTICA EN INVESTIGACIÓN DE LA UNIVERSIDAD PRIVADA CÉSAR VALLEJO, tiene como propósito que las investigaciones que se realizan en la Universidad, tienen que cumplir los máximos estándares establecidos como el rigor científico, responsabilidad y honestidad, para lograr asegurar exactitud del conocimiento científico y así proteger el derecho y

bienestar de los que realizan las investigaciones protegiendo la propiedad intelectual, asimismo busca incentivar las buenas prácticas científicas incluyendo la formación de los investigadores.

Del mismo modo el código de ética *en investigación de la universidad César Vallejo* (2017) resalta la política anti plagio que se encuentra en el artículo 15 y la sanción se muestra en el artículo 22, donde indica que si se llegara a comprobar el plagio por parte de un estudiante, este se resolverá mediante el **Comité de Ética**, esto se lleva a cabo en la sede central y en cada filial de la UCV, la cual el estudiante que cometió este delito está sujeto a recibir una amonestación, suspensión o expulsión de la Universidad.

En este contexto la presente investigación se llevará a cabo cumpliendo con los principios estipulados que se encuentran en el código de ética del año 2017, el cual busca y promueve el Respeto por las personas en su integridad y autonomía, Busca el Bienestar, Justicia, Honestidad, Rigor Científico, Competencia profesional y científica y Responsabilidad.

IV. RESULTADOS

4.1. Comparación entre estaciones

El análisis de los datos de ambas variables se inicia con la prueba de normalidad para verificar si dichos datos en cada estación tienen distribución simétrica respecto a la media.

Debido a la cantidad de datos se utilizó el estadístico de Kolmogorov-Smirnov; posteriormente se aplicó el análisis no paramétrico con la prueba U de Mann-Whitney, esto con el fin de comparar la estación Olmos con cada una de las estaciones restantes.

1) Comparación Olmos vs Tongorape.

a. Velocidad del viento.

Tabla 2.

Prueba de normalidad de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones	Kolmogorov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
Velocidad del viento Olmos	0.138	80296	0.000
Tongorape	0.128	64250	0.000

En la tabla 2 se observa que los datos de velocidad del viento no tienen distribución normal para las estaciones de Olmos ($p < 0.05$) y Tongorape ($p < 0.05$).

Tabla 3.

Comparación de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones	N	U de Mann-Whitney	Z	Sig. asin. (bilateral)
Velocidad del viento Olmos	80296	2067553733.500	-64.957	0.000
Tongorape	64250			
Total	144546			

En la tabla 3 se muestra que el estadístico estandarizado de U Mann-Whitney

es -64.957, además, $p=0.000 < 0.05$, por lo tanto, existe diferencias significativas de la velocidad del viento entre las estaciones Olmos y Tongorape.

Dirección del viento.

Tabla 4.

Prueba de normalidad de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones		Kolmogorov-Smirnov		
		Estadístico	gl	Sig.
Dirección del viento	Olmos	0.211	80296	0.000
	Tongorape	0.056	64224	0.000

En la tabla 4 se observa que los datos de dirección del viento no tienen distribución normal para las estaciones de Olmos ($p < 0.05$) y Tongorape ($p < 0.05$).

Tabla 5.

Comparación de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones		N	U de Mann-Whitney	Z	Sig. asin. (bilateral)
Dirección del viento	Olmos	80296	1075866760.500	-190.668	0.000
	Tongorape	64224			
	Total	144520			

En la tabla 5 se muestra que el estadístico estandarizado de U Mann-Whitney es -190.668, además, $p=0.000 < 0.05$, por lo tanto, existe diferencias significativas de la dirección del viento entre las estaciones Olmos y Tongorape.

2) Comparación Olmos vs Tinajones.

a. Velocidad del viento.

Tabla 6.

Prueba de normalidad de la variable velocidad del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones	Kolmogorov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
Velocidad del viento Olmos	0.138	48600	0.000
Tinajones	0.117	46936	0.000

En la tabla 6 se observa que los datos de velocidad del viento no tienen distribución normal para las estaciones de Olmos ($p < 0.05$) y Tinajones ($p < 0.05$).

Tabla 7.

Comparación de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones	N	U de Mann-Whitney	Z	Sig. asin. (bilateral)
Velocidad del viento Olmos	48600	1107189220.500	-7.828	0.000
Tinajones	46936			
Total	95536			

En la tabla 7 se muestra que el estadístico estandarizado de U Mann-Whitney es -7.828, además, $p = 0.000 < 0.05$, por lo tanto, existe diferencias significativas de la velocidad del viento entre las estaciones Olmos y Tinajones.

b. Dirección del viento.

Tabla 8.

Prueba de normalidad de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones	Kolmogorov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
Dirección del viento Olmos	0.208	48602	0.000
Tinajones	0.203	47524	0.000

En la tabla 8 se observa que los datos de dirección del viento no tienen

distribución normal para las estaciones de Olmos ($p < 0.05$) y Tinajones ($p < 0.05$).

Tabla 9.

Comparación de la variable dirección del viento según estación. 2011-2020.

Estaciones		N	U de Mann-Whitney	Z	Sig. asin. (bilateral)
Dirección del viento	Olmos	48602	612195132.500	-126.167	0.000
	Tinajones	47524			
	Total	96126			

En la tabla 9 se muestra que el estadístico estandarizado de U Mann-Whitney es -126.167, además, $p = 0.000 < 0.05$, por lo tanto, existe diferencias significativas de la dirección del viento entre las estaciones Olmos y Tinajones.

4.2. Tratamiento de Missing

En el análisis de datos suelen suceder casos donde los valores son atípicos o la ausencia de valores. En el caso de datos faltantes se puede proceder de diferentes maneras, una de ellas es la imputación de datos a partir de los datos existentes.

1) Imputación de datos de Tongorape.

a) Velocidad del viento.

Tabla 10.

Variación porcentual del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.

Año	Promedio	% variación
2011	2.3	
2012	2.1	-10%
2013	2.4	17%
2014	2.8	18%
2017	2.0	-28%
2018	2.6	27%
2019	2.5	-5%
2020	2.2	-12%
Total	2.3	

En la tabla 10 se observa que los promedios anuales de velocidad de viento

para Tongorape no tienen variaciones altas; estas oscilan de -28% a 27%; asimismo, en la figura 1 se evidencia que los promedios son similares entre los años 2011 al 2020.

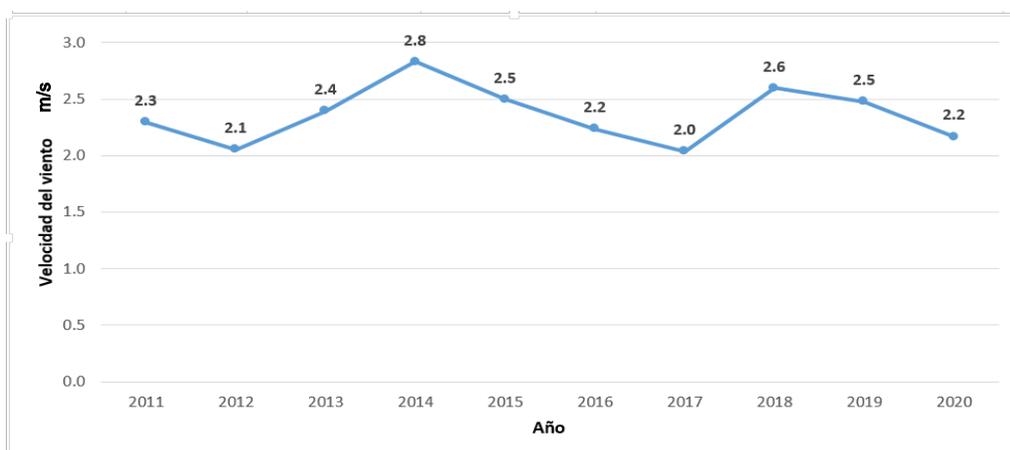


Figura 2. Evolución del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.

Considerando que el promedio se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso del promedio 2.3 y la desviación estándar 2.1; además, para que la imputación no sean valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo $[2.3 \pm 2.1]$, como se observa en la figura 2.

b) Dirección del viento.

Tabla 11.

Variación porcentual del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.

Año	Promedio	% variación
2011	182.1	
2012	185.3	2%
2013	186.1	0%
2014	180.0	-3%
2017	115.8	-36%
2018	121.0	4%
2019	114.9	-5%
2020	105.4	-8%

En la tabla 11 se observa que los promedios anuales de dirección de viento para Tongorape no tienen variaciones altas; estas oscilan de -36% a 4%; asimismo, en la figura 2 se evidencia que los promedios son similares entre los años 2011 al 2014; sin embargo, existe una ligera disminución para los años 2017 al 2020.

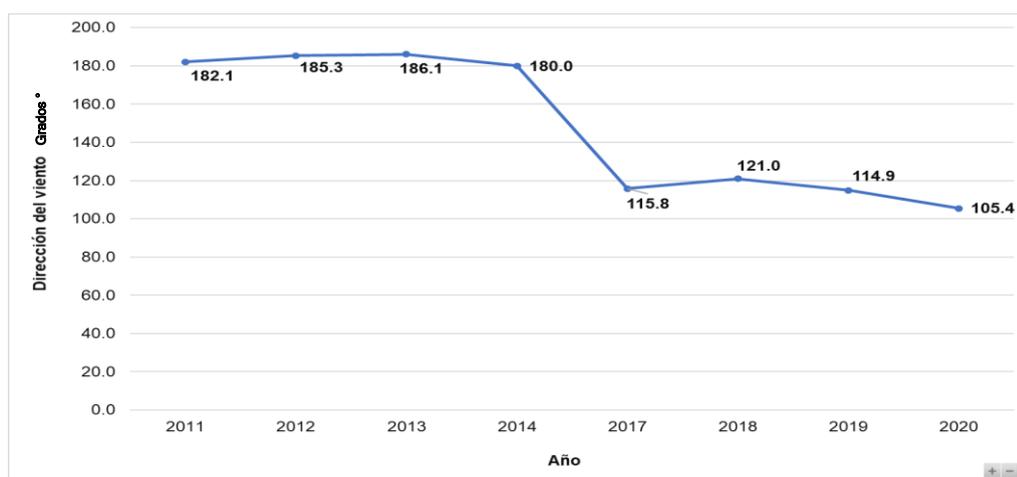


Figura 3. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tongorape. 2011-2020.

Considerando que el promedio no se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso de la mediana 149 y el rango intercuartil 84; además, para que la imputación no incluya valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo $[149 \pm 84]$, como se observa en la figura 3.

2) Imputación de datos de Tinajones.

a) Velocidad del viento.

Tabla 12.

Variación porcentual del promedio de la variable velocidad del viento en la estación Tinajones. 2015-2020.

Año	Promedio	% variación
2015	3.2	
2016	2.9	-9%

2017	2.6	-12%
2018	2.9	14%
2019	2.8	-6%
2020	3.0	9%
Total	2.9	

En la tabla 12 se observa que los promedios anuales de velocidad de viento para Tinajones no tienen variaciones altas; estas oscilan de -12% a 14%; asimismo, en la figura 3 se evidencia que los promedios son similares entre los años 2011 al 2020.

Figura 4. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación



Tinajones. 2015-2020.

Considerando que el promedio se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso del promedio 2.9 y la desviación estándar 1.9; además, para que la imputación no sean valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo $[2.9 \pm 1.9]$, como se observa en la figura 4.

b) Dirección del viento.

Tabla 13.

Variación porcentual del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. 2011-2020.

Año	Promedio	% variación
2015	190.8	

2016	178.7	-6%
2017	183.1	2%
2018	178.8	-2%
2019	182.4	2%
2020	179.9	-1%
Total	181.9	

En la tabla 13 se observa que los promedios anuales de dirección de viento para Tinajones no tienen variaciones altas; estas oscilan de -6% a 2%; asimismo, en la figura 4 se evidencia que los promedio es alto en el 2015; sin embargo, existe una ligera disminución para los años 2016 al 2020.

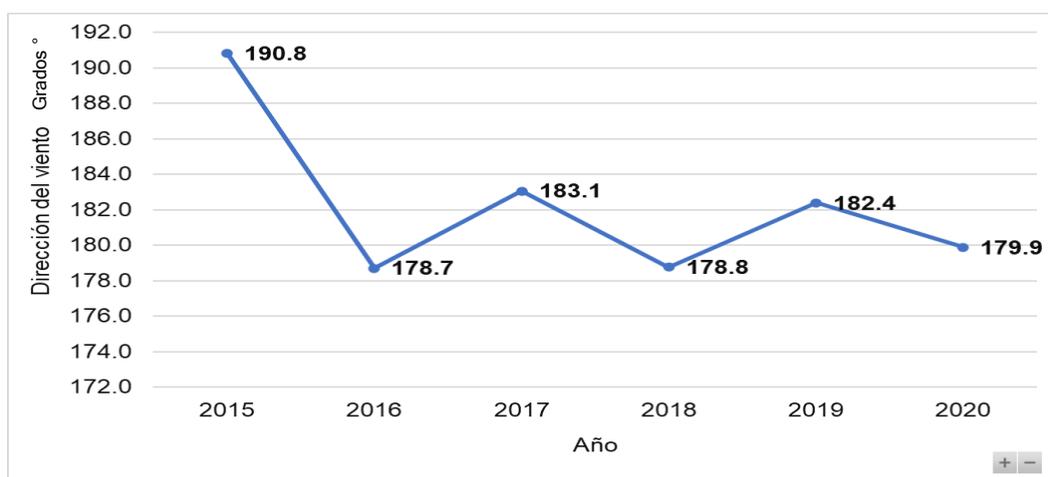


Figura 5. Evolución del promedio de la variable dirección del viento en la estación Tinajones. 2015-2020

Considerando que el promedio no se mantiene similar entre los años, la imputación de datos de los años faltantes se realizó mediante el uso de la mediana 190 y el rango intercuartil 24; además, para que la imputación no incluya valores constantes para los días de los años faltantes se utilizó un proceso aleatorio con un intervalo $[190 \pm 24]$, como se observa en la figura 5.

4.3. Análisis de la red neuronal artificial

4.3.1. Entrenamiento de la red neuronal de la variable velocidad del viento

Tabla 14

Comparación de velocidad del viento en la estación Olmos (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACION	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE TESTEO
2015	OLMOS	JUNIO	2.3	2.2
2015	OLMOS	JULIO	1.3	1.3
2015	OLMOS	AGOSTO	2.8	2.7
2015	OLMOS	SETIEMBRE	3.9	3.8
2015	OLMOS	OCTUBRE	3.7	3.7
2015	OLMOS	NOVIEMBRE	4.5	4.4
2015	OLMOS	DICIEMBRE	3.4	3.4
2016	OLMOS	ENERO	3.4	3.4
2016	OLMOS	FEBRERO	3.2	3.3
2016	OLMOS	MARZO	2.8	2.9
2016	OLMOS	ABRIL	2.6	2.7
2016	OLMOS	MAYO	1.8	1.7
2016	OLMOS	JUNIO	3.5	3.4
2016	OLMOS	JULIO	3.4	3.4
2016	OLMOS	AGOSTO	3.7	3.5
2016	OLMOS	SETIEMBRE	4.5	4.3
2016	OLMOS	OCTUBRE	4.3	4.2
2016	OLMOS	NOVIEMBRE	4.5	4.3
2016	OLMOS	DICIEMBRE	4.2	4.1
2017	OLMOS	ENERO	4.2	4.1
2017	OLMOS	FEBRERO	3.3	3.4
2017	OLMOS	MARZO	2.5	2.6
2017	OLMOS	ABRIL	2.4	2.5
2017	OLMOS	MAYO	1.9	2.0
2017	OLMOS	JUNIO	1.6	1.6
2017	OLMOS	JULIO	1.6	1.7
2017	OLMOS	AGOSTO	1.9	1.8
2017	OLMOS	SETIEMBRE	2.7	2.5
2017	OLMOS	OCTUBRE	3.3	3.2
2017	OLMOS	NOVIEMBRE	3.5	3.4
2017	OLMOS	DICIEMBRE	3.5	3.4
2018	OLMOS	ENERO	3.4	3.4
2018	OLMOS	FEBRERO	2.7	2.7
2018	OLMOS	MARZO	2.5	2.6
2018	OLMOS	ABRIL	3.1	3.1
2018	OLMOS	MAYO	2.9	2.9
2018	OLMOS	JUNIO	3.1	3.1
2018	OLMOS	JULIO	3.4	3.4
2018	OLMOS	AGOSTO	3.4	3.3
2018	OLMOS	SETIEMBRE	3.8	3.7
2018	OLMOS	OCTUBRE	4.1	4.2
2018	OLMOS	NOVIEMBRE	3.9	3.8
2018	OLMOS	DICIEMBRE	3.7	3.7
2019	OLMOS	ENERO	3.3	3.4
2019	OLMOS	FEBRERO	3.1	3.2
2019	OLMOS	MARZO	2.3	3.1
2019	OLMOS	ABRIL	2.2	2.5
2019	OLMOS	MAYO	2.1	2.4

2019	OLMOS	JUNIO	2.3	2.3
2019	OLMOS	JULIO	3.1	3.3
2019	OLMOS	AGOSTO	3.3	3.2
2019	OLMOS	SETIEMBRE	3.7	3.8
2019	OLMOS	OCTUBRE	4.6	4.4
2019	OLMOS	NOVIEMBRE	4.2	4.2
2019	OLMOS	DICIEMBRE	4.8	4.9
2020	OLMOS	ENERO	3.5	3.3
2020	OLMOS	FEBRERO	3.3	3.4
2020	OLMOS	MARZO	3.3	3.2
2020	OLMOS	ABRIL	3.1	3.2
2020	OLMOS	MAYO	3.0	3.1
2020	OLMOS	JUNIO	3.3	3.0
2020	OLMOS	JULIO	3.5	3.4
2020	OLMOS	AGOSTO	3.8	3.7
2020	OLMOS	SETIEMBRE	3.9	3.8
2020	OLMOS	OCTUBRE	4.3	4.3
2020	OLMOS	NOVIEMBRE	4.4	4.2
2020	OLMOS	DICIEMBRE	4.1	4.1

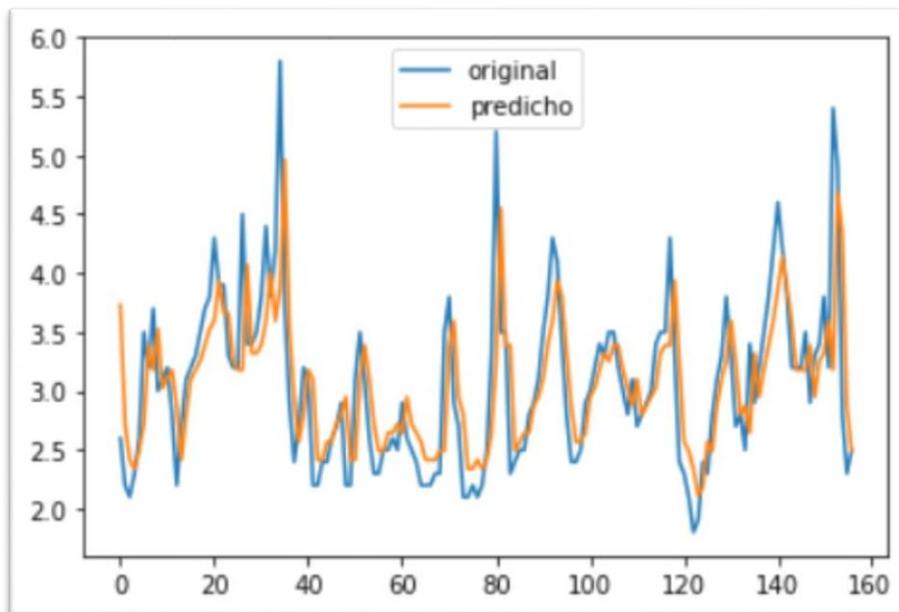


Figura 6. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Olmos. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.

La línea azul representa a la data original que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.52 por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

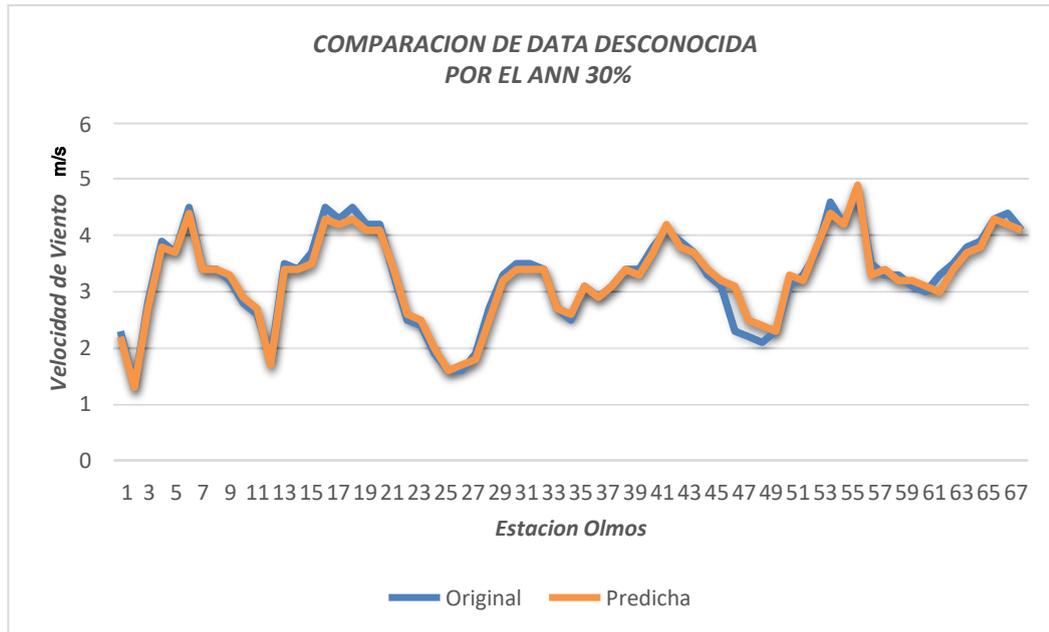


Figura 7. Comparación de velocidad del viento en la estación Olmos (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

Como se observa en la figura 7. La línea azul representa a la data original que corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.52 por lo que se concluye que la precisión del modelode aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

Tabla 15

Comparación de velocidad del viento en la estación Tongorrape (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACION	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE TESTEO
2015	TONGORRAPE	JUNIO	2.6	2.5
2015	TONGORRAPE	JULIO	2.8	2.8
2015	TONGORRAPE	AGOSTO	2.5	2.6
2015	TONGORRAPE	SETIEMBRE	2.8	2.7
2015	TONGORRAPE	OCTUBRE	2.0	2.3
2015	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	2.4	2.3
2015	TONGORRAPE	DICIEMBRE	2.7	2.6
2016	TONGORRAPE	ENERO	2.1	2.2

2016	TONGORRAPE	FEBRERO	2.1	2.3
2016	TONGORRAPE	MARZO	2.5	2.5
2016	TONGORRAPE	ABRIL	3.6	3.5
2016	TONGORRAPE	MAYO	2.1	2.4
2016	TONGORRAPE	JUNIO	2.1	2.2
2016	TONGORRAPE	JULIO	2.5	2.3
2016	TONGORRAPE	AGOSTO	2.4	2.5
2016	TONGORRAPE	SETIEMBRE	2.0	2.2
2016	TONGORRAPE	OCTUBRE	4.1	3.9
2016	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	3.5	3.4
2016	TONGORRAPE	DICIEMBRE	2.1	2.2
2017	TONGORRAPE	ENERO	2.1	2.3
2017	TONGORRAPE	FEBRERO	1.9	1.8
2017	TONGORRAPE	MARZO	1.9	2.0
2017	TONGORRAPE	ABRIL	1.7	1.8
2017	TONGORRAPE	MAYO	1.5	1.5
2017	TONGORRAPE	JUNIO	1.4	1.5
2017	TONGORRAPE	JULIO	1.4	1.5
2017	TONGORRAPE	AGOSTO	1.8	1.9
2017	TONGORRAPE	SETIEMBRE	2.1	2.1
2017	TONGORRAPE	OCTUBRE	2.6	2.5
2017	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	2.7	2.5
2017	TONGORRAPE	DICIEMBRE	2.7	2.6
2018	TONGORRAPE	ENERO	2.6	2.6
2018	TONGORRAPE	FEBRERO	2.3	2.4
2018	TONGORRAPE	MARZO	2.0	2.1
2018	TONGORRAPE	ABRIL	4.2	4.0
2018	TONGORRAPE	MAYO	2.4	2.3
2018	TONGORRAPE	JUNIO	2.3	2.4
2018	TONGORRAPE	JULIO	2.7	2.7
2018	TONGORRAPE	AGOSTO	2.7	2.6
2018	TONGORRAPE	SETIEMBRE	3.0	3.1
2018	TONGORRAPE	OCTUBRE	3.1	2.7
2018	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	3.1	2.9
2018	TONGORRAPE	DICIEMBRE	3.0	2.9
2019	TONGORRAPE	ENERO	2.6	2.7
2019	TONGORRAPE	FEBRERO	2.5	2.5
2019	TONGORRAPE	MARZO	1.8	1.9
2019	TONGORRAPE	ABRIL	1.5	1.8
2019	TONGORRAPE	MAYO	1.5	1.4
2019	TONGORRAPE	JUNIO	2.0	2.0
2019	TONGORRAPE	JULIO	2.4	2.2
2019	TONGORRAPE	AGOSTO	2.5	2.4
2019	TONGORRAPE	SETIEMBRE	2.8	2.6
2019	TONGORRAPE	OCTUBRE	3.0	3.1
2019	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	3.1	3.2
2019	TONGORRAPE	DICIEMBRE	3.0	2.9
2020	TONGORRAPE	ENERO	2.6	2.7
2020	TONGORRAPE	FEBRERO	2.7	2.5
2020	TONGORRAPE	MARZO	2.6	2.6
2020	TONGORRAPE	ABRIL	2.4	2.5
2020	TONGORRAPE	MAYO	2.3	2.4
2020	TONGORRAPE	JUNIO	2.4	2.4
2020	TONGORRAPE	JULIO	2.5	2.4
2020	TONGORRAPE	AGOSTO	2.6	2.5
2020	TONGORRAPE	SETIEMBRE	2.6	2.5
2020	TONGORRAPE	OCTUBRE	1.6	1.5
2020	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	1.5	1.8
2020	TONGORRAPE	DICIEMBRE	1.5	1.6

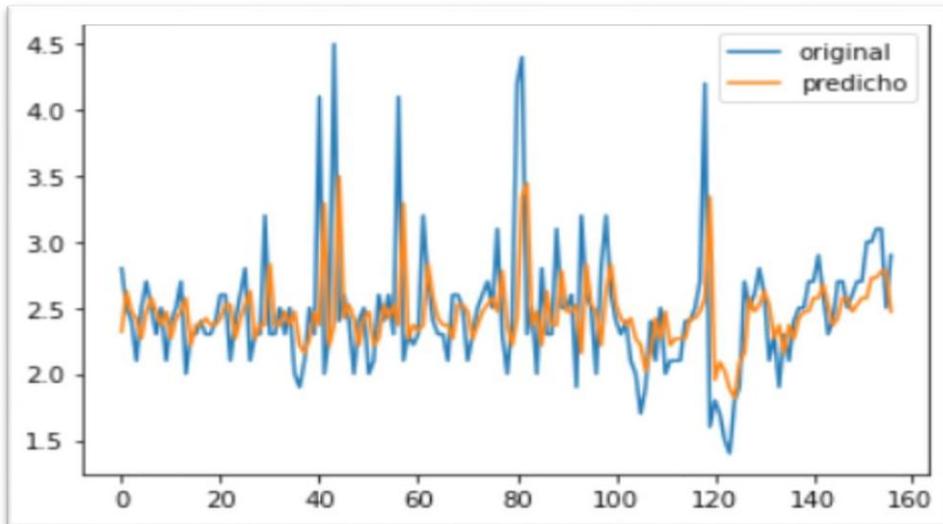


Figura 8. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Tongorrape. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.

Como se observa en la figura 8. La línea azul representa a la data original que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.50 por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

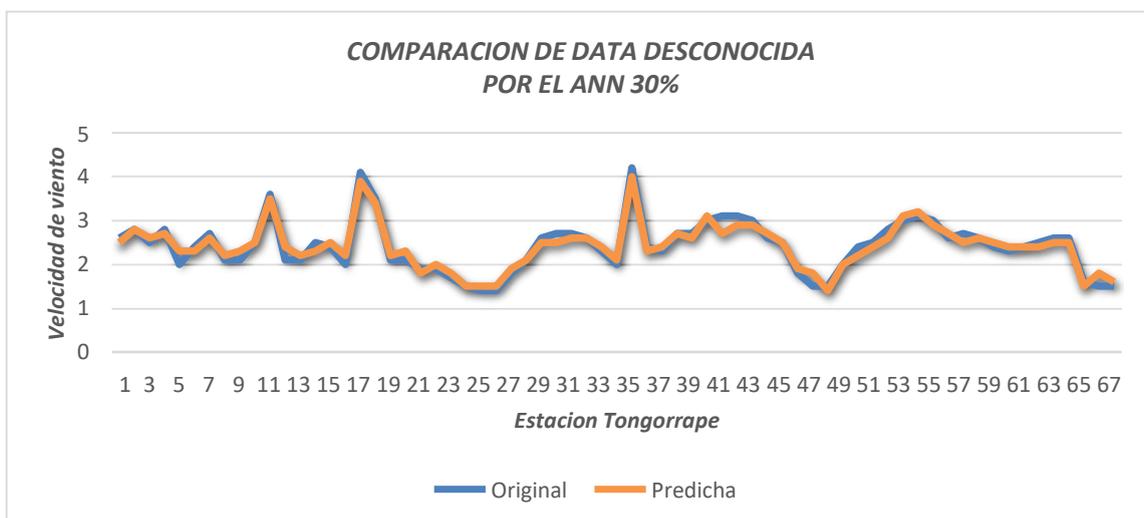


Figura 9. Comparación de velocidad del viento en la estación Tongorrape (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

Como se observa en la figura 9. La línea azul representa a la data original que

corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.51 por lo que se concluye que la precisión del modelode aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

Tabla 16

Comparación de velocidad del viento en la estación Tinajones (valores de *velocidad de viento original* y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACION	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE TESTEO
2015	TINAJONES	JUNIO	2.8	2.7
2015	TINAJONES	JULIO	2.5	2.4
2015	TINAJONES	AGOSTO	3.2	3.2
2015	TINAJONES	SETIEMBRE	3.4	3.3
2015	TINAJONES	OCTUBRE	3.6	3.5
2015	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.8	3.6
2015	TINAJONES	DICIEMBRE	3.3	3.3
2016	TINAJONES	ENERO	3.2	3.2
2016	TINAJONES	FEBRERO	4.1	4.2
2016	TINAJONES	MARZO	2.0	1.9
2016	TINAJONES	ABRIL	1.9	1.9
2016	TINAJONES	MAYO	2.4	2.4
2016	TINAJONES	JUNIO	3.0	2.9
2016	TINAJONES	JULIO	3.0	3.0
2016	TINAJONES	AGOSTO	3.3	3.1
2016	TINAJONES	SETIEMBRE	3.3	3.2
2016	TINAJONES	OCTUBRE	3.4	3.3
2016	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.4	3.3
2016	TINAJONES	DICIEMBRE	3.2	3.3
2017	TINAJONES	ENERO	3.2	3.2
2017	TINAJONES	FEBRERO	2.6	2.5
2017	TINAJONES	MARZO	1.9	2.0
2017	TINAJONES	ABRIL	1.4	1.4
2017	TINAJONES	MAYO	1.8	1.8
2017	TINAJONES	JUNIO	2.0	2.2
2017	TINAJONES	JULIO	2.5	2.5
2017	TINAJONES	AGOSTO	2.6	2.8
2017	TINAJONES	SETIEMBRE	4.3	4.1
2017	TINAJONES	OCTUBRE	3.2	3.3
2017	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.2	3.2
2017	TINAJONES	DICIEMBRE	3.2	3.2
2018	TINAJONES	ENERO	3.3	3.2
2018	TINAJONES	FEBRERO	2.8	2.8
2018	TINAJONES	MARZO	2.4	2.5
2018	TINAJONES	ABRIL	2.4	2.3
2018	TINAJONES	MAYO	2.4	2.4
2018	TINAJONES	JUNIO	2.8	2.7
2018	TINAJONES	JULIO	3.1	2.9
2018	TINAJONES	AGOSTO	3.1	3.1
2018	TINAJONES	SETIEMBRE	3.3	3.1
2018	TINAJONES	OCTUBRE	3.3	3.2
2018	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.3	3.2

2018	TINAJONES	DICIEMBRE	3.8	3.8
2019	TINAJONES	ENERO	3.0	3.1
2019	TINAJONES	FEBRERO	2.8	3.0
2019	TINAJONES	MARZO	1.7	1.9
2019	TINAJONES	ABRIL	1.7	1.8
2019	TINAJONES	MAYO	2.2	2.3
2019	TINAJONES	JUNIO	2.7	2.6
2019	TINAJONES	JULIO	3.1	3.0
2019	TINAJONES	AGOSTO	3.5	3.4
2019	TINAJONES	SETIEMBRE	3.1	3.3
2019	TINAJONES	OCTUBRE	3.2	3.1
2019	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.3	3.3
2019	TINAJONES	DICIEMBRE	3.2	3.2
2020	TINAJONES	ENERO	3.1	3.2
2020	TINAJONES	FEBRERO	3.0	3.1
2020	TINAJONES	MARZO	2.8	2.9
2020	TINAJONES	ABRIL	2.5	2.7
2020	TINAJONES	MAYO	2.5	2.6
2020	TINAJONES	JUNIO	2.8	2.8
2020	TINAJONES	JULIO	3.1	2.9
2020	TINAJONES	AGOSTO	3.2	3.1
2020	TINAJONES	SETIEMBRE	3.1	3.2
2020	TINAJONES	OCTUBRE	3.3	3.3
2020	TINAJONES	NOVIEMBRE	3.3	3.2
2020	TINAJONES	DICIEMBRE	3.2	3.2

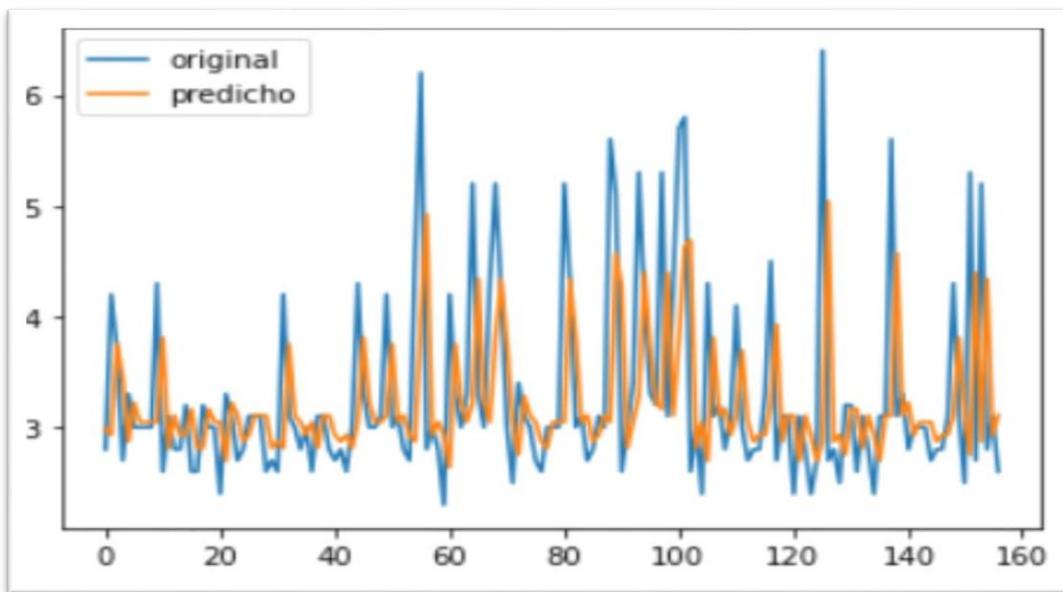


Figura 10. Entrenamiento de la variable velocidad del viento en la estación Tinajones. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.

Como se observa en la figura 10. La línea azul representa a la data original que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul con un

error del 0.92 por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

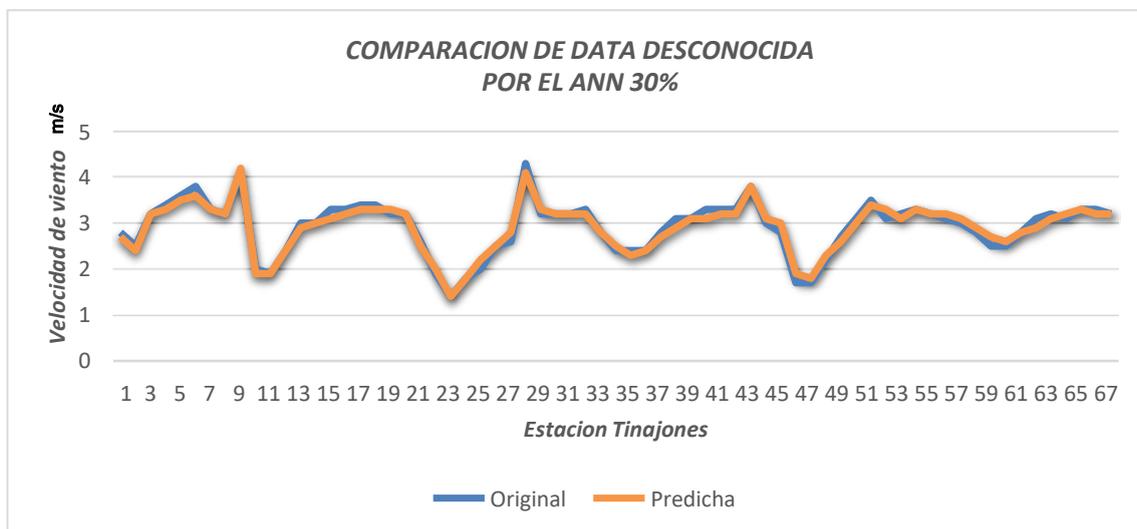


Figura 11. Comparación de velocidad del viento en la estación Tinajones (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

Como se observa en la figura 11. La línea azul representa a la data original que corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.45 por lo que se concluye que la precisión del modelode aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

4.3.2. Entrenamiento de la red neuronal de la variable dirección del viento

Tabla 17

Comparación de dirección del viento en la estación Olmos (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACION	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE TESTEO
2015	OLMOS	OCTUBRE	221	218
2015	OLMOS	NOVIEMBRE	251	252
2015	OLMOS	DICIEMBRE	250	254
2016	OLMOS	ENERO	241	245
2016	OLMOS	FEBRERO	220	226
2016	OLMOS	MARZO	210	215
2016	OLMOS	ABRIL	201	205
2016	OLMOS	MAYO	145	147
2016	OLMOS	JUNIO	224	225

2016	OLMOS	JULIO	235	235
2016	OLMOS	AGOSTO	228	230
2016	OLMOS	SETIEMBRE	236	239
2016	OLMOS	OCTUBRE	249	255
2016	OLMOS	NOVIEMBRE	251	253
2016	OLMOS	DICIEMBRE	246	249
2017	OLMOS	ENERO	256	258
2017	OLMOS	FEBRERO	227	231
2017	OLMOS	MARZO	193	297
2017	OLMOS	ABRIL	192	198
2017	OLMOS	MAYO	210	215
2017	OLMOS	JUNIO	207	210
2017	OLMOS	JULIO	212	214
2017	OLMOS	AGOSTO	215	211
2017	OLMOS	SETIEMBRE	222	210
2017	OLMOS	OCTUBRE	237	238
2017	OLMOS	NOVIEMBRE	236	239
2017	OLMOS	DICIEMBRE	229	222
2018	OLMOS	ENERO	226	225
2018	OLMOS	FEBRERO	218	219
2018	OLMOS	MARZO	206	207
2018	OLMOS	ABRIL	228	210
2018	OLMOS	MAYO	221	228
2018	OLMOS	JUNIO	237	235
2018	OLMOS	JULIO	235	232
2018	OLMOS	AGOSTO	237	238
2018	OLMOS	SETIEMBRE	239	235
2018	OLMOS	OCTUBRE	244	246
2018	OLMOS	NOVIEMBRE	254	252
2018	OLMOS	DICIEMBRE	243	242
2019	OLMOS	ENERO	226	224
2019	OLMOS	FEBRERO	219	221
2019	OLMOS	MARZO	194	199
2019	OLMOS	ABRIL	182	187
2019	OLMOS	MAYO	177	190
2019	OLMOS	JUNIO	194	184
2019	OLMOS	JULIO	216	200
2019	OLMOS	AGOSTO	225	210
2019	OLMOS	SETIEMBRE	222	225
2019	OLMOS	OCTUBRE	231	234
2019	OLMOS	NOVIEMBRE	246	250
2019	OLMOS	DICIEMBRE	250	255
2020	OLMOS	ENERO	230	228
2020	OLMOS	FEBRERO	227	226
2020	OLMOS	MARZO	223	224
2020	OLMOS	ABRIL	222	226
2020	OLMOS	MAYO	221	227
2020	OLMOS	JUNIO	234	222
2020	OLMOS	JULIO	230	233
2020	OLMOS	AGOSTO	251	249
2020	OLMOS	SETIEMBRE	231	234
2020	OLMOS	OCTUBRE	245	241
2020	OLMOS	NOVIEMBRE	247	243
2020	OLMOS	DICIEMBRE	251	249

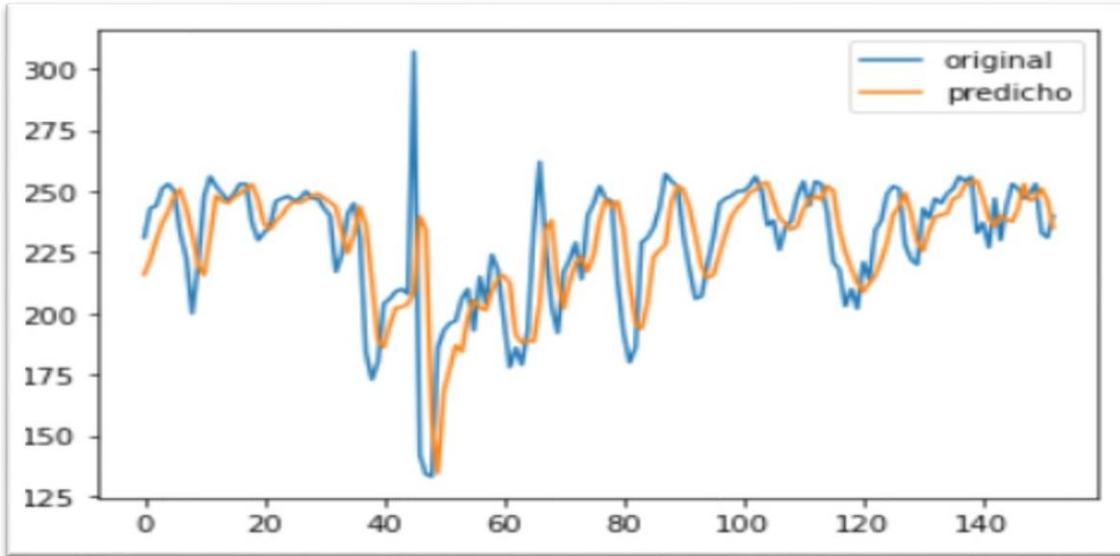


Figura 12. Entrenamiento de la variable dirección del viento (Grados °) en la estación Olmos. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014

Como se puede observar en la figura 12. La línea azul representa a la data original que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

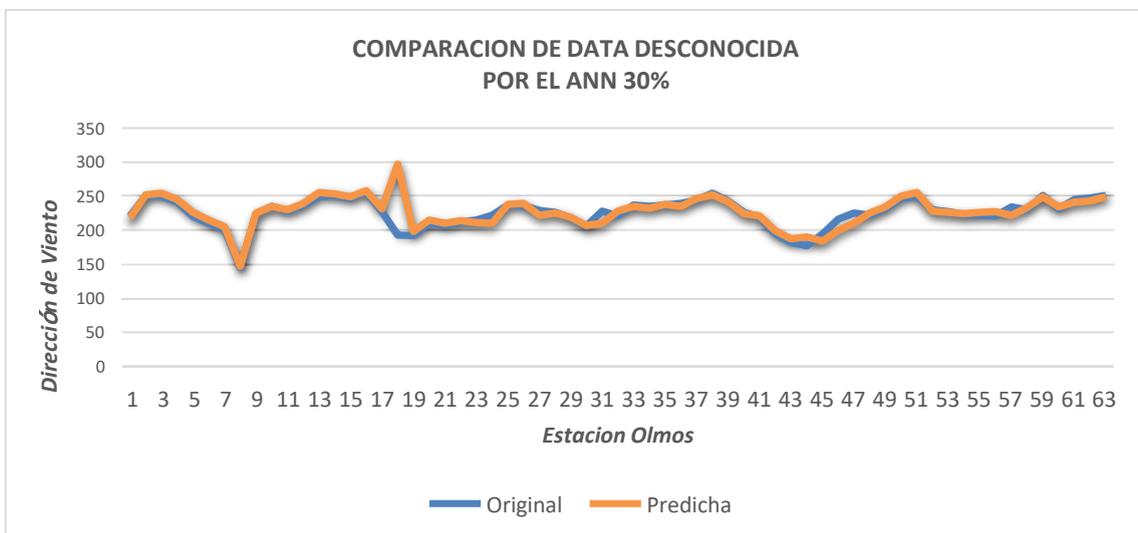


Figura 13. Comparación de dirección del viento en la estación Olmos (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

En la figura 13 se aprecia que la línea azul representa a la data original que corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.45% por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

Tabla 18

Comparación de dirección del viento en la estación Tongorrape (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACION	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE PREDICHA
2015	TONGORRAPE	OCTUBRE	191	192
2015	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	194	193
2015	TONGORRAPE	DICIEMBRE	197	195
2016	TONGORRAPE	ENERO	189	188
2016	TONGORRAPE	FEBRERO	187	187
2016	TONGORRAPE	MARZO	179	178
2016	TONGORRAPE	ABRIL	173	175
2016	TONGORRAPE	MAYO	172	173
2016	TONGORRAPE	JUNIO	175	176
2016	TONGORRAPE	JULIO	176	177
2016	TONGORRAPE	AGOSTO	182	183
2016	TONGORRAPE	SETIEMBRE	184	185
2016	TONGORRAPE	OCTUBRE	186	185
2016	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	185	183
2016	TONGORRAPE	DICIEMBRE	179	180
2017	TONGORRAPE	ENERO	189	187
2017	TONGORRAPE	FEBRERO	193	194
2017	TONGORRAPE	MARZO	186	186
2017	TONGORRAPE	ABRIL	176	178
2017	TONGORRAPE	MAYO	180	183
2017	TONGORRAPE	JUNIO	179	180
2017	TONGORRAPE	JULIO	189	187
2017	TONGORRAPE	AGOSTO	189	188
2017	TONGORRAPE	SETIEMBRE	186	185
2017	TONGORRAPE	OCTUBRE	182	184
2017	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	184	183
2017	TONGORRAPE	DICIEMBRE	184	185
2018	TONGORRAPE	ENERO	187	185
2018	TONGORRAPE	FEBRERO	184	184
2018	TONGORRAPE	MARZO	177	177
2018	TONGORRAPE	ABRIL	179	180
2018	TONGORRAPE	MAYO	174	177
2018	TONGORRAPE	JUNIO	178	179
2018	TONGORRAPE	JULIO	183	184
2018	TONGORRAPE	AGOSTO	186	184

2018	TONGORRAPE	SETIEMBRE	184	180
2018	TONGORRAPE	OCTUBRE	186	184
2018	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	189	187
2018	TONGORRAPE	DICIEMBRE	194	185
2019	TONGORRAPE	ENERO	178	171
2019	TONGORRAPE	FEBRERO	187	186
2019	TONGORRAPE	MARZO	184	185
2019	TONGORRAPE	ABRIL	187	186
2019	TONGORRAPE	MAYO	183	186
2019	TONGORRAPE	JUNIO	177	171
2019	TONGORRAPE	JULIO	182	183
2019	TONGORRAPE	AGOSTO	184	181
2019	TONGORRAPE	SETIEMBRE	180	183
2019	TONGORRAPE	OCTUBRE	184	181
2019	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	199	180
2019	TONGORRAPE	DICIEMBRE	189	185
2020	TONGORRAPE	ENERO	198	188
2020	TONGORRAPE	FEBRERO	187	188
2020	TONGORRAPE	MARZO	184	182
2020	TONGORRAPE	ABRIL	186	184
2020	TONGORRAPE	MAYO	171	172
2020	TONGORRAPE	JUNIO	177	178
2020	TONGORRAPE	JULIO	180	180
2020	TONGORRAPE	AGOSTO	183	179
2020	TONGORRAPE	SETIEMBRE	172	176
2020	TONGORRAPE	OCTUBRE	183	185
2020	TONGORRAPE	NOVIEMBRE	187	185
2020	TONGORRAPE	DICIEMBRE	185	181

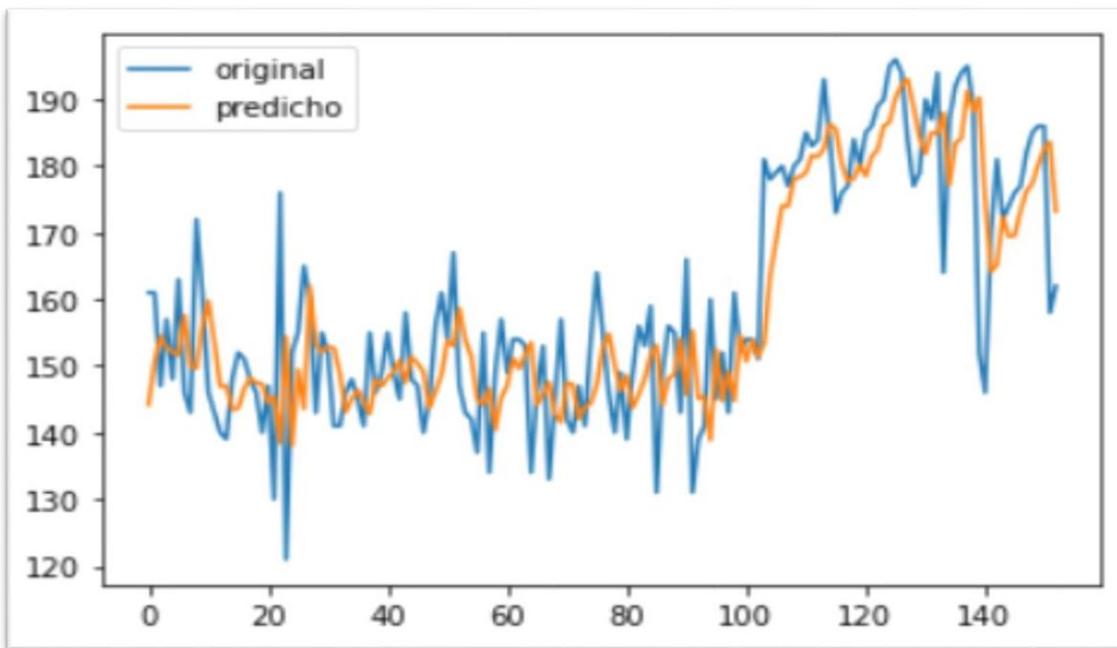


Figura 14. Entrenamiento de la variable dirección del viento(Grados °) en la estación Tongorrape. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.

Como se puede observar en la figura 14. La línea azul representa a la data original

que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

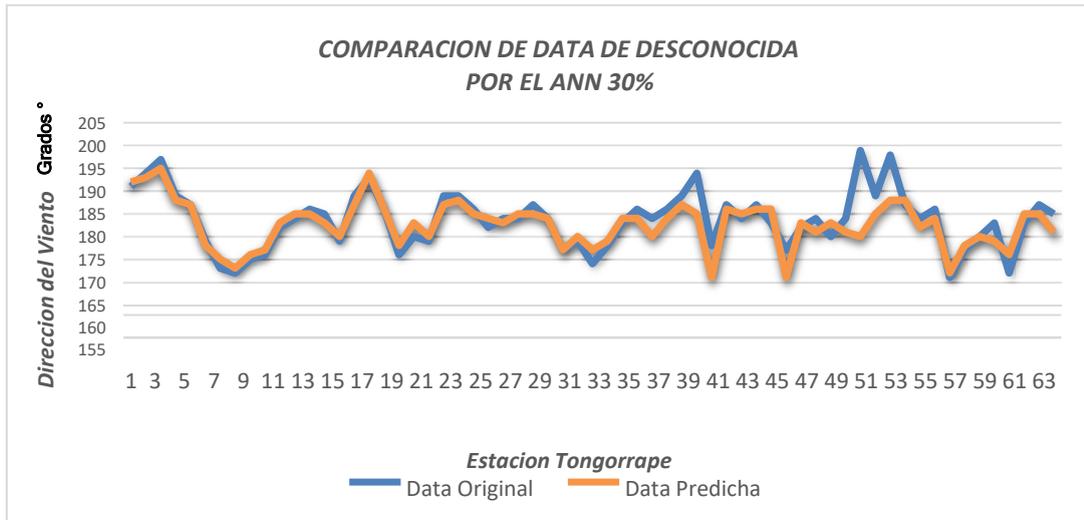


Figura 15. Comparación de dirección del viento en la estación Tongorrhape (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

Como se puede observar en la figura 14. La línea azul representa a la data original que corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.45% por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

Tabla 19

Comparación de dirección del viento en la estación Tinajones (valores de velocidad de viento original y valores de salida de la red neuronal).

AÑO	ESTACIONES	MESES	DATA ORIGINAL	DATA DE TESTEO
2015	TINAJONES	OCTUBRE	191	190
2015	TINAJONES	NOVIEMBRE	194	192
2015	TINAJONES	DICIEMBRE	197	197
2016	TINAJONES	ENERO	189	186
2016	TINAJONES	FEBRERO	187	189

2016	TINAJONES	MARZO	179	180
2016	TINAJONES	ABRIL	173	175
2016	TINAJONES	MAYO	172	173
2016	TINAJONES	JUNIO	175	177
2016	TINAJONES	JULIO	176	179
2016	TINAJONES	AGOSTO	182	183
2016	TINAJONES	SETIEMBRE	184	180
2016	TINAJONES	OCTUBRE	186	184
2016	TINAJONES	NOVIEMBRE	185	180
2016	TINAJONES	DICIEMBRE	179	181
2017	TINAJONES	ENERO	189	188
2017	TINAJONES	FEBRERO	193	192
2017	TINAJONES	MARZO	186	188
2017	TINAJONES	ABRIL	176	176
2017	TINAJONES	MAYO	180	179
2017	TINAJONES	JUNIO	179	180
2017	TINAJONES	JULIO	189	188
2017	TINAJONES	AGOSTO	189	186
2017	TINAJONES	SETIEMBRE	186	183
2017	TINAJONES	OCTUBRE	182	182
2017	TINAJONES	NOVIEMBRE	184	183
2017	TINAJONES	DICIEMBRE	184	187
2018	TINAJONES	ENERO	187	186
2018	TINAJONES	FEBRERO	184	186
2018	TINAJONES	MARZO	177	175
2018	TINAJONES	ABRIL	179	180
2018	TINAJONES	MAYO	174	172
2018	TINAJONES	JUNIO	178	180
2018	TINAJONES	JULIO	183	180
2018	TINAJONES	AGOSTO	186	183
2018	TINAJONES	SETIEMBRE	184	181
2018	TINAJONES	OCTUBRE	186	182
2018	TINAJONES	NOVIEMBRE	189	183
2018	TINAJONES	DICIEMBRE	194	194
2019	TINAJONES	ENERO	178	174
2019	TINAJONES	FEBRERO	187	186
2019	TINAJONES	MARZO	184	180
2019	TINAJONES	ABRIL	187	187
2019	TINAJONES	MAYO	183	187
2019	TINAJONES	JUNIO	177	174
2019	TINAJONES	JULIO	182	181
2019	TINAJONES	AGOSTO	184	184
2019	TINAJONES	SETIEMBRE	180	185
2019	TINAJONES	OCTUBRE	184	180
2019	TINAJONES	NOVIEMBRE	199	182
2019	TINAJONES	DICIEMBRE	189	190
2020	TINAJONES	ENERO	198	195
2020	TINAJONES	FEBRERO	187	185
2020	TINAJONES	MARZO	184	188
2020	TINAJONES	ABRIL	186	181
2020	TINAJONES	MAYO	171	170
2020	TINAJONES	JUNIO	177	174
2020	TINAJONES	JULIO	180	183
2020	TINAJONES	AGOSTO	183	183
2020	TINAJONES	SETIEMBRE	172	174
2020	TINAJONES	OCTUBRE	183	180
2020	TINAJONES	NOVIEMBRE	187	183
2020	TINAJONES	DICIEMBRE	185	184

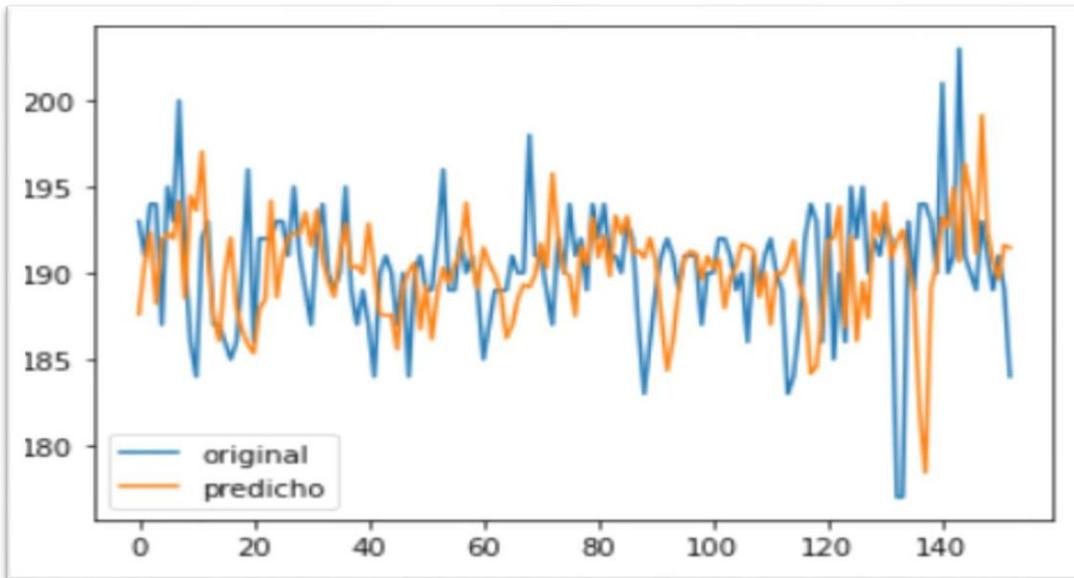


Figura 16. Entrenamiento de la variable dirección del viento (Grados°) en la estación Tinajones. Promedio Mensual en el periodo 2002-2014.

Como se observa en la figura 16. La línea azul representa a la data original que corresponde al 70% del total de los datos de estudio (Datos conocidos por la red neuronal), por otro lado la línea naranja representa el entrenamiento del ANN. Asimismo, la línea naranja muestra una tendencia similar a la línea azul por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático durante el entrenamiento es aceptable.

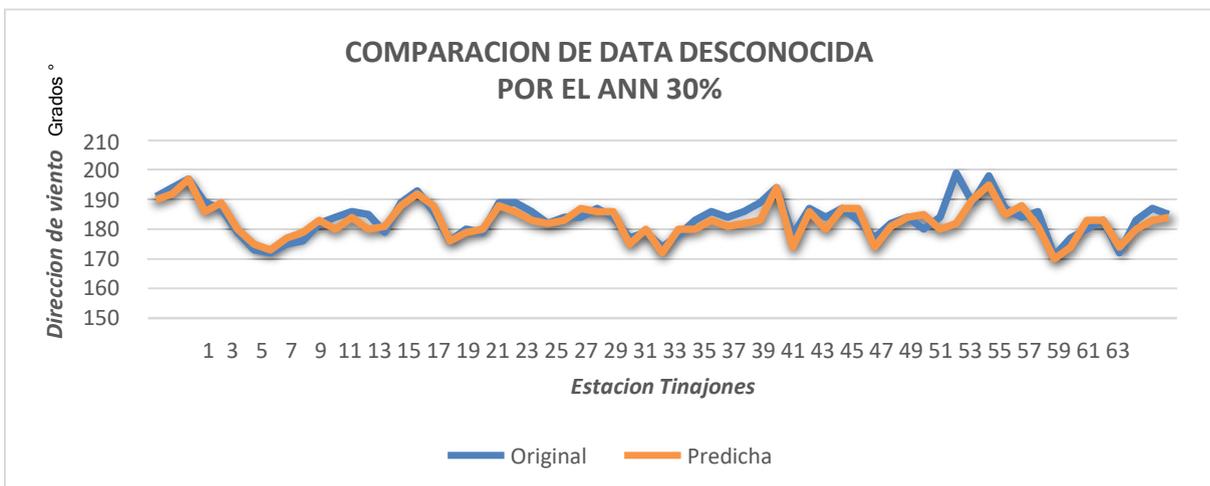


Figura 17. Comparación de dirección del viento en la estación Tinajones (valores de dirección del viento original y valores de salida de la red neuronal). Promedio Mensual en el periodo 2015-2020.

En la figura 17 la línea azul representa a la data original que corresponde al 30% del total de los datos de estudio (Datos no conocidos por la red neuronal), por otro la línea naranja representa la predicción (data de testeo) de datos en base al entrenamiento. La línea naranja presenta una tendencia similar a la línea azul con un error del 0.45% por lo que se concluye que la precisión del modelo de aprendizaje automático es aceptable y se encuentra listo para hacer pronósticos.

4.4. Pronostico de valores futuros de la variable velocidad del viento. Promedios mensuales 2021- 2022.

Tabla 20

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad del viento para la estación Olmos.

AÑOS	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	VELOCIDAD DE VIENTO PREDICHA
2021	ENERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.6332345
2021	FEBRERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.4183359
2021	MARZO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.2924206
2021	ABRIL	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.2186432
2021	MAYO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1754148
2021	JUNIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1500859
2021	JULIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1352451
2021	AGOSTO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1265492
2021	SETIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1214542
2021	OCTUBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1184688
2021	NOVIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1167197
2021	DICIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1156950
2022	ENERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1150944
2022	FEBRERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1147423
2022	MARZO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1145360
2022	ABRIL	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1144152
2022	MAYO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1143446
2022	JUNIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1143031
2022	JULIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1142788
2022	AGOSTO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1142645
2022	SETIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1342564
2022	OCTUBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1142564
2022	NOVIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1242564
2022	DICIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	3.1142564

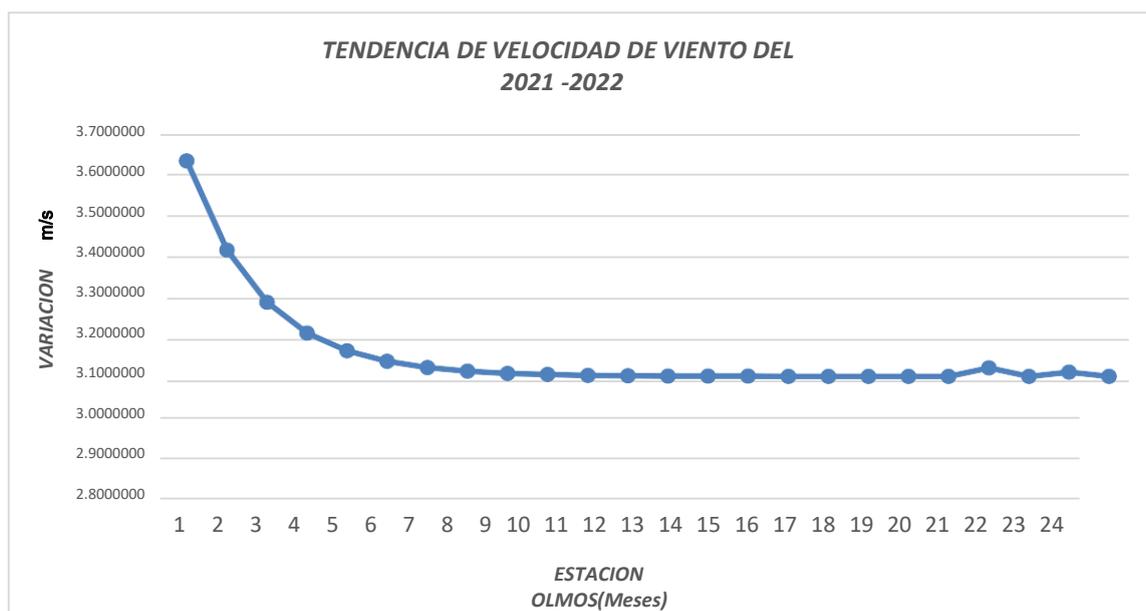


Figura 18. Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Olmos para los años 2021 y 2022 respectivamente

En la figura 18 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable velocidad del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Olmos.

Tabla 21

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad de viento para la estación Tongorrape.

AÑO	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	VELOCIDAD DE VIENTO
2021	ENERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.3040416
2021	FEBRERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.3607368
2021	MARZO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.3916316
2021	ABRIL	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4084671
2021	MAYO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4176414
2021	JUNIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4226408
2021	JULIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4253652
2021	AGOSTO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4268496
2021	SETIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4276583
2021	OCTUBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4280992
2021	NOVIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4283395
2021	DICIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4284706
2022	ENERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4285417
2022	FEBRERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4285805
2022	MARZO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286017
2022	ABRIL	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286134
2022	MAYO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286199

2022	JUNIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286232
2022	JULIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286251
2022	AGOSTO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286261
2022	SETIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286265
2022	OCTUBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286265
2022	NOVIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286265
2022	DICIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	2.4286265

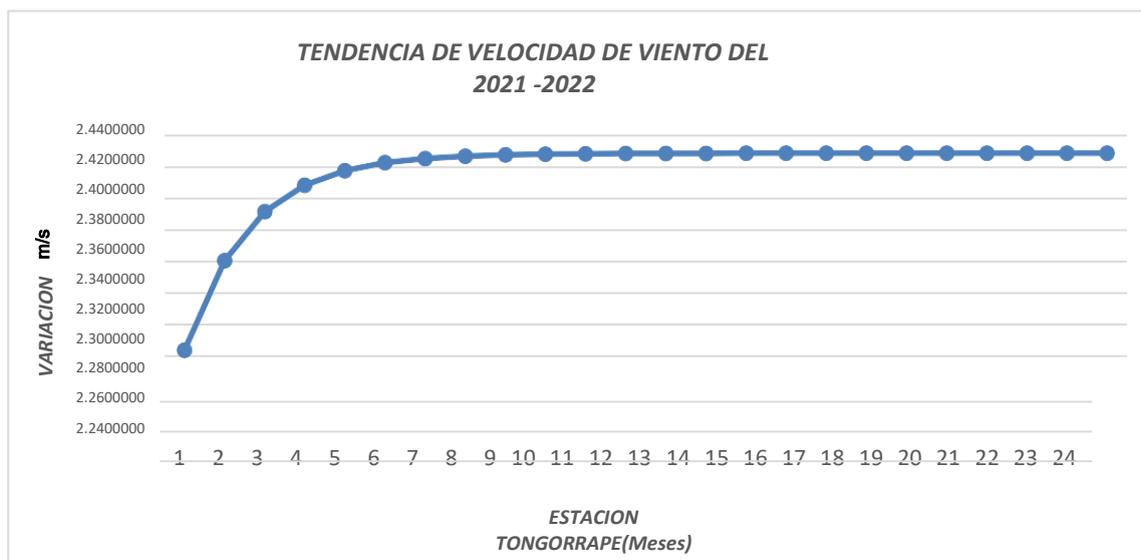


Figura 19. Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Tongorrape para los años 2021 y 2022 respectivamente.

En la figura 19 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable velocidad del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Tongorrape.

Tabla 22

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de velocidad de viento para la estación Tinajones.

AÑOS	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	VELOCIDAD DE VIENTO PREDICHA
2022	ENERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.1568015
2022	FEBRERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2226961
2022	MARZO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2396045
2022	ABRIL	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2439432
2022	MAYO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2450564
2022	JUNIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2453423
2022	JULIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454157
2022	AGOSTO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454345
2022	SETIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454393

2022	OCTUBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454405
2022	NOVIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454407
2022	DICIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454410
2023	ENERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	FEBRERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454410
2023	MARZO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	ABRIL	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454410
2023	MAYO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	JUNIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454410
2023	JULIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	AGOSTO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454410
2023	SEPTIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	OCTUBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	NOVIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412
2023	DICIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	3.2454412

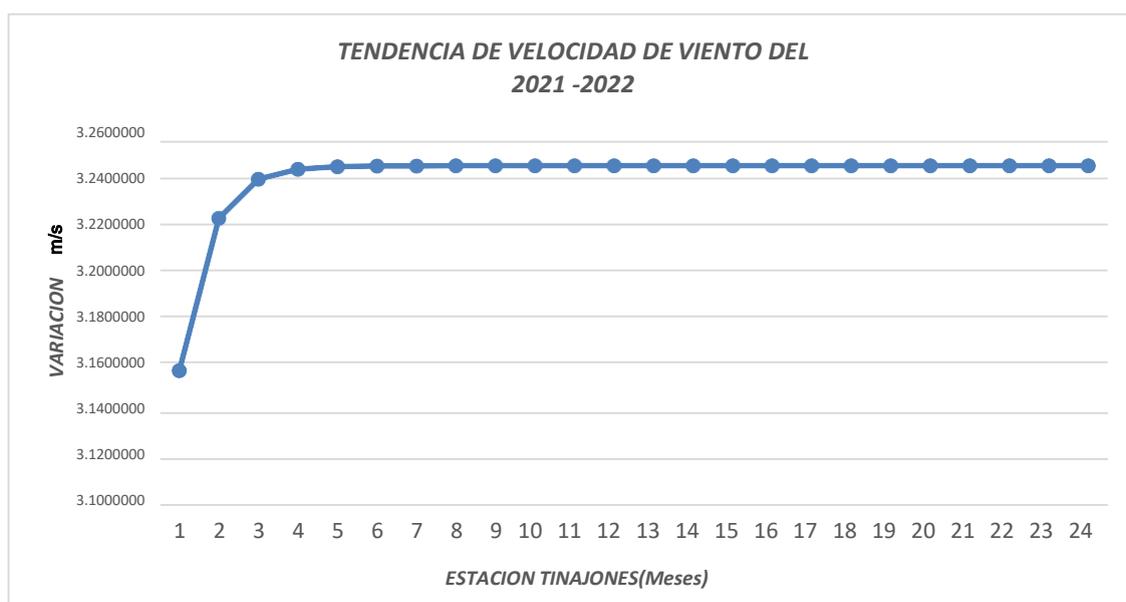


Figura 20. Predicción de la variable velocidad de viento para la estación Tinajones para los años 2021 y 2022 respectivamente.

En la figura 20 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable velocidad del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Tinajones.

4.5. Pronostico de valores futuros de la variable dirección del viento.

Promedios mensuales 2021- 2022.

Tabla 23

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de dirección del viento para la estación Olmos.

AÑOS	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	DIRECCION DE VIENTO
2021	ENERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	220
2021	FEBRERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	202
2021	MARZO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	204
2021	ABRIL	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	211
2021	MAYO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	216
2021	JUNIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	206
2021	JULIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	206
2021	AGOSTO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209
2021	SETIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	213
2021	OCTUBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2021	NOVIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2021	DICIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2022	ENERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	212
2022	FEBRERO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2022	MARZO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2022	ABRIL	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2022	MAYO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	211
2022	JUNIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209
2022	JULIO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209
2022	AGOSTO	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	208
2022	SETIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	210
2022	OCTUBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209
2022	NOVIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209
2022	DICIEMBRE	OLMOS	630735.8	9354661.2	120	209

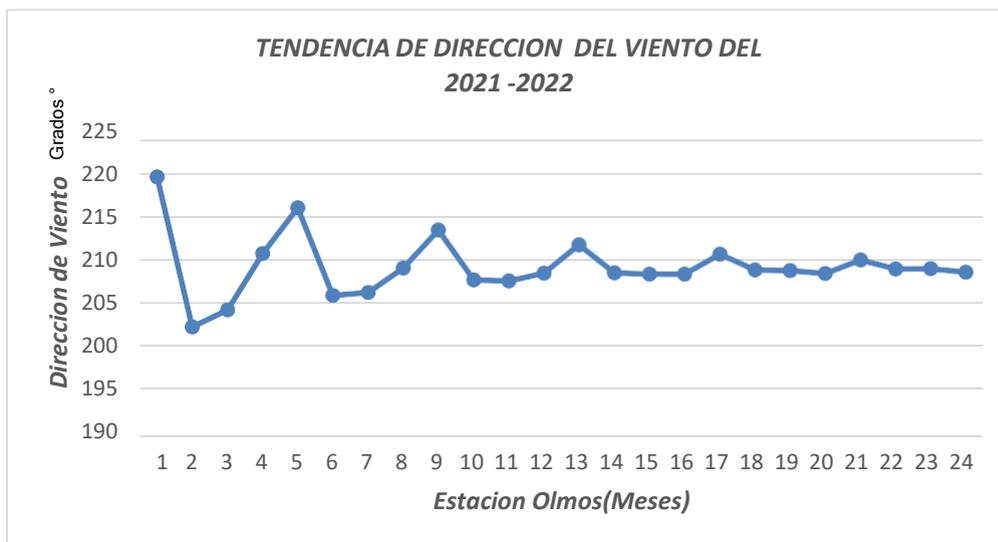


Figura 21. Predicción de la variable dirección del viento para la estación Olmos para los años 2021 y 2022 respectivamente

En la figura 21 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable dirección del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Olmos.

Tabla 24

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de dirección del viento para la estación Tongorrape.

AÑO	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	DIRECCION DE VIENTO
2021	ENERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	145
2021	FEBRERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	147
2021	MARZO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	150
2021	ABRIL	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	142
2021	MAYO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	145
2021	JUNIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2021	JULIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	149
2021	AGOSTO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	144
2021	SETIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2021	OCTUBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2021	NOVIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	148
2021	DICIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	145
2022	ENERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	FEBRERO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	145
2022	MARZO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	147
2022	ABRIL	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	145
2022	MAYO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	JUNIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	JULIO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	147
2022	AGOSTO	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	SETIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	OCTUBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146
2022	NOVIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	147
2022	DICIEMBRE	TONGORRAPE	645853.4	9328972.2	180	146

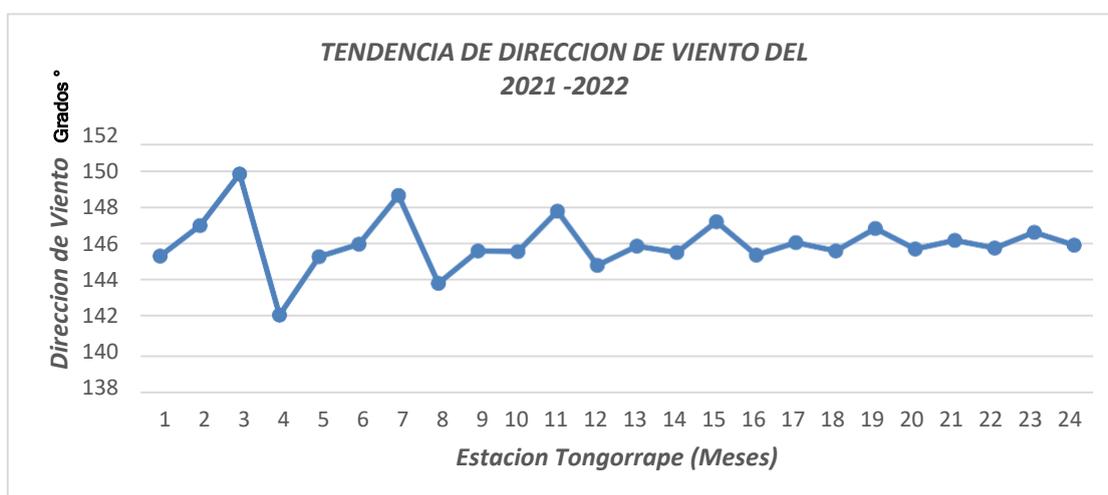


Figura 22. *Predicción de la variable dirección del viento para la estación Tongorrape para los años 2021 y 2022 respectivamente.*

En la figura 22 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable dirección del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Tongorrapé.

Tabla 25

Resultado de predicción en el periodo del primer y segundo año de la variable de dirección del viento para la estación Tinajones.

AÑOS	MESES	ESTACION	EJE X	EJE Y	ALTITUD	DIRECCION DE VIENTO
2021	ENERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	188
2021	FEBRERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	191
2021	MARZO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	191
2021	ABRIL	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	188
2021	MAYO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	188
2021	JUNIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2021	JULIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	191
2021	AGOSTO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2021	SETIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2021	OCTUBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2021	NOVIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2021	DICIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	ENERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	FEBRERO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2022	MARZO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2022	ABRIL	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	MAYO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	JUNIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	JULIO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2022	AGOSTO	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2022	SETIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	OCTUBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	189
2022	NOVIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190
2022	DICIEMBRE	TINAJONES	673783.7	9264125.3	181	190

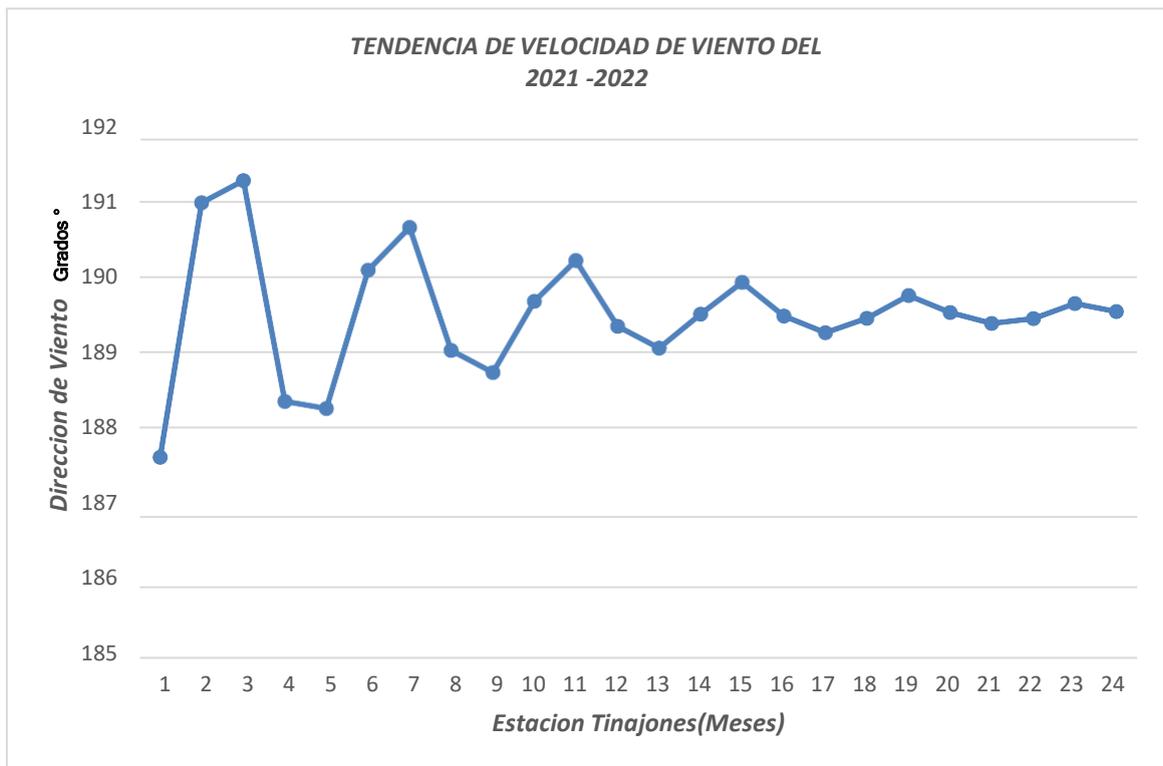


Figura 23. Predicción de la variable de la velocidad de viento para la estación Tinajones para los años 2021 y 2022 respectivamente.

En la figura 23 se representa gráficamente la predicción de los valores de la variable dirección del viento en promedios mensuales para los años 2021 y 2022 en la estación Tinajones.

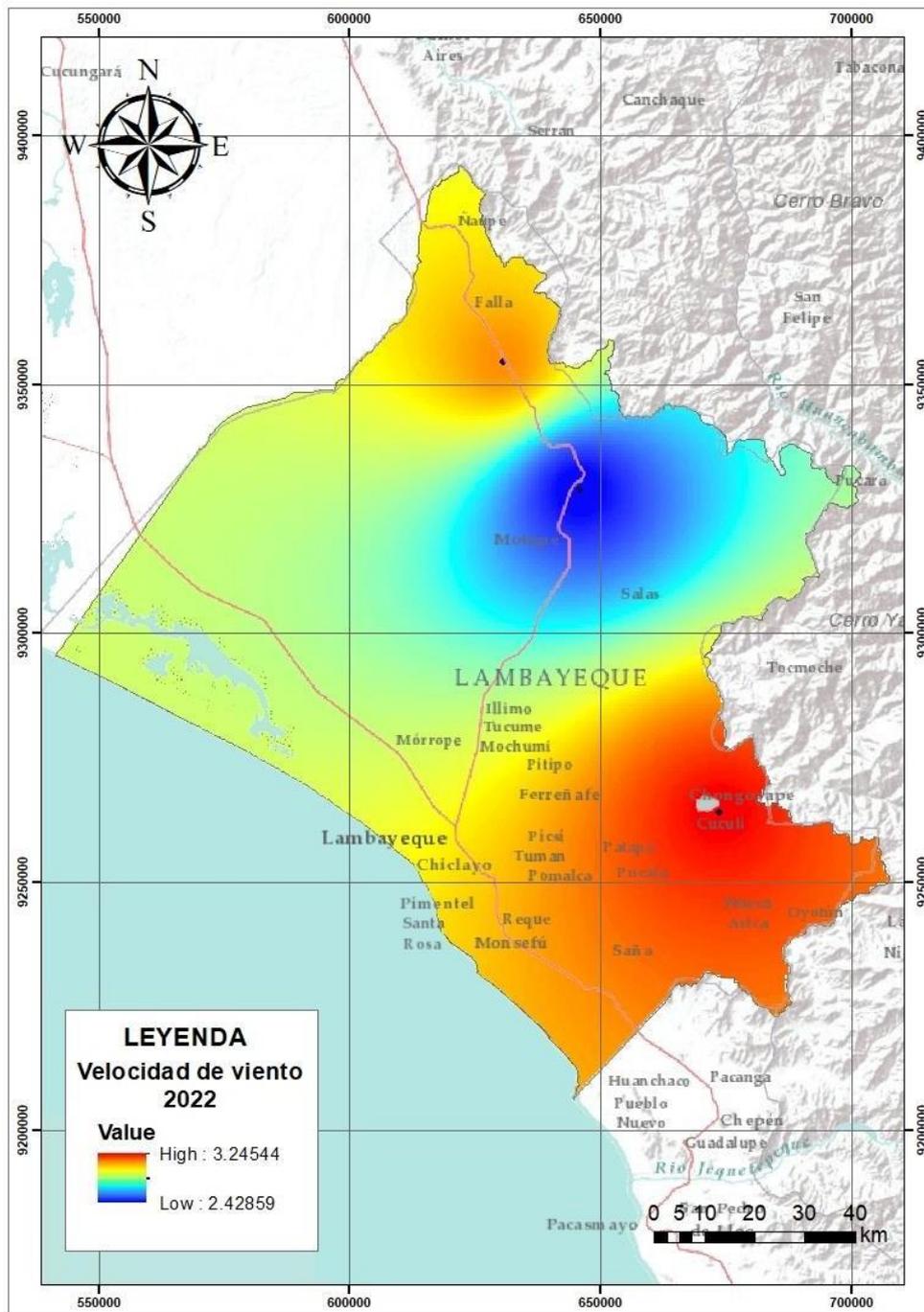


Figura 25. Predicción de la variable de la velocidad de viento para las estaciones: Olmos, Tongorrhape y Tinajones para el año 2022.

En base al análisis de predicción y a la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.4 y 3.2 m/s para el año 2022, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 25.

4.7. Representación cartográfica de la data histórica de la variable velocidad del viento.

4.7.1. Mapa quinquenal de vientos de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2007.

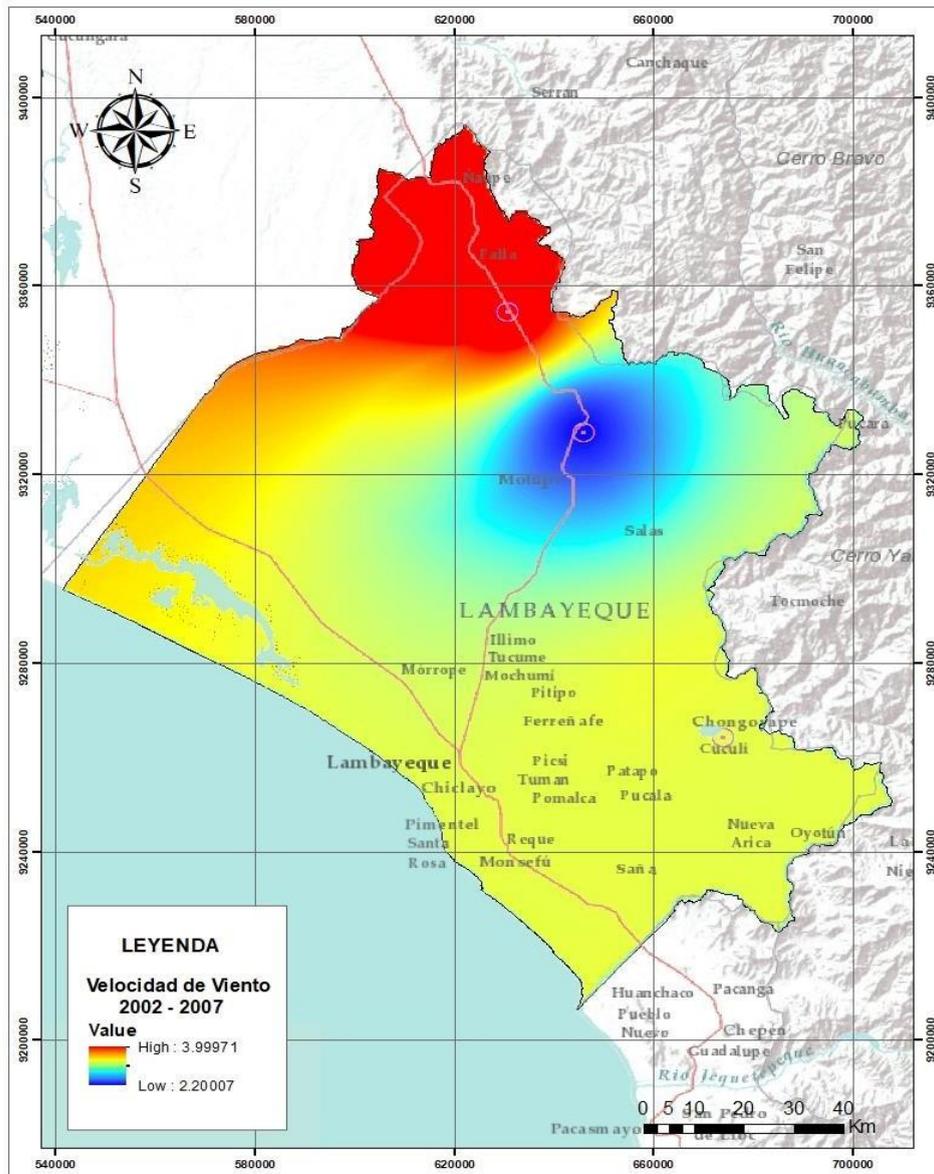


Figura 26. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2002 - 2007.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.2 y 3.9 m/s entre los años 2002 - 2007, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 26.

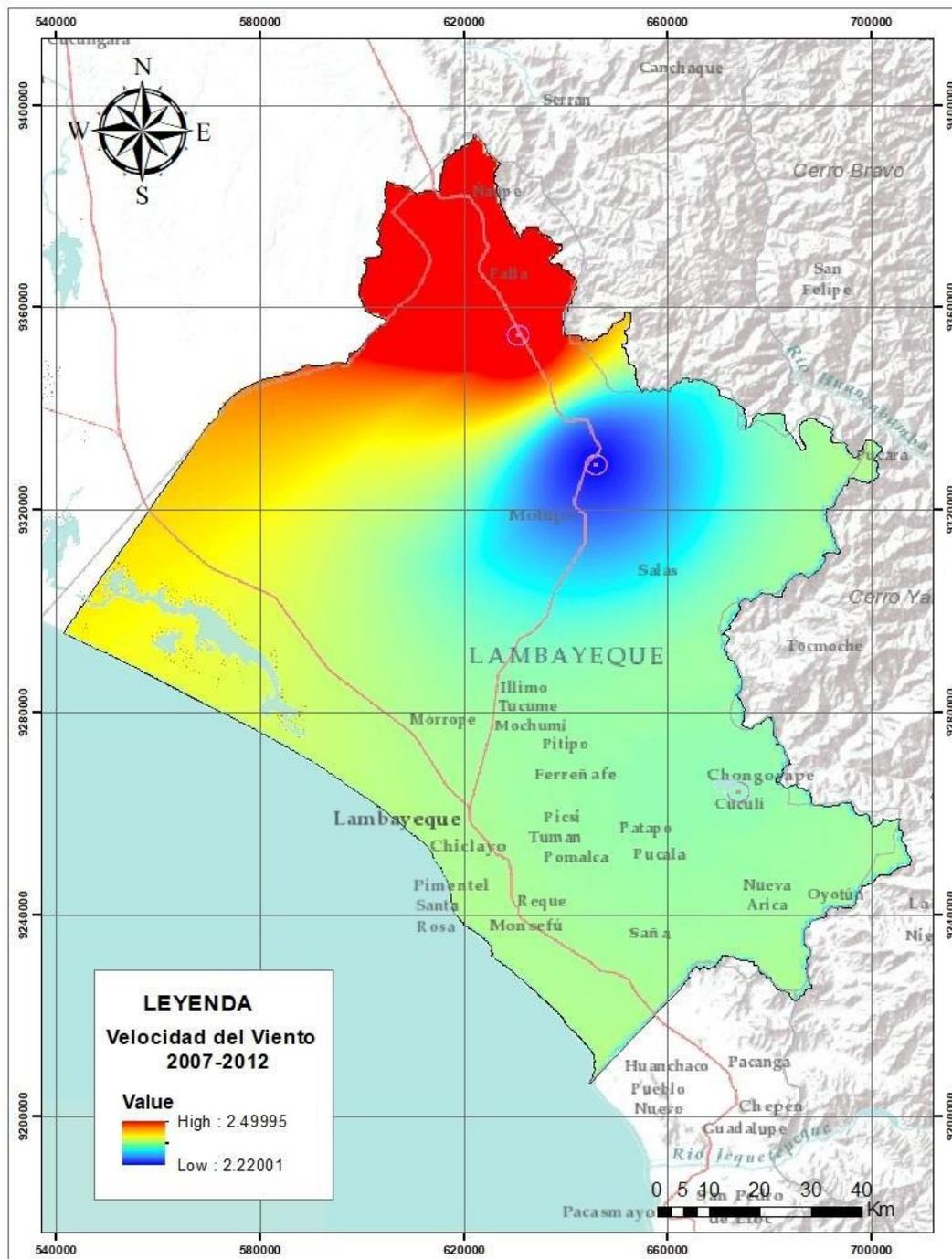


Figura 27. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2007 - 2012.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.2 y 2.5 m/s entre los años 2007 - 2012, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 27.

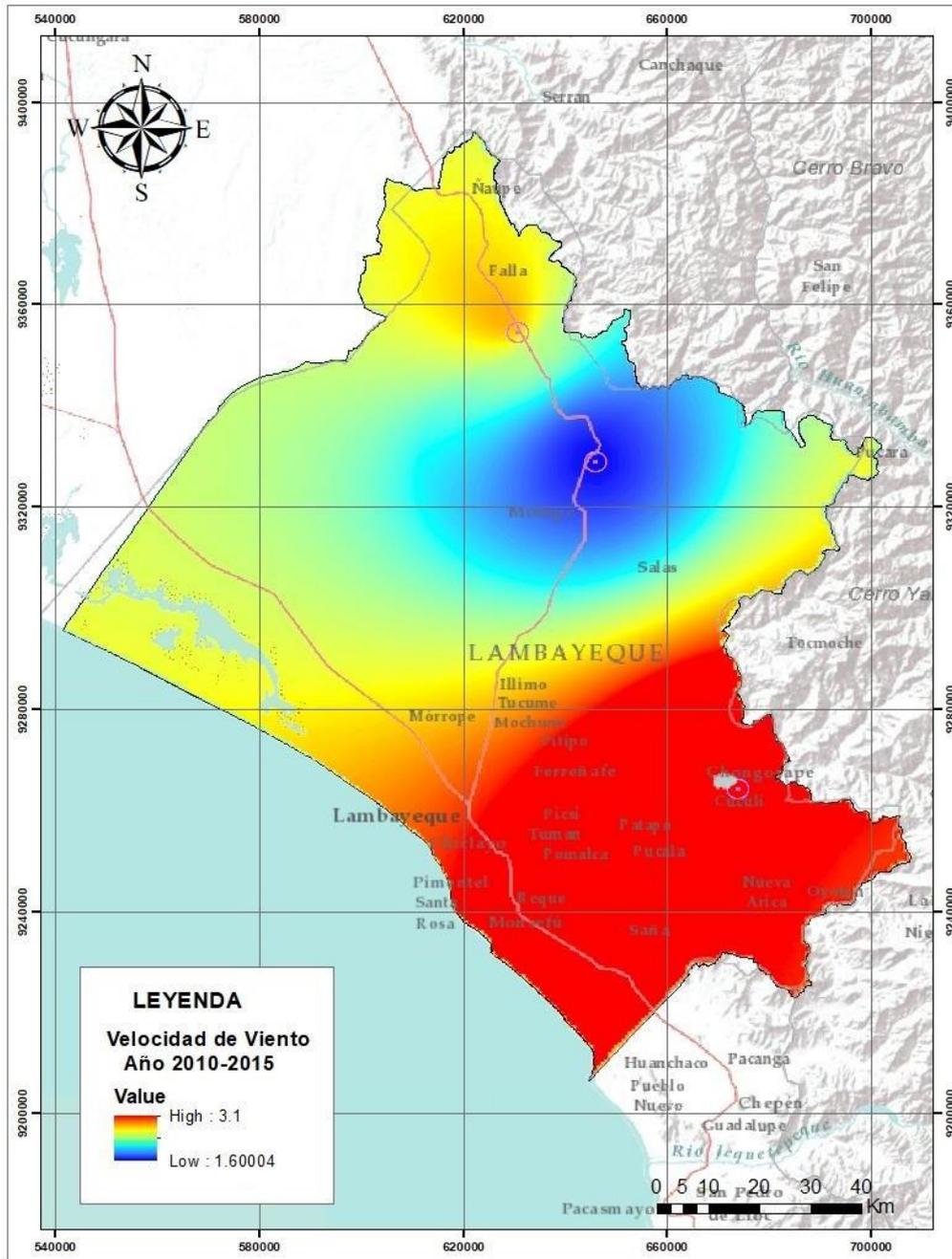


Figura 28. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2010 - 2015.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 1.6 y 3.1 m/s entre los años 2010 - 2015, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 28.

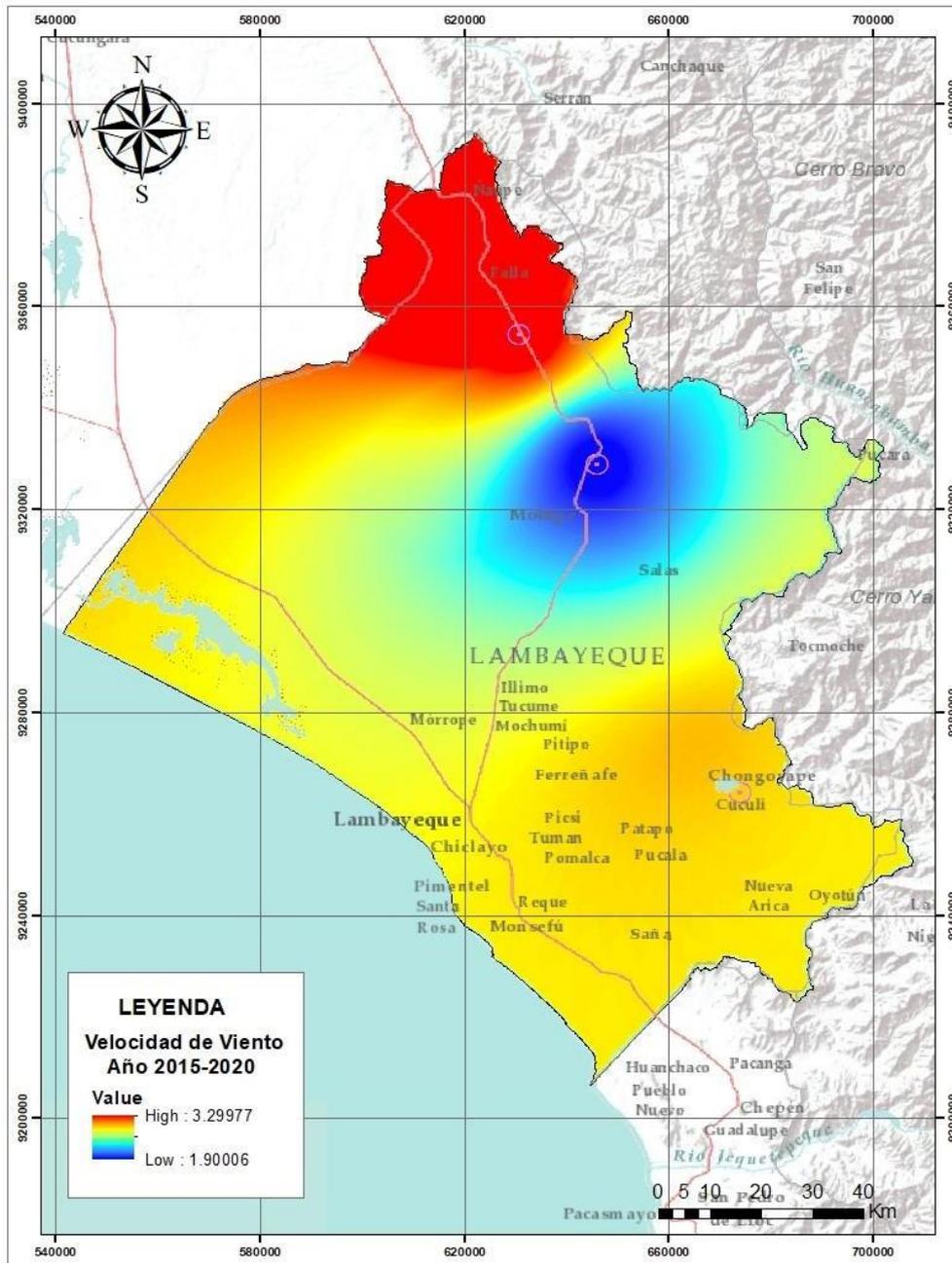


Figura 29. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2007 - 2012.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 1.9 y 3.3 m/s entre los años 2015 - 2020, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 29.

4.7.2 Mapa Decadal de vientos de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2020.

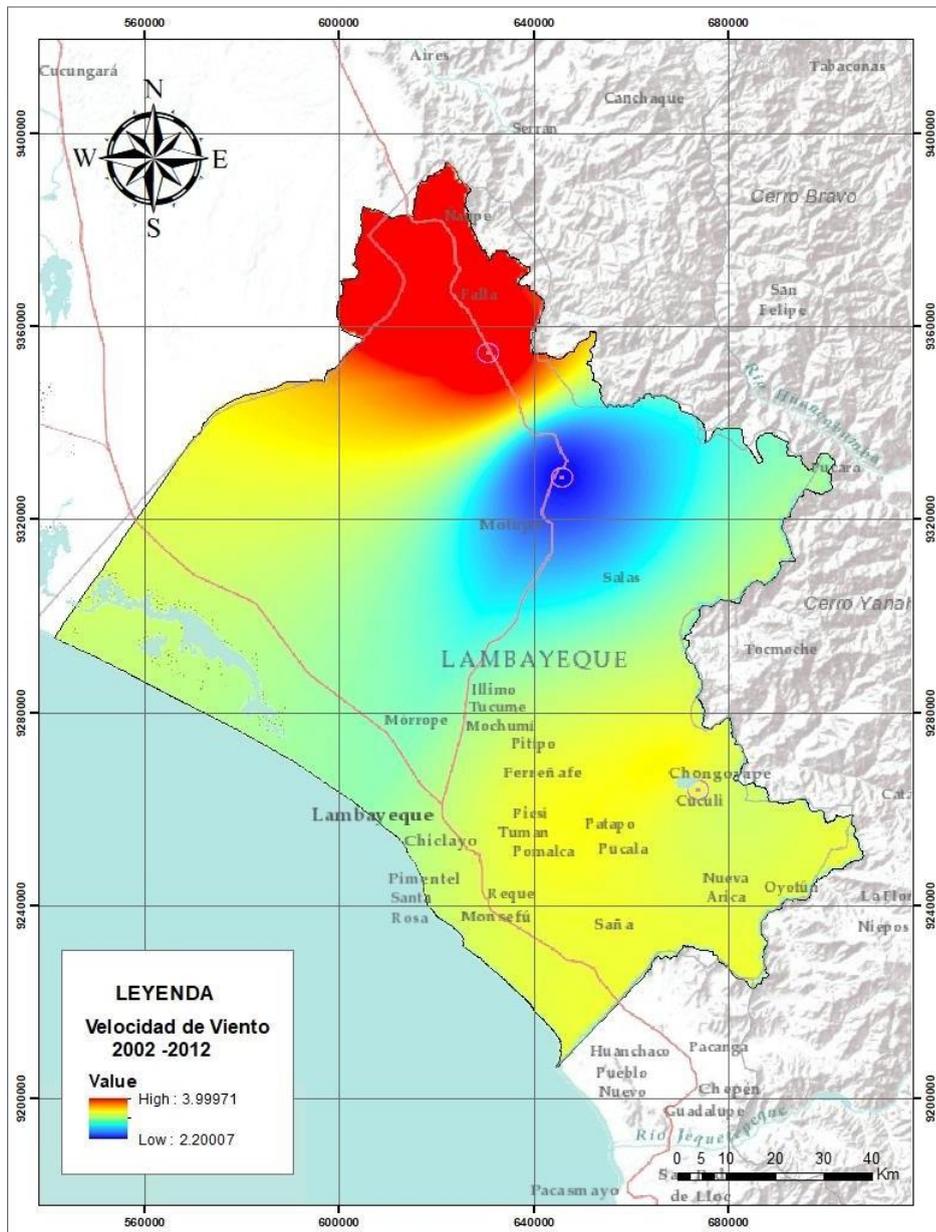


Figura 30. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrapi y Tinajones en el año 2002 - 2012.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.2 y 3.9 m/s entre los años 2002 - 2012, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 30.

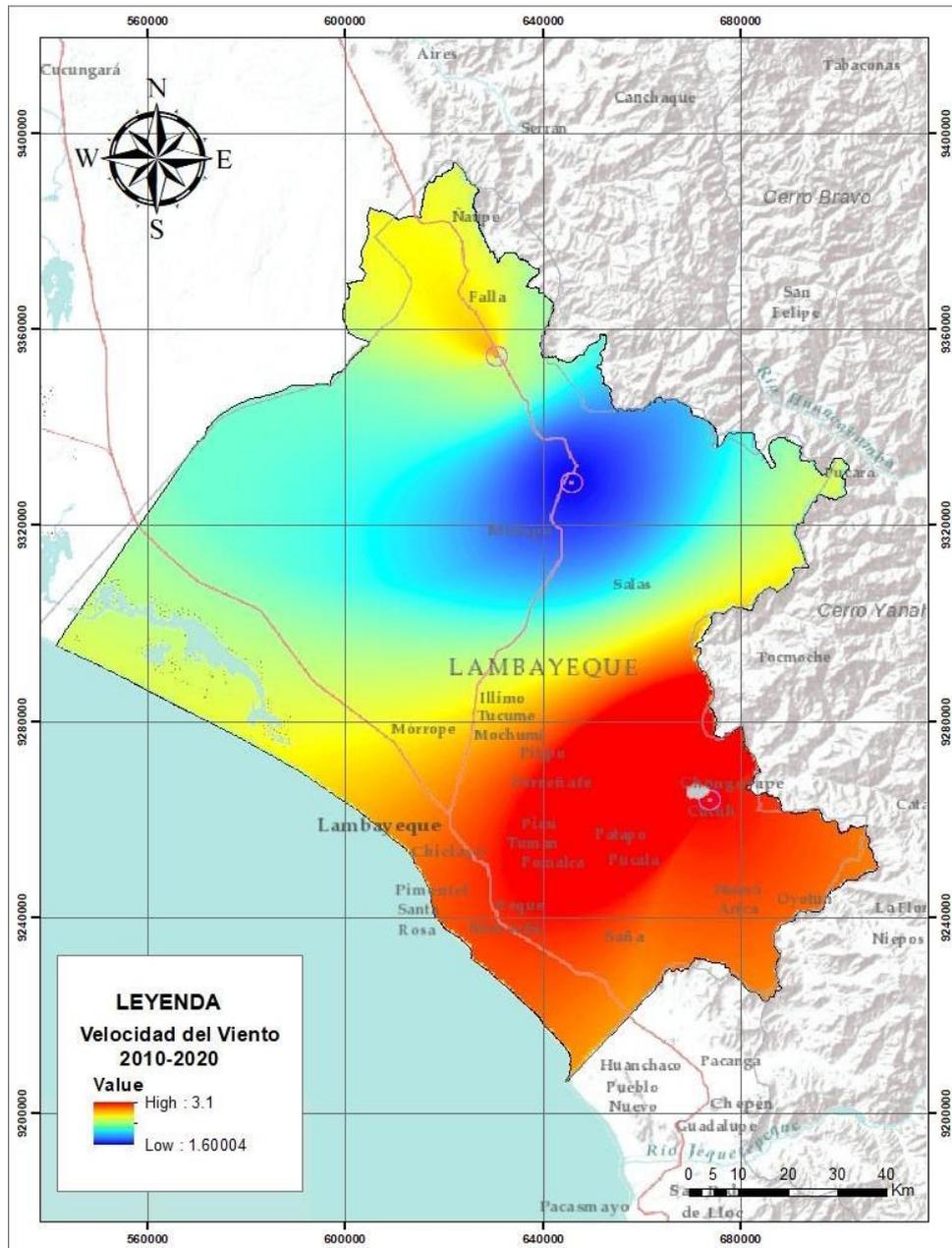


Figura 31. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2010 - 2020.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 1.6 y 3.1 m/s entre los años 2010 - 2020, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 31.

4.7.3. Mapas de vientos anuales de la data histórica de la variable velocidad del viento en el periodo 2002 – 2020.

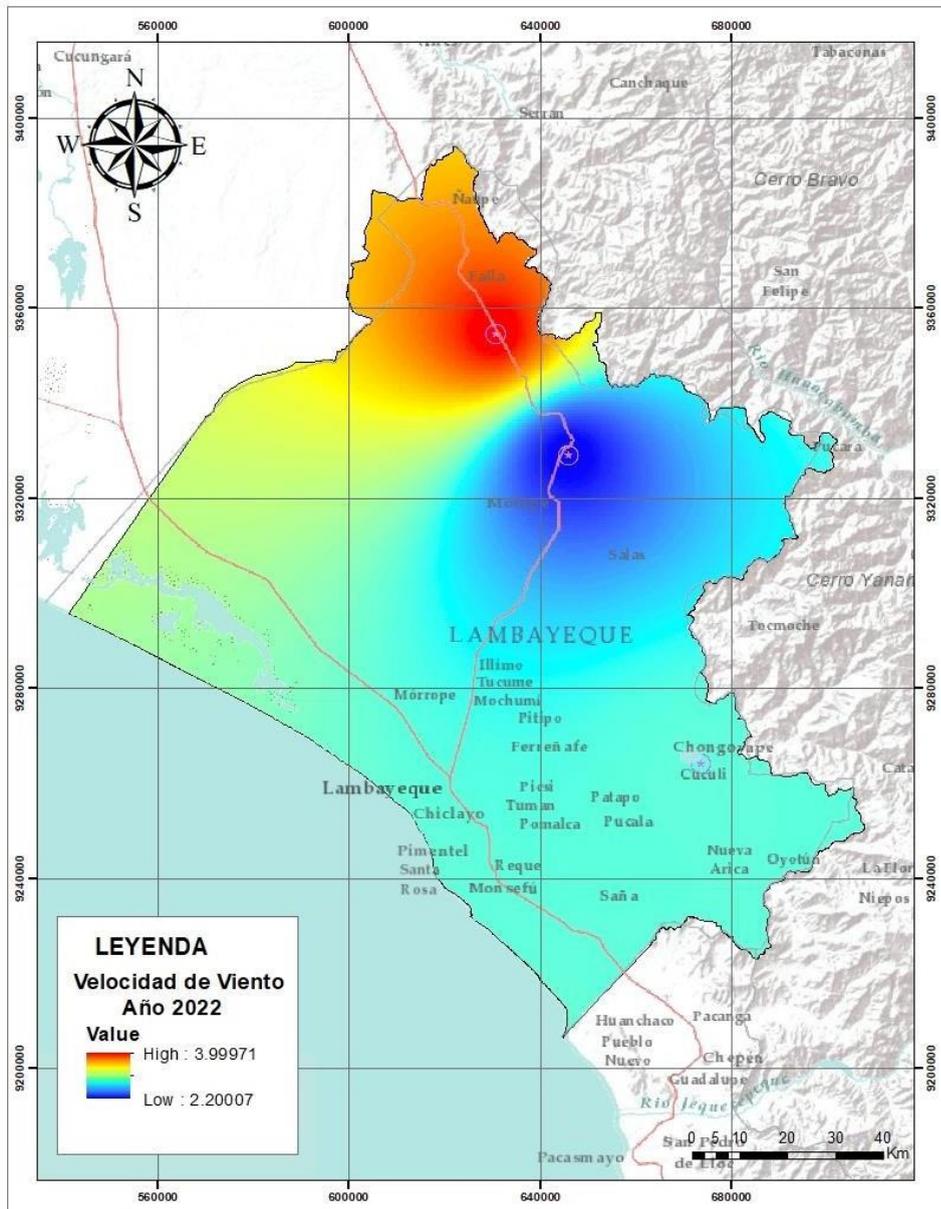


Figura 32. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2002.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.2 y 3.9 m/s para el año 2002, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 32.

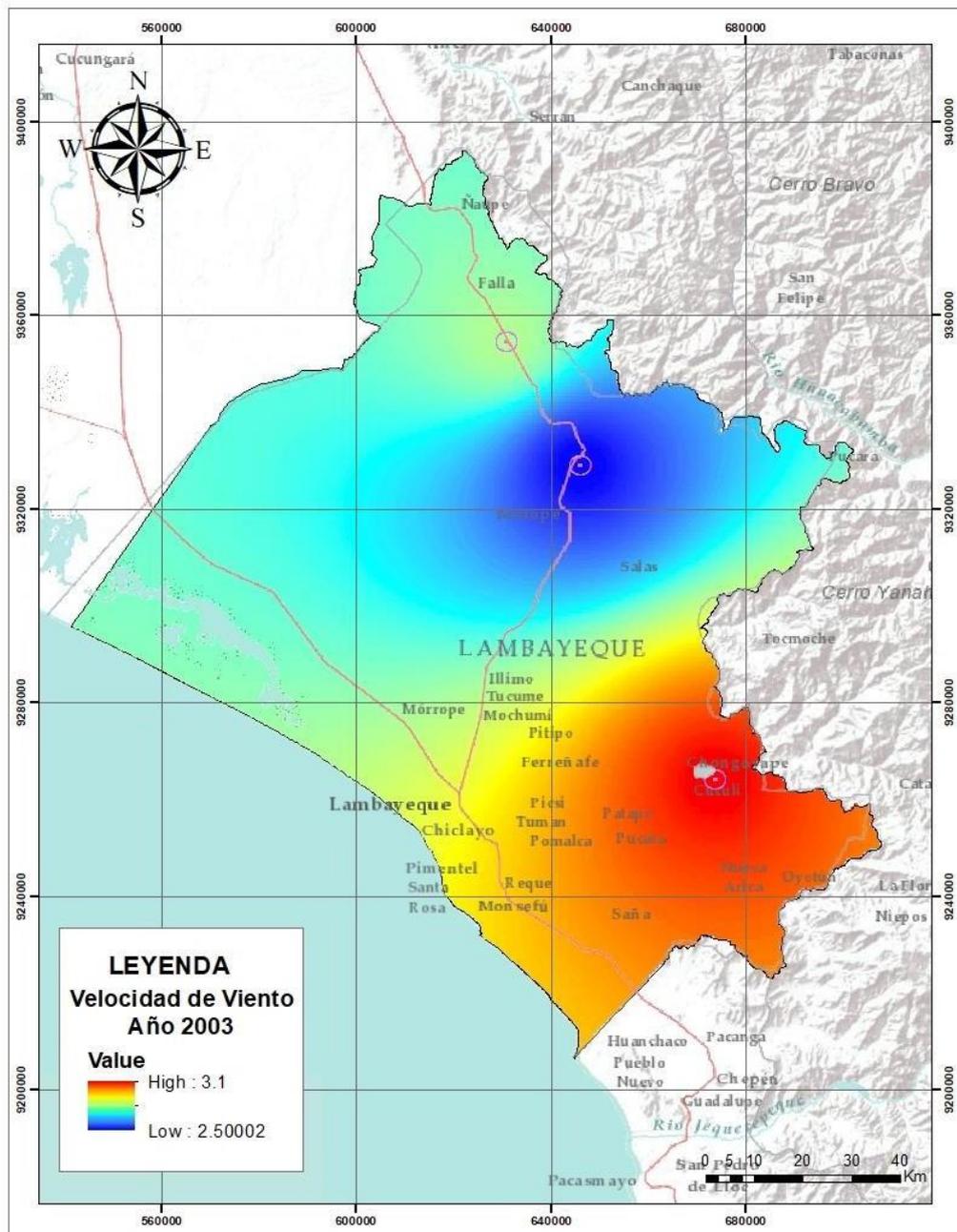


Figura 33. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2003.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.5 y 3.1 m/s para el año 2003, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 33.

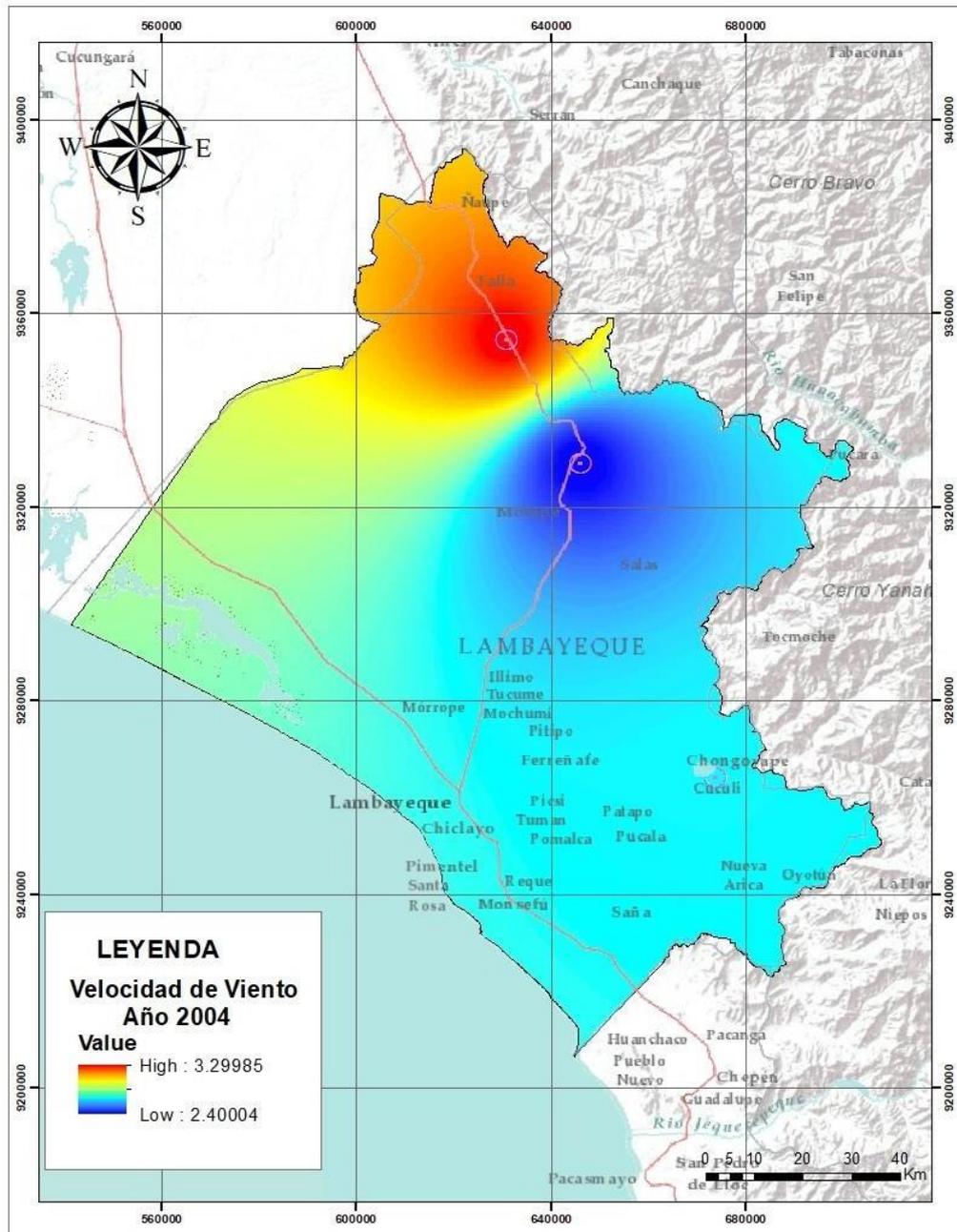


Figura 34. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2004.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.4 y 3.3 m/s para el año 2004, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 34.

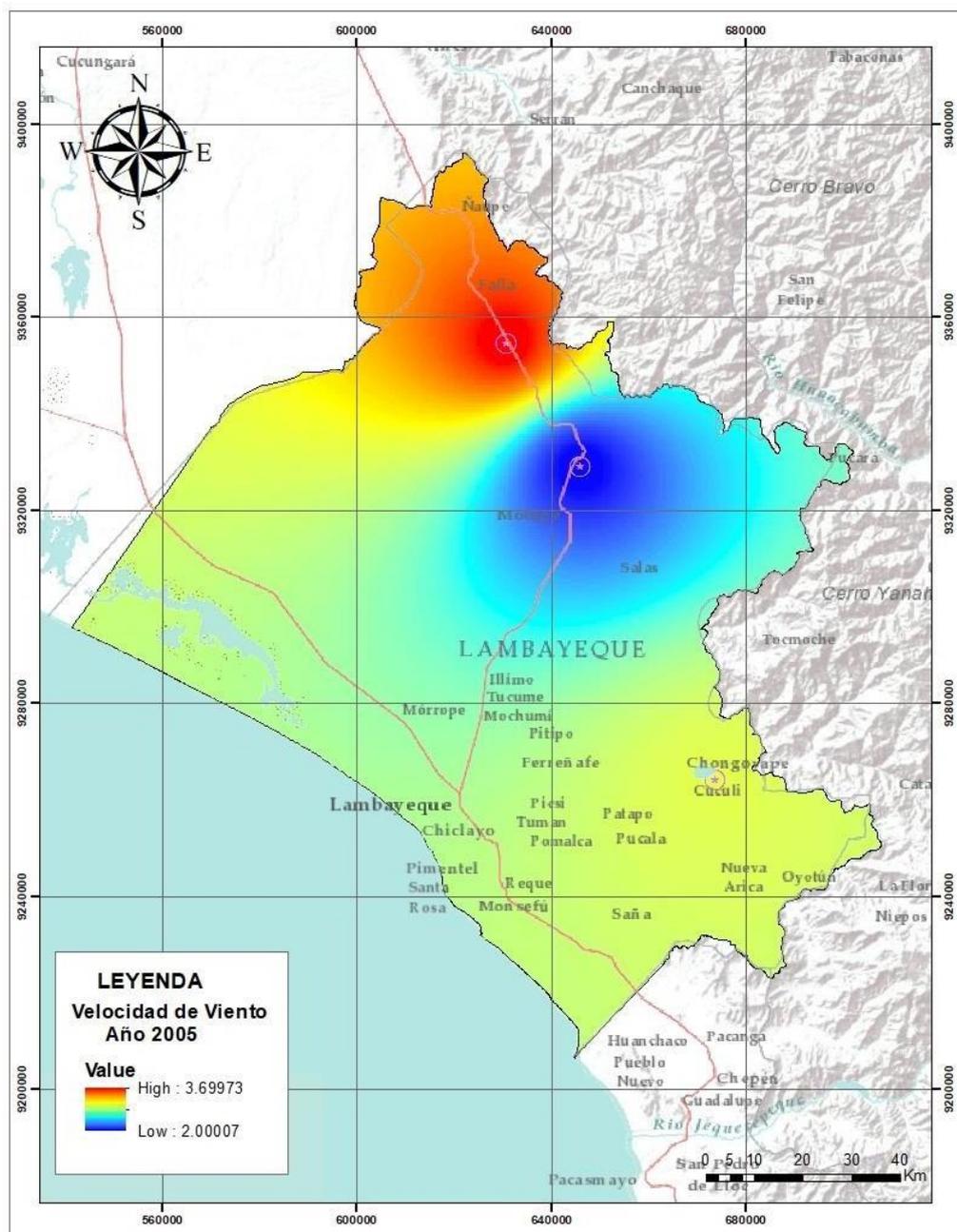


Figura 35. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrapé y Tinajones en el año 2005.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.0 y 3.7 m/s para el año 2005, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 35.

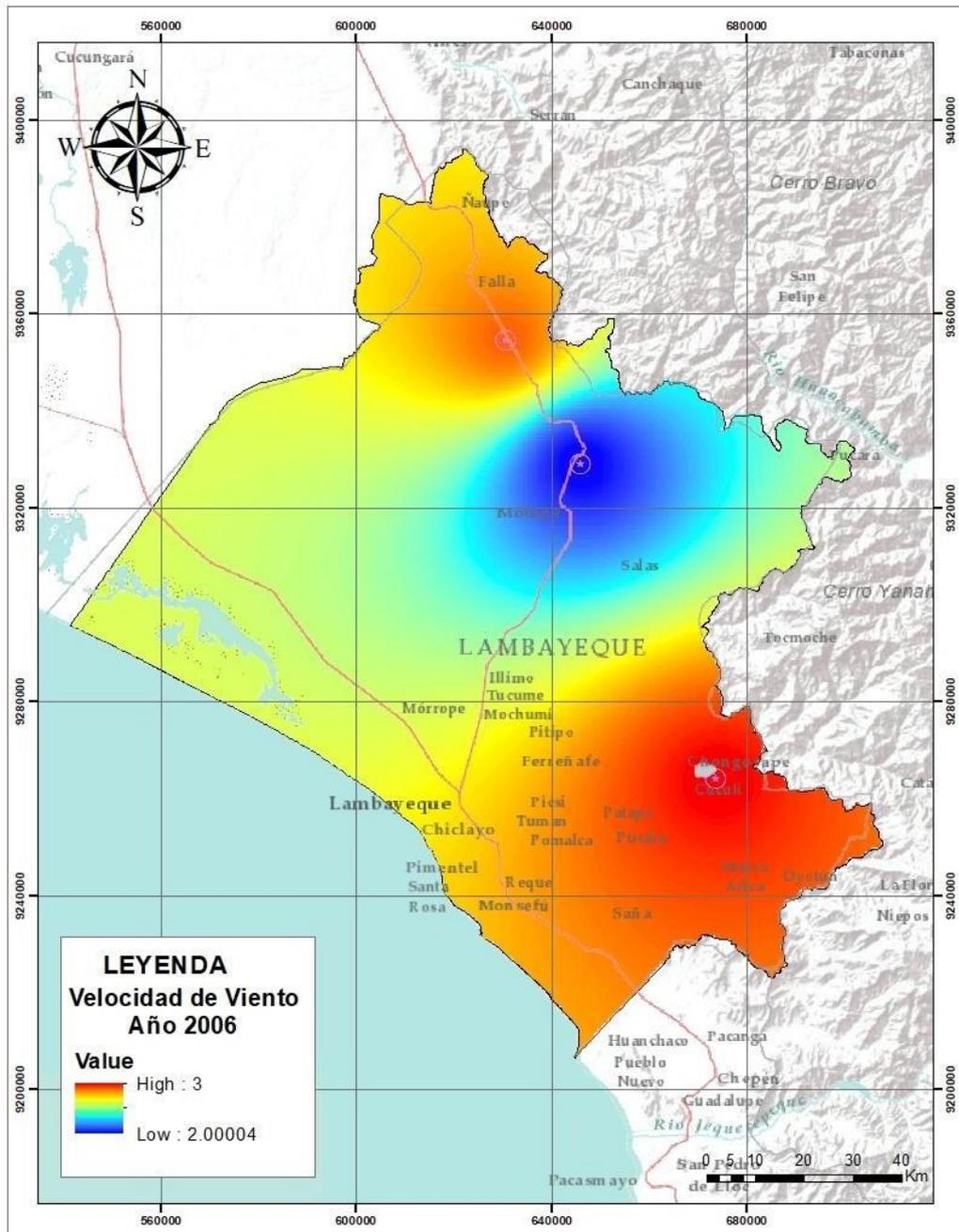


Figura 36. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2006.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.0 y 3.0 m/s para el año 2006, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 36.

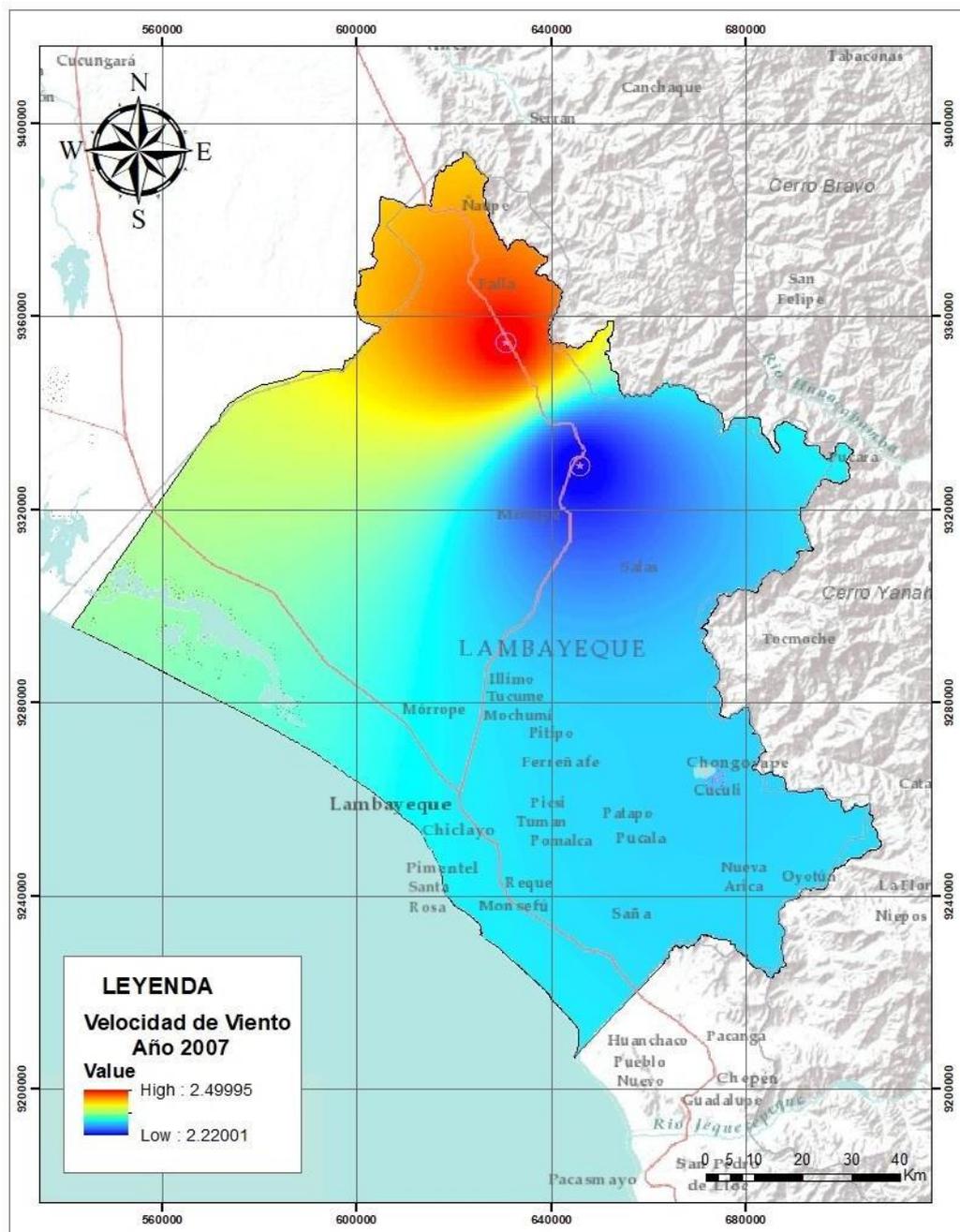


Figura 37. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2007.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.2 y 2.5 m/s para el año 2007, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 37.

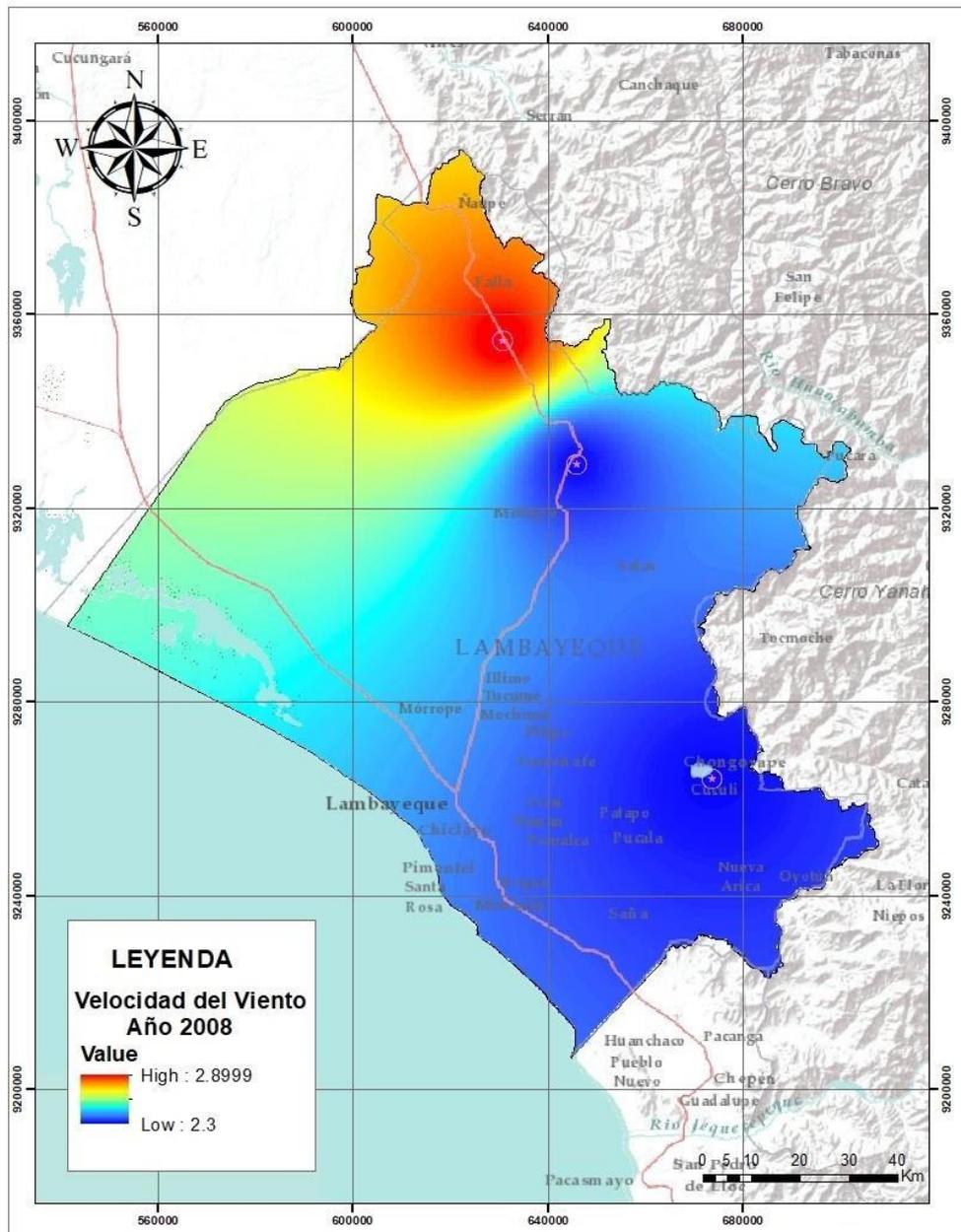


Figura 38. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2008.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.3 y 2.9 m/s para el año 2008, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 38.

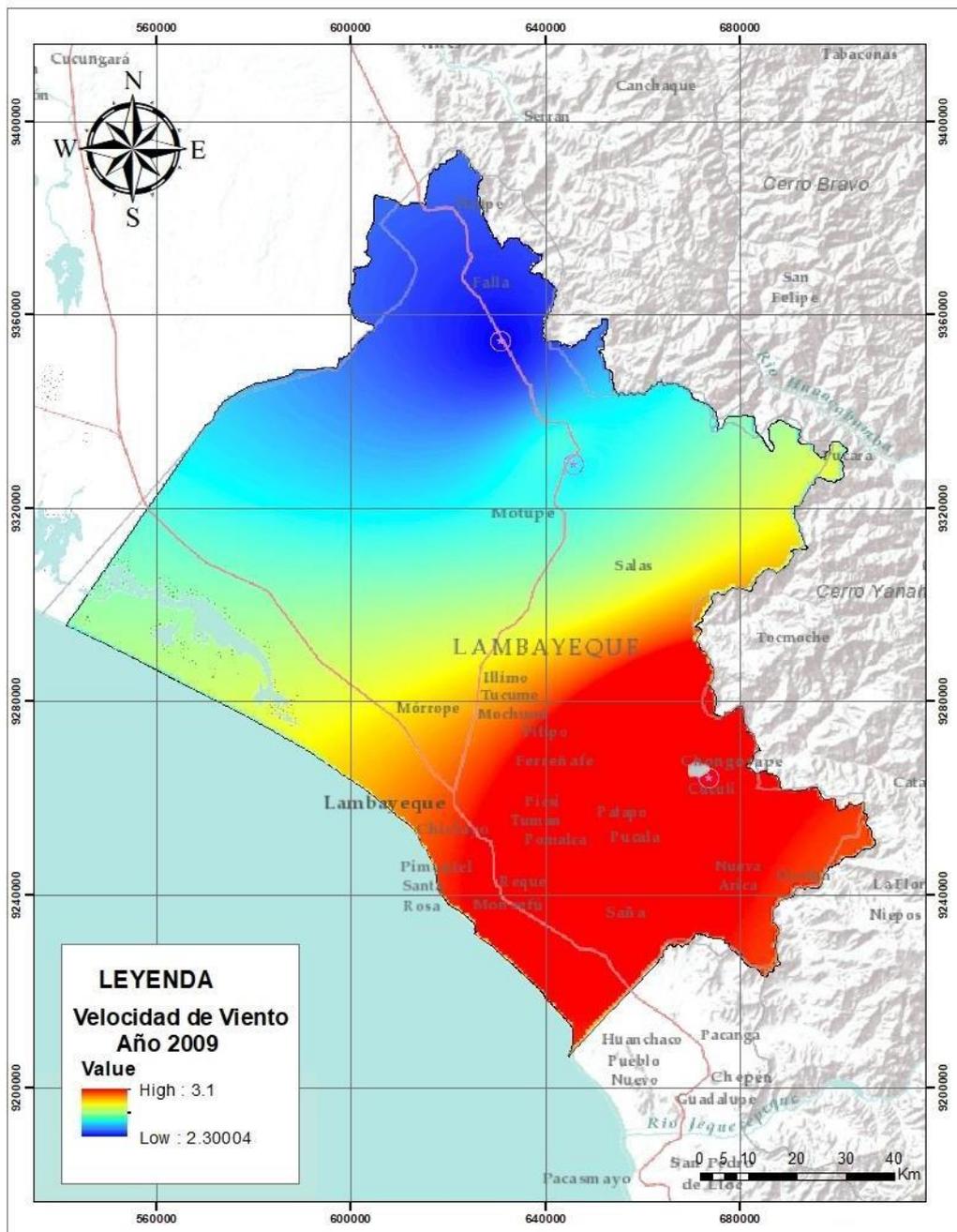


Figura 39. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2009.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.3 y 3.1 m/s para el año 2009, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 39.

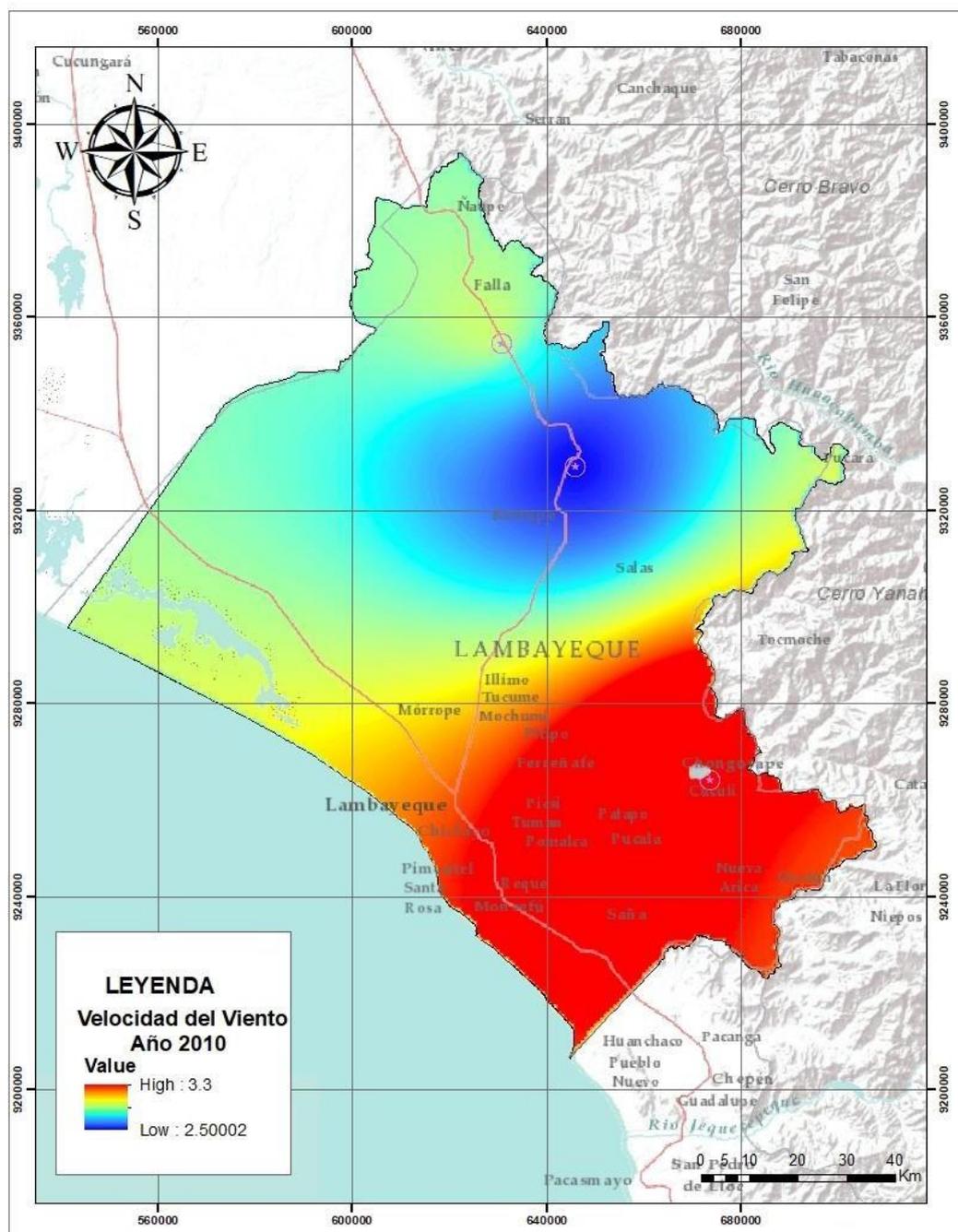


Figura 40. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2010.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.5 y 3.3 m/s para el año 2010, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 40.

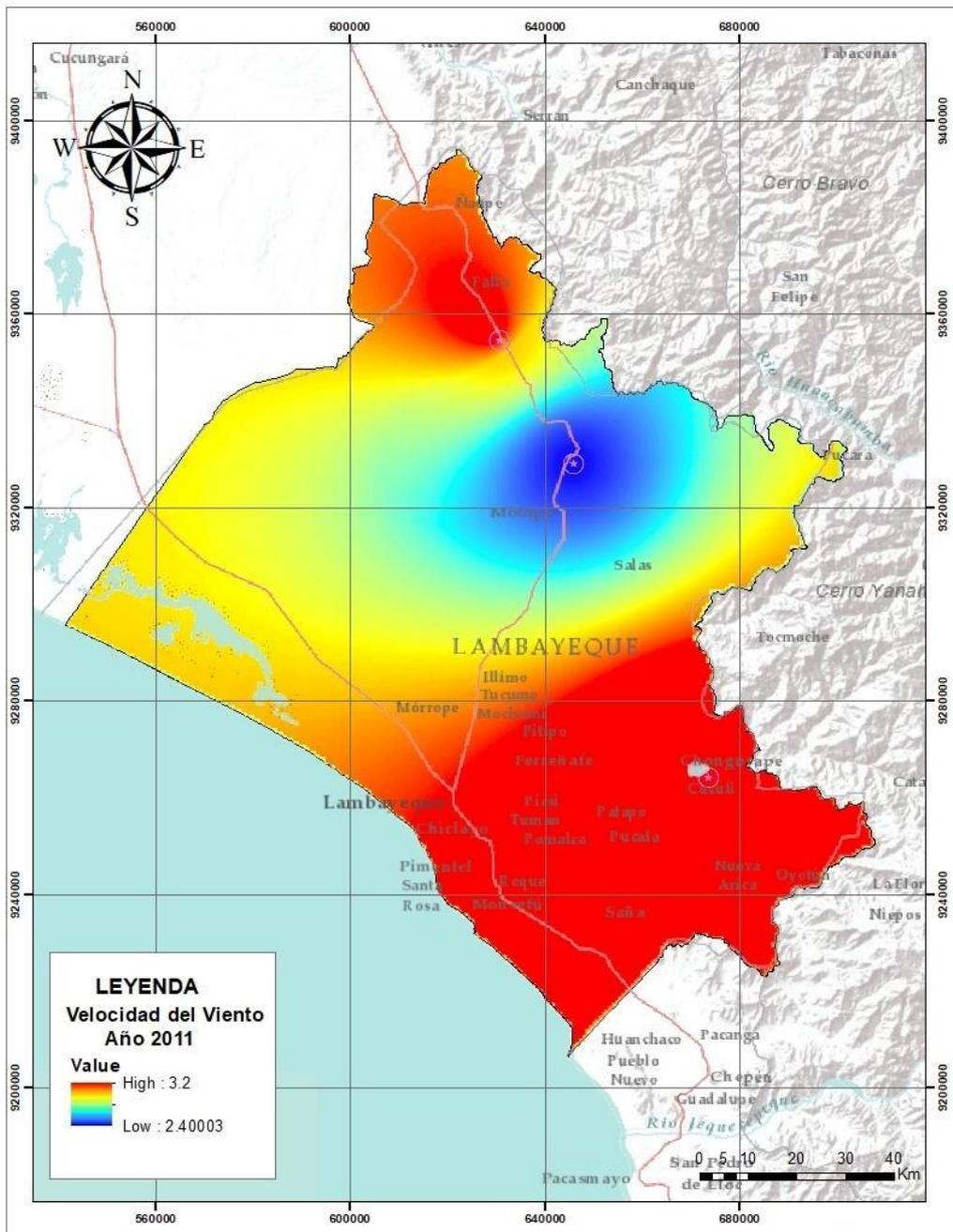


Figura 41. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2011.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 2.4 y 3.2 m/s para el año 2011, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 41.

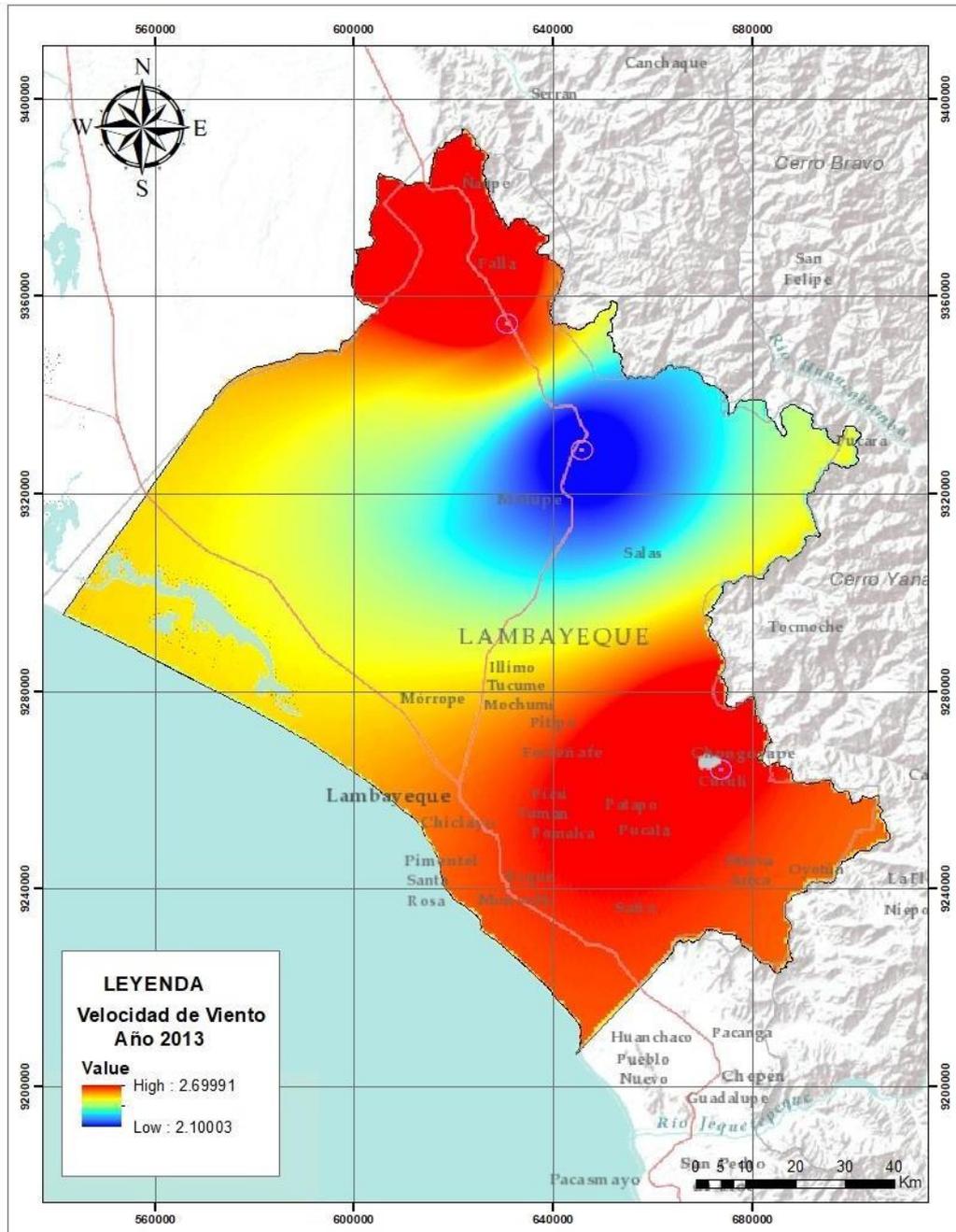


Figura 43. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2013.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.1 y 2.7 m/s para el año 2013, siendo la estación Tinajones y Olmos en donde se Registraron mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 43.

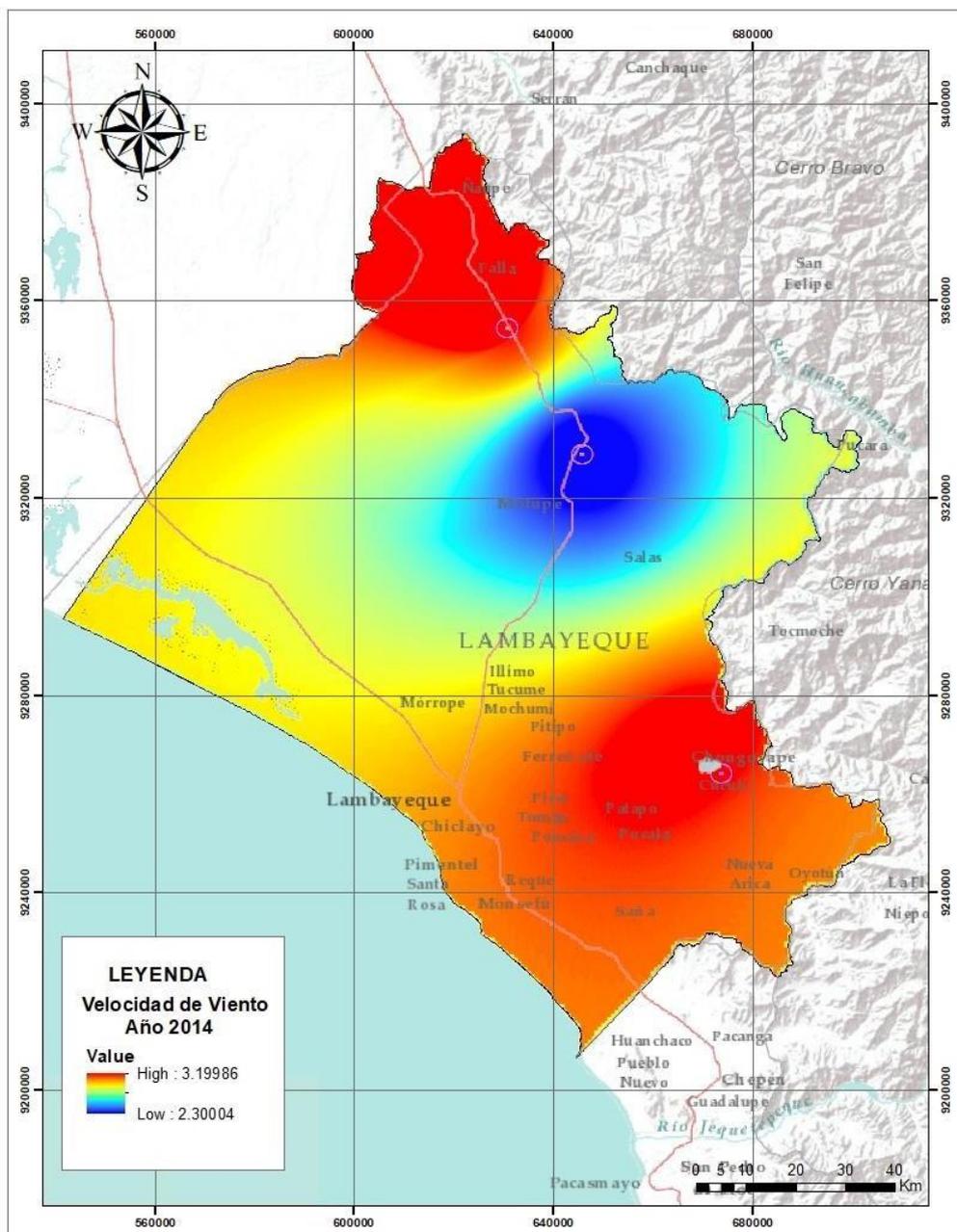


Figura 44. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrapi y Tinajones en el año 2014.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.3 y 3.2 m/s para el año 2014, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento seguido por tinajones, a 10 m de altura como se muestra en la figura 44.

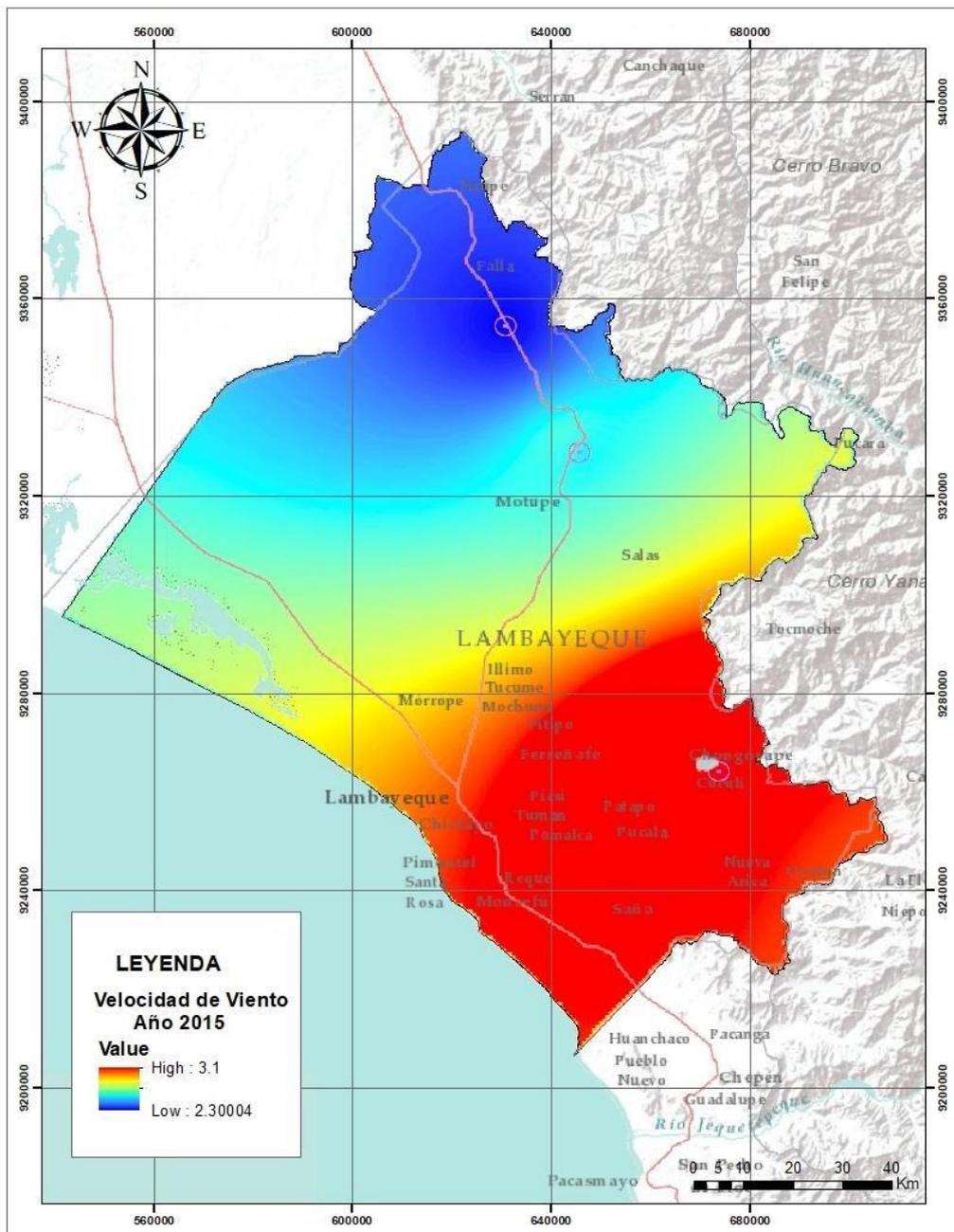


Figura 45. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2015.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.3 y 3.1 m/s para el año 2015, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 45.

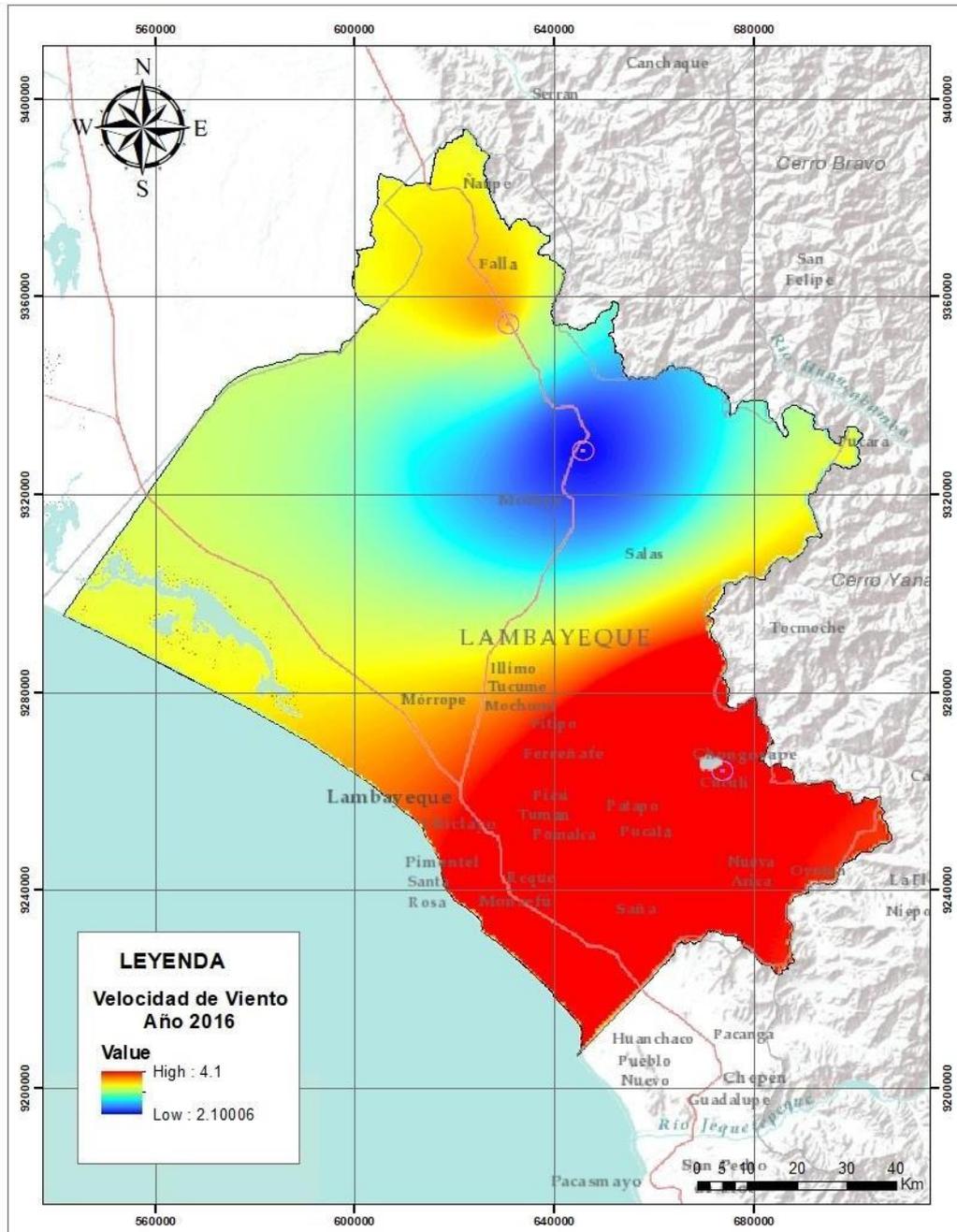


Figura 46. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2016.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 4.1 y 2.1 m/s para el año 2016, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 46.

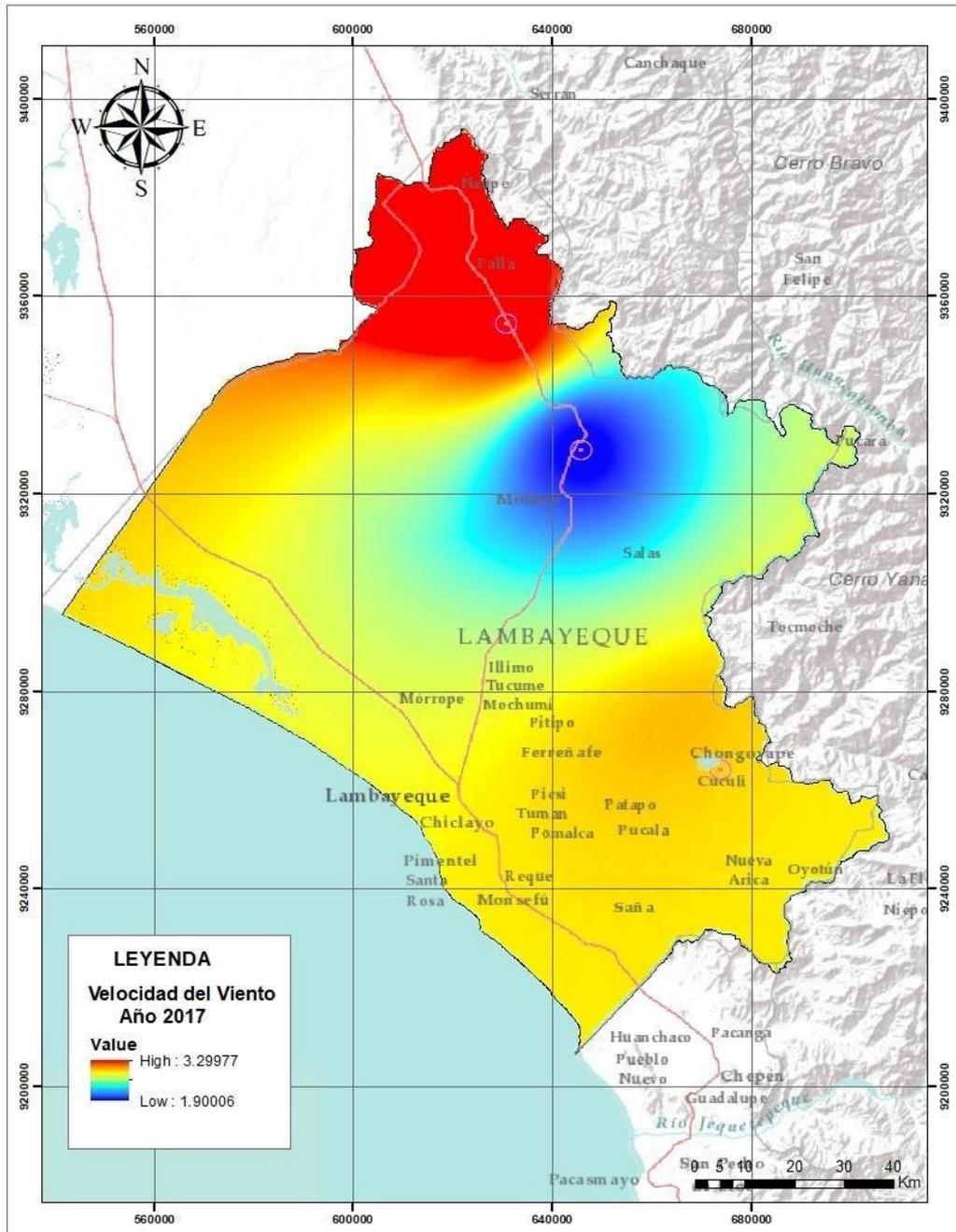


Figura 47. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrape y Tinajones en el año 2017.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedio oscilan entre 1.9 y 3.3 m/s para el año 2017, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se muestra en la figura 47.

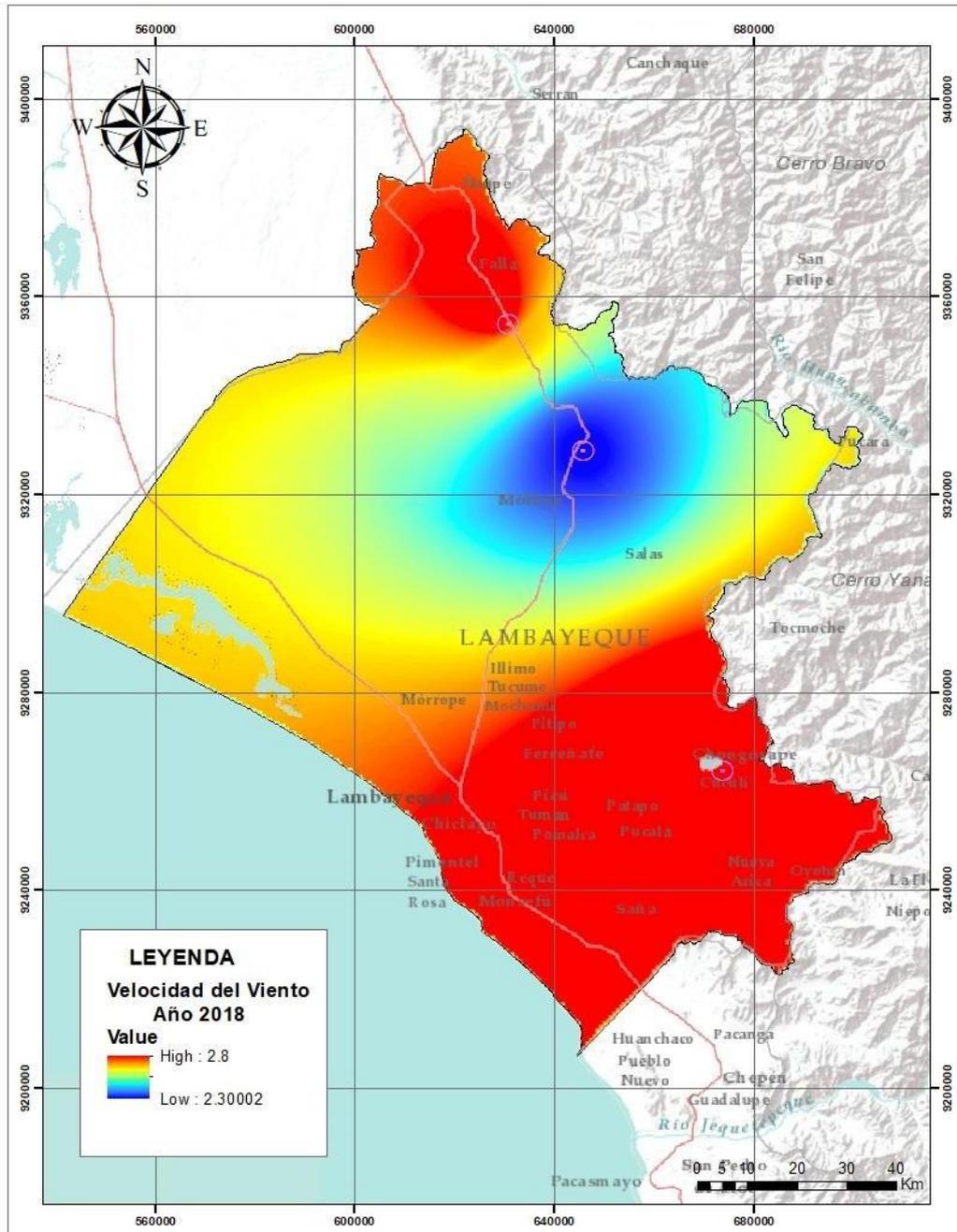


Figura 48. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2018.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.3 y 2.8 m/s para el año 2018, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento seguido de Olmos a 10 m de altura como se observa en la figura 48.

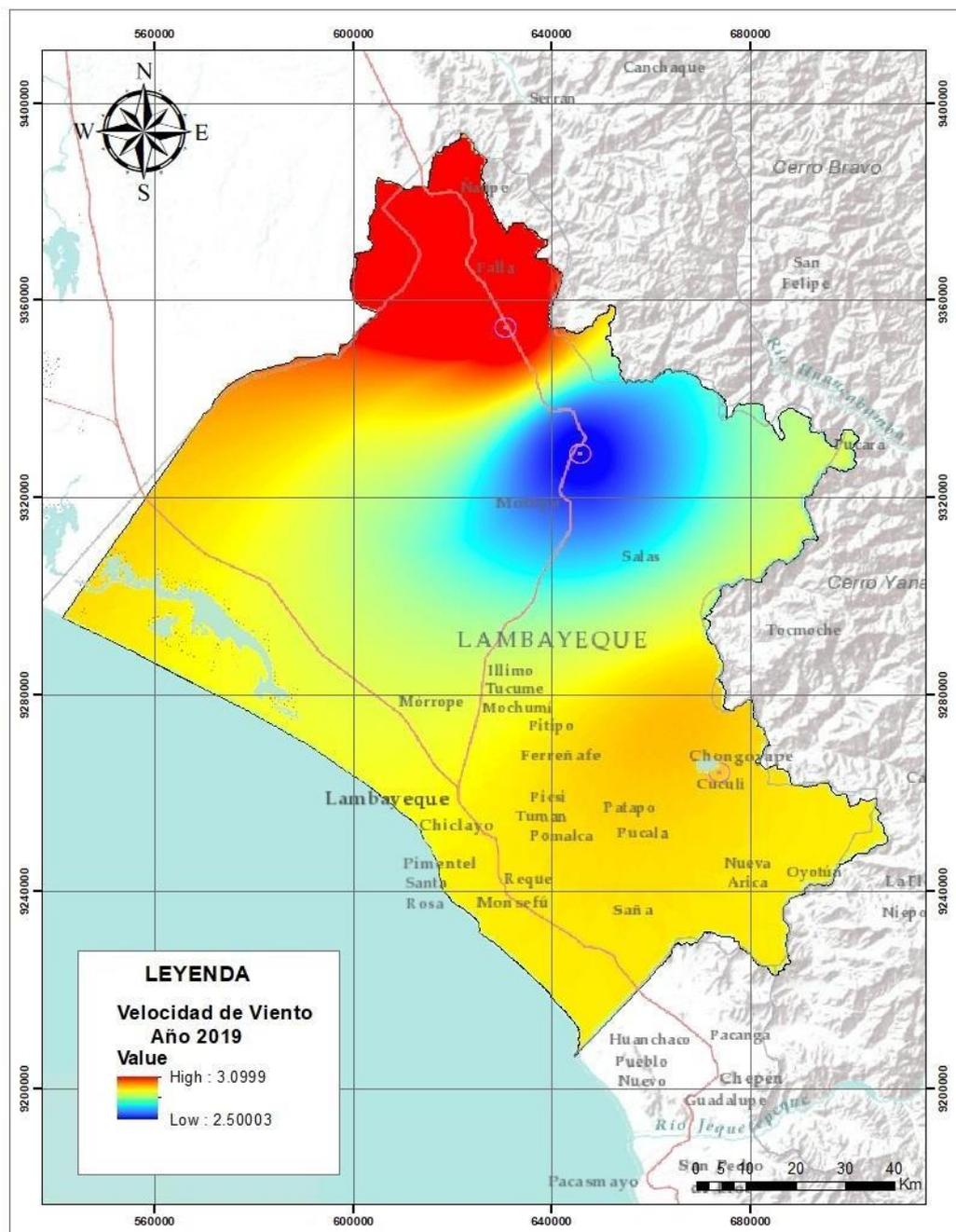


Figura 49. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorraper y Tinajones en el año 2019.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.5 y 3.1 m/s para el año 2019, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se observa en la figura 49.

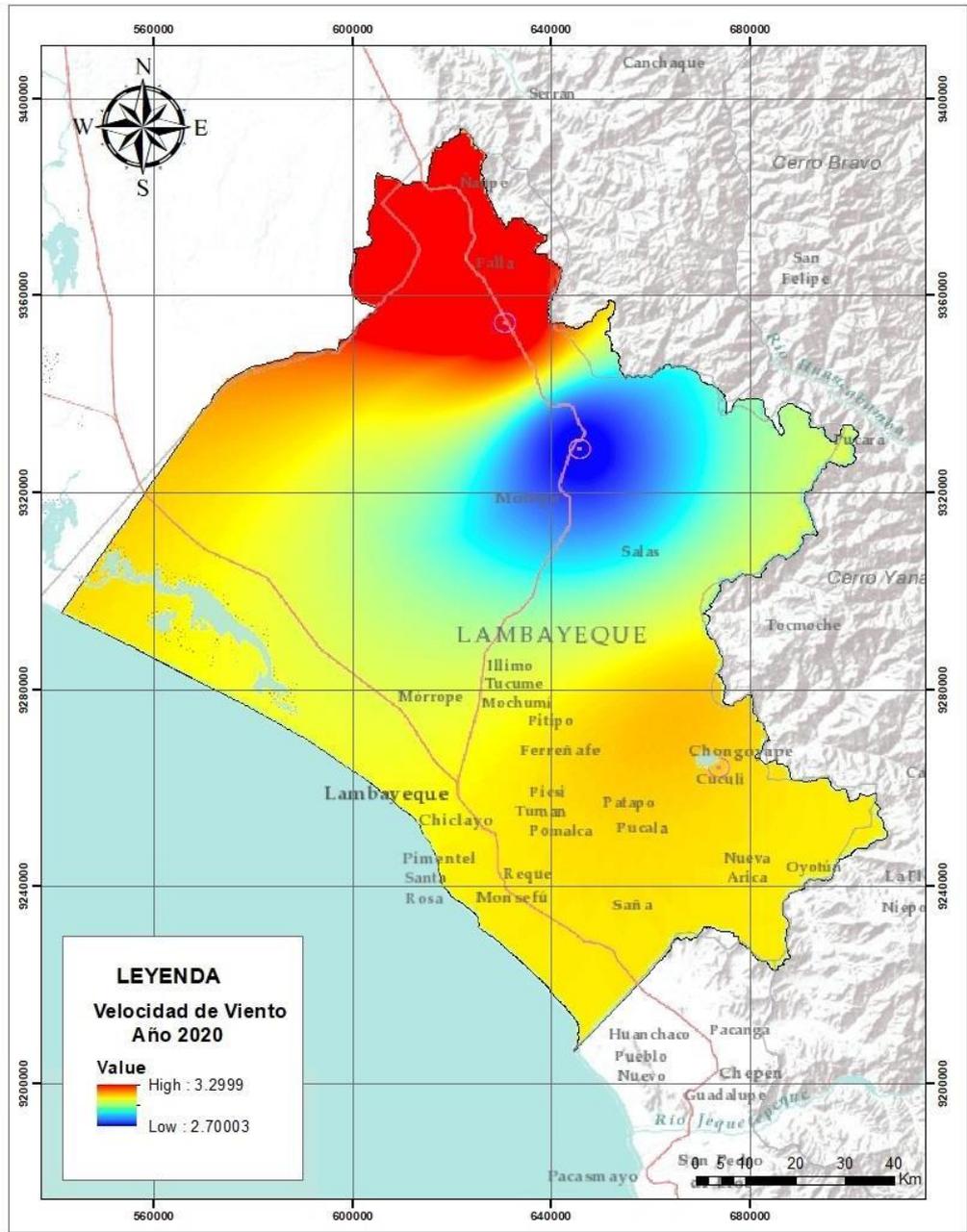


Figura 50. Representación cartográfica de la variable velocidad del viento de la data histórica para las estaciones: Olmos, Tongorrapi y Tinajones en el año 2020.

En la representación de los mapas de velocidad del viento se observa que los valores promedios oscilan entre 2.7 y 3.3 m/s para el año 2020, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura como se observa en la figura 50.

4.7.4. Análisis multicriterio para determinar posibles zonas de emplazamiento de un parque eólico en el departamento de Lambayeque - Perú.

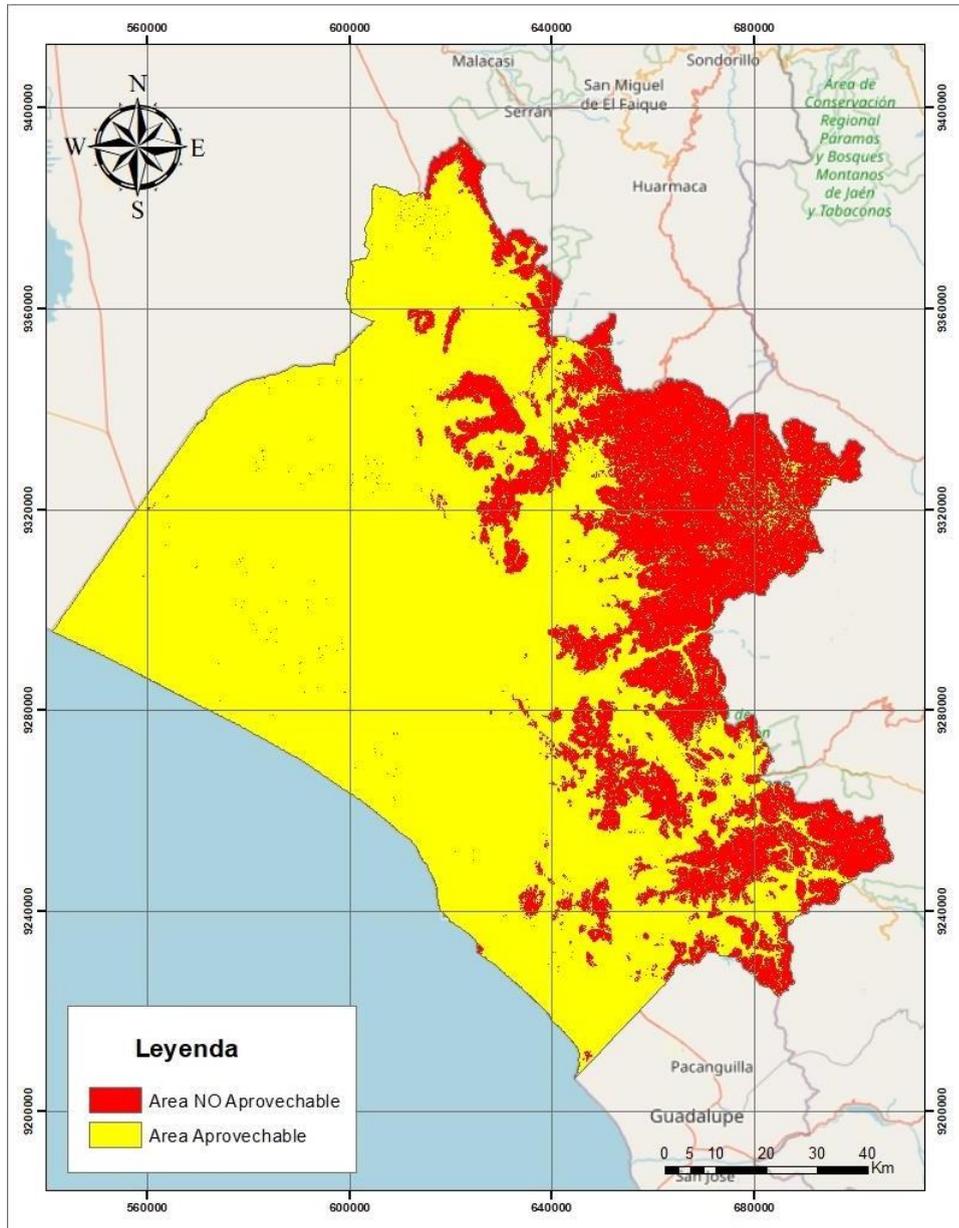


Figura 51. Criterio 1: Mapa de pendientes $\leq 15^\circ$ para el departamento de Lambayeque.

En la figura 51 se realizó un análisis para determinar las zonas que cumplen o no con el criterio de exclusión. Las áreas que presenta una coloración roja no cumplen con el criterio puesto que las pendientes mayores a 15° y las áreas de color amarillo son las que si cumplen, debido a que son superficies con pendientes menores o iguales a 15° .

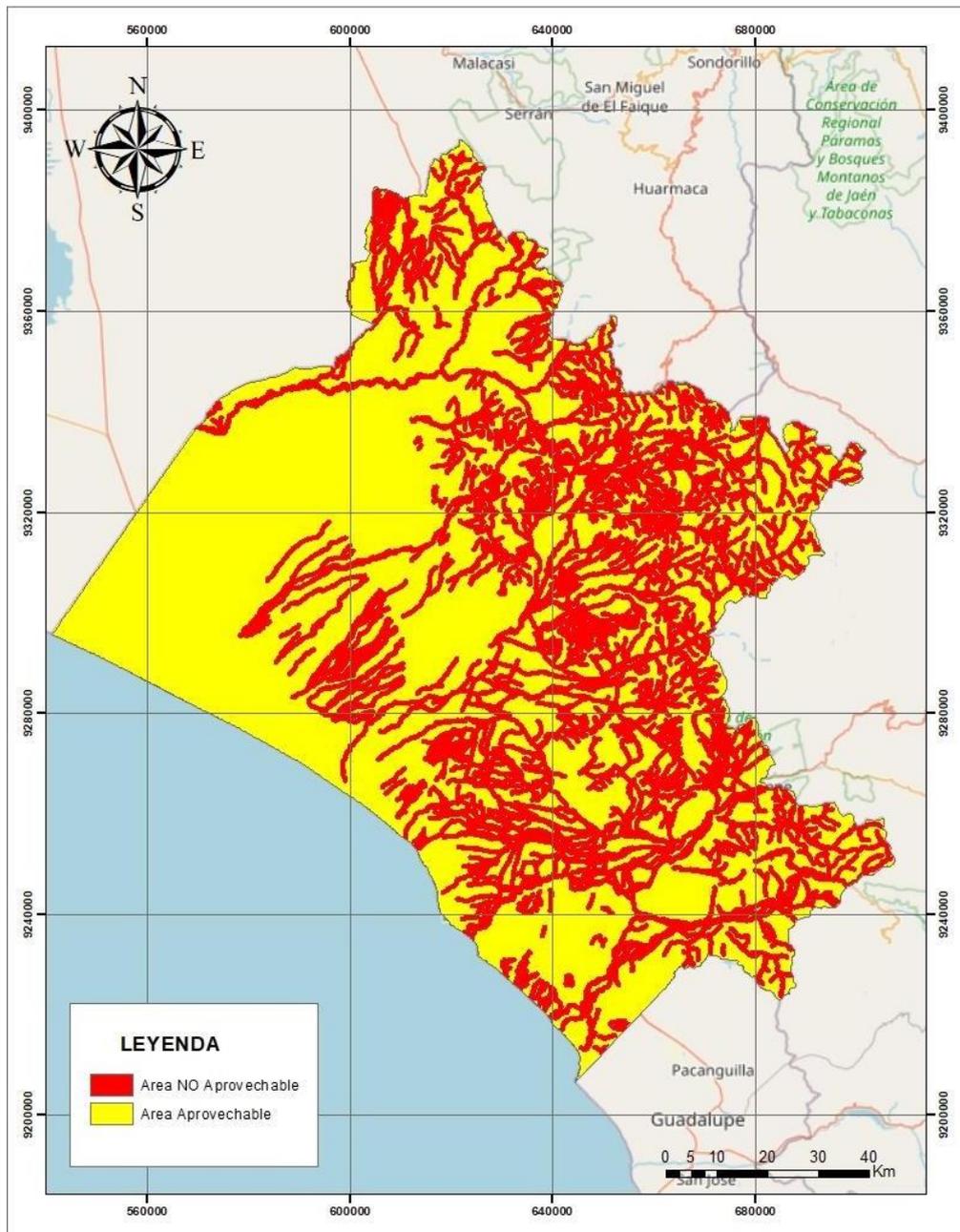


Figura 52. Criterio 2: Mapa de fuentes hídricas ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.

En la figura 52 se realizó un análisis para identificar las áreas cercanas a las fuentes hídricas. Las áreas que presentan una coloración roja no son aprovechables puesto que son fuentes hídricas y las áreas de color amarillo son las zonas aprovechables ya que se encuentran a distancias mayores o iguales a 500 m de los recursos hídricos.

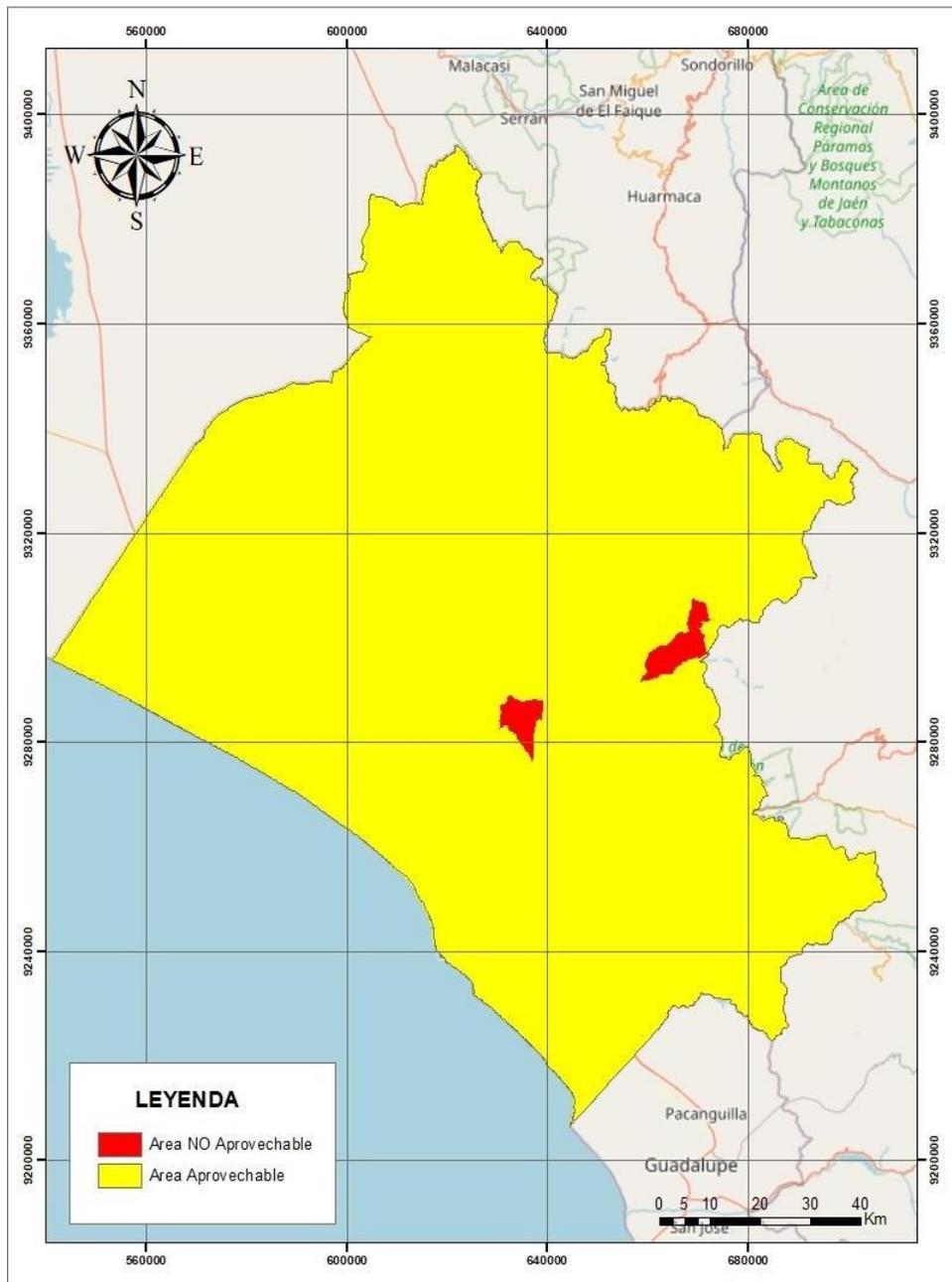


Figura 53. *Criterio 3: Mapa de áreas naturales protegidas (ANP) para el departamento de Lambayeque.*

En la figura 53 se realizó un análisis geoespacial para identificar las áreas naturales protegidas. Las áreas que presenta una coloración roja no son zonas aprovechables puesto que son áreas naturales protegidas (ANP) mientras que las zonas de color amarillo son áreas aprovechables.

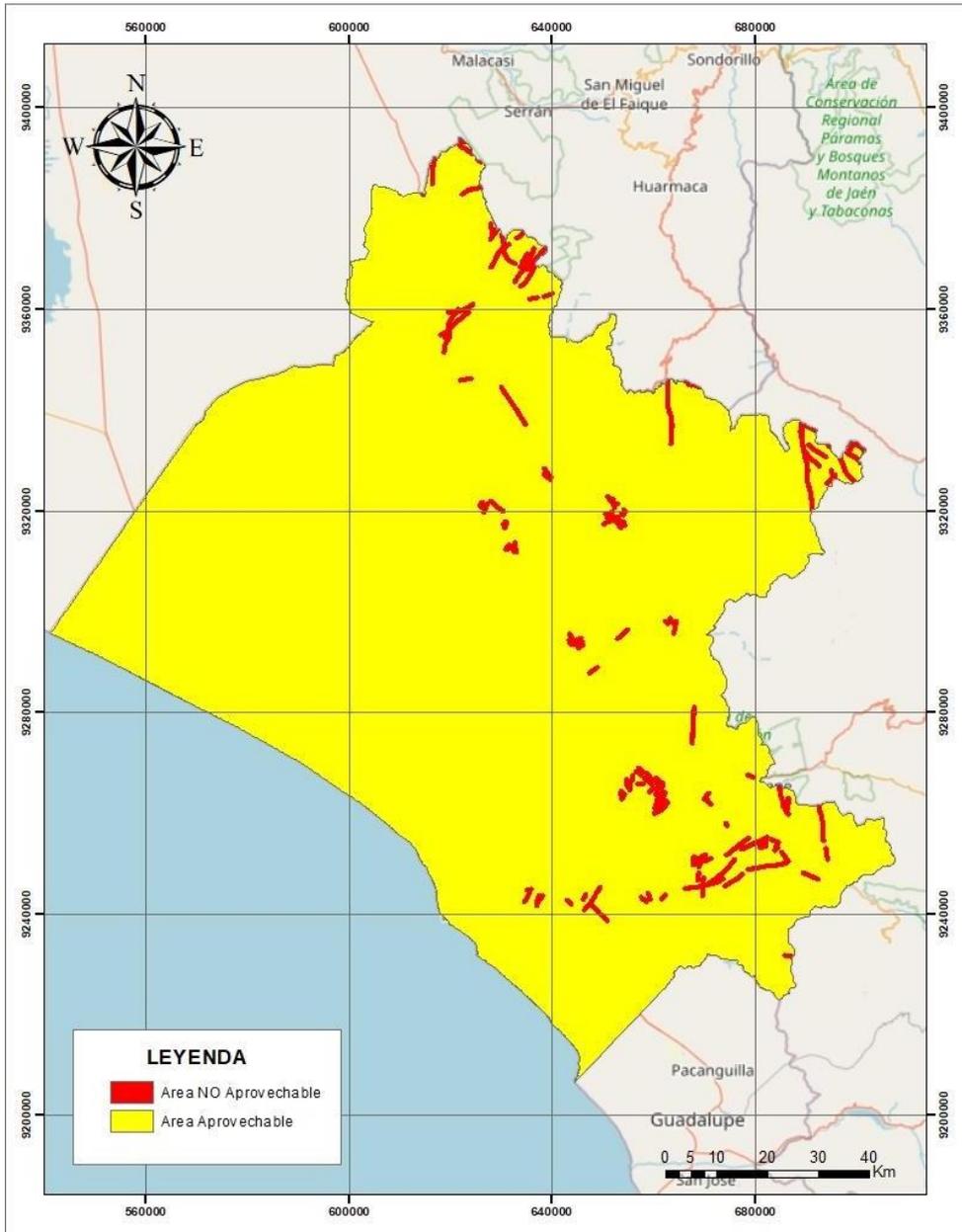


Figura 54. Criterio 4: Mapa de Fallas geológicas ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.

En la figura 54 se realizó un análisis Geoespacial para identificar las fallas geológicas. Las áreas que presenta una coloración roja no son zonas aprovechables puesto que representan a las fallas geológicas, mientras que las áreas de color amarillo son zonas aprovechables ya que se encuentran a distancias mayores o iguales a 500 m de las fallas geológicas.

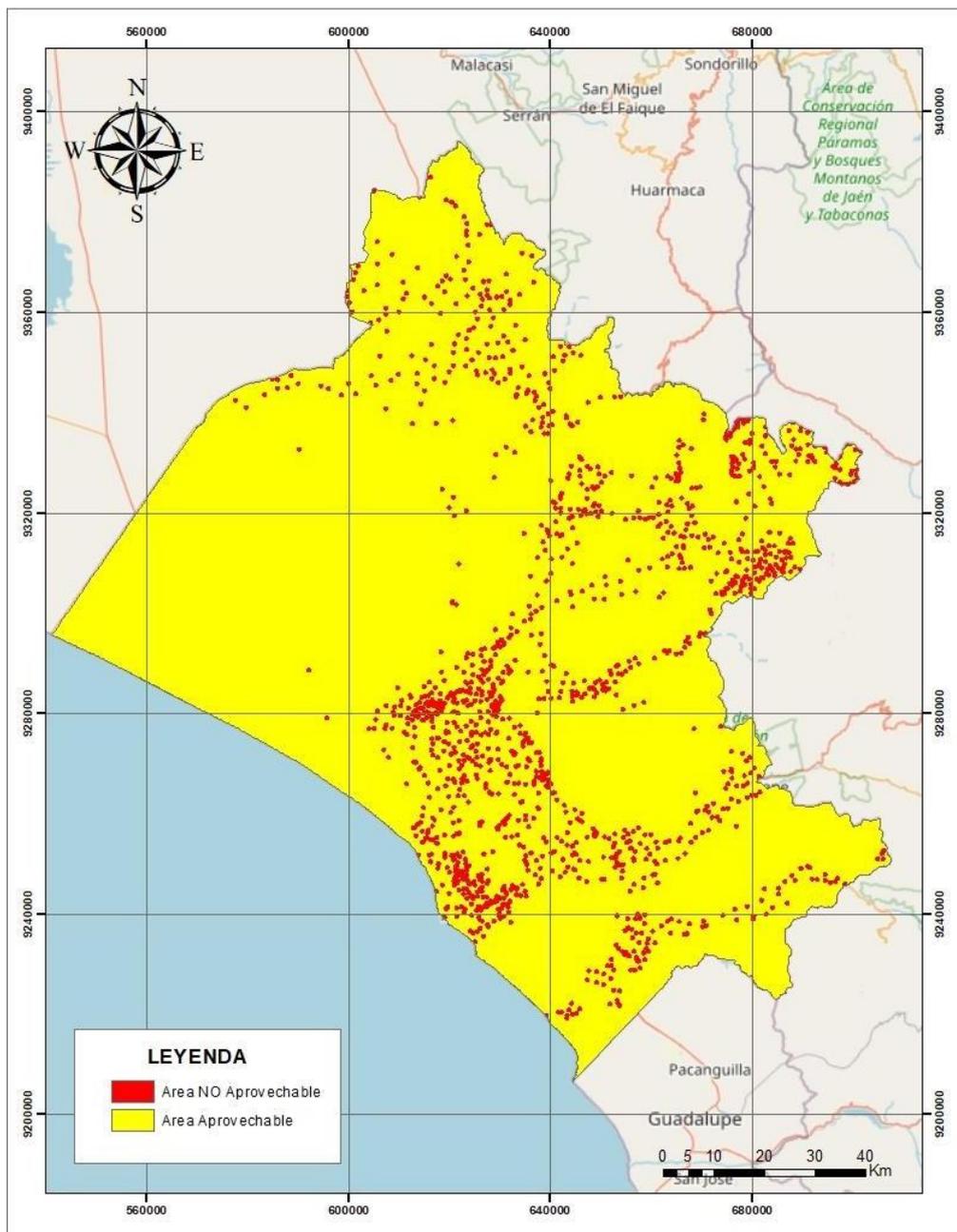


Figura 55. *Criterio 5: Mapa de centros poblados ≥ 500 m para el departamento de Lambayeque.*

En la figura 54 se realizó un análisis Geoespacial para identificar a los centros poblados. Las áreas que presentan una coloración roja no son zonas aprovechables puesto que representan a los centros poblados, mientras que las áreas de color amarillo son zonas aprovechables ya que se encuentran a distancias mayores o iguales a 500 m de los centros poblados.

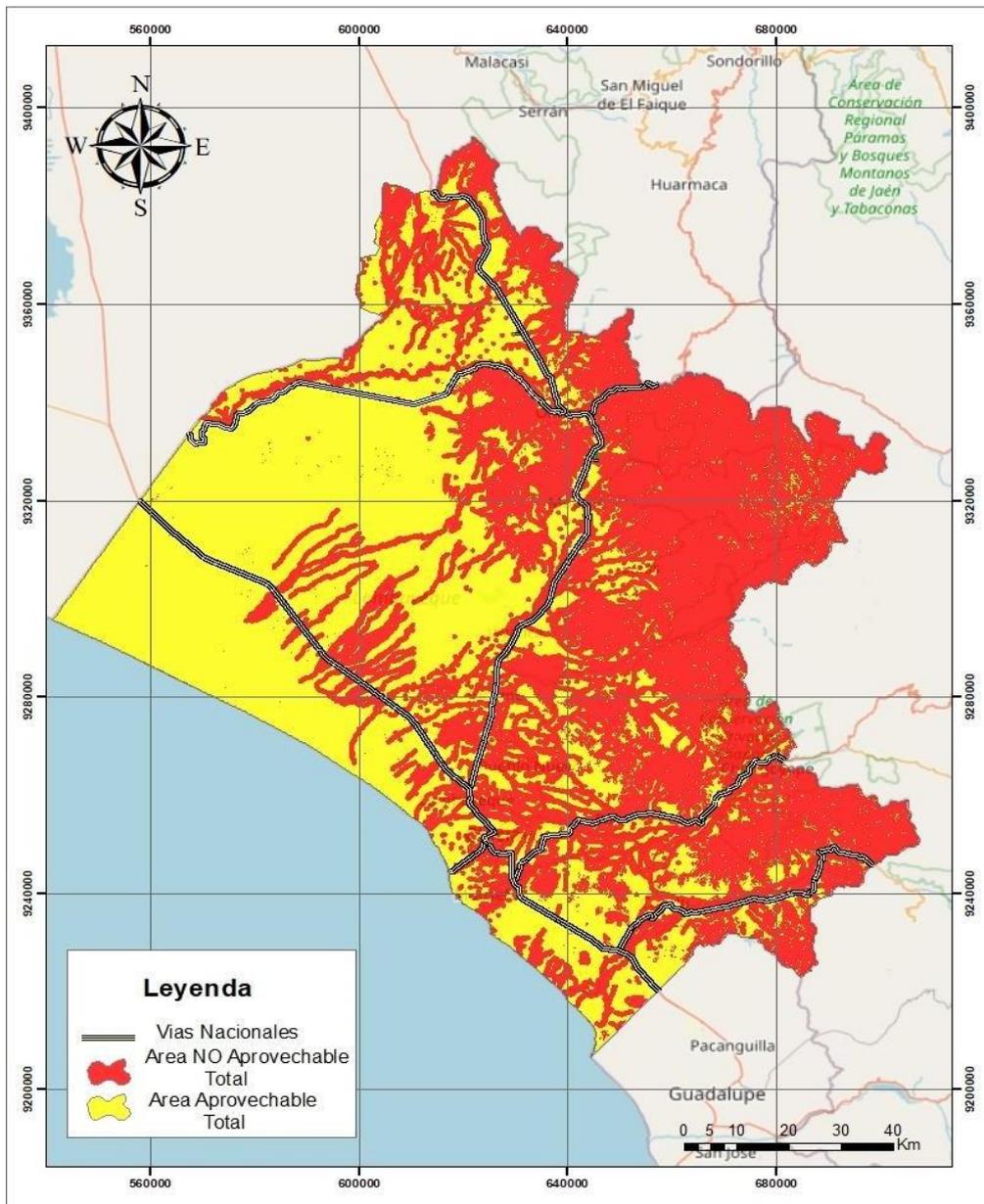


Figura 56. Integración de criterios: Mapa de criterios de exclusión ($C1 * C2 * C3 * C4 * C5$) para el departamento de Lambayeque.

En la figura 56 se realizó una integración de los criterios anteriores ($C1 * C2 * C3 * C4 * C5$) para seccionar la zona de estudio en áreas aprovechables y no aprovechables. Lambayeque cuenta con una superficie de 14490.88 Km². Las zonas de coloración roja tienen una superficie de 7989.11 Km² y representan a las áreas no aprovechables, mientras que las zonas de color amarillo tienen una superficie de 6501.77 Km² y son áreas disponibles en donde el potencial eólico es aprovechable.

4.8. Determinación del potencial eólico total y aprovechable en el departamento de Lambayeque.

Tabla 26

Velocidad promedio del viento y potencial eólico total del departamento de Lambayeque.

ALTURA (m)	VELOCIDAD DEL VIENTO (m/s)	POTENCIAL EOLICO TOTAL (w/ m ²)
10	3.2	40.14
25	3.7	62.05
50	4.1	84.43
75	4.4	104.35
100	4.6	119.24
125	4.8	135.48
150	4.9	144.12

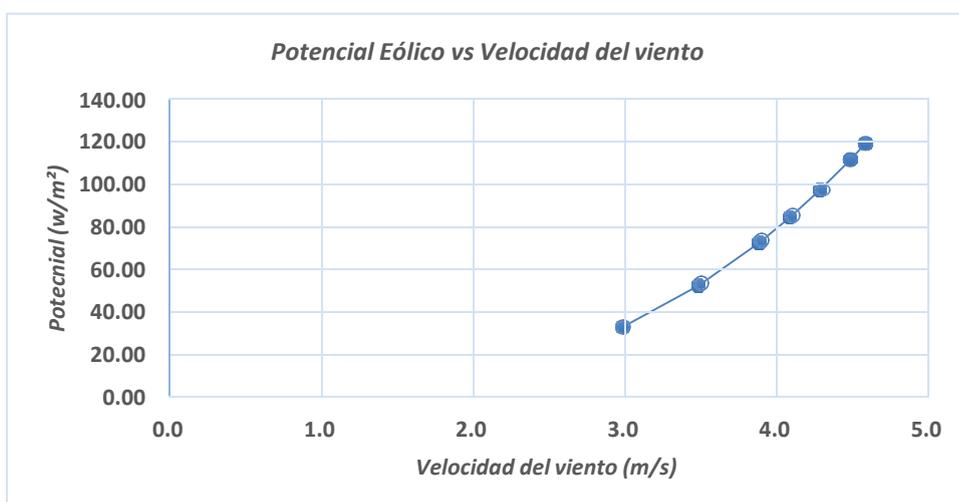


Figura 57. *Variación del potencial eólico Total respecto a la velocidad del viento a diferentes alturas en el departamento de Lambayeque.*

En la figura 57 se observa la variación que presenta el potencial eólico (w/ m²) total con respecto a la variación de la velocidad del viento a diferentes alturas en el departamento de Lambayeque. Asimismo se aprecia que el potencial eólico tiende a incrementarse mientras mayor sea la velocidad del viento.

Tabla 27

Velocidad promedio del viento y potencial eólico aprovechable del departamento de Lambayeque.

ALTURA (m)	VELOCIDAD DEL VIENTO (m/s)	POTENCIAL EOLICO APROVECHABLE (w/ m ²)
10	3.0	33.08
25	3.5	52.52
50	3.9	72.67
75	4.1	84.43
100	4.3	97.40
125	4.5	111.63
150	4.6	119.24

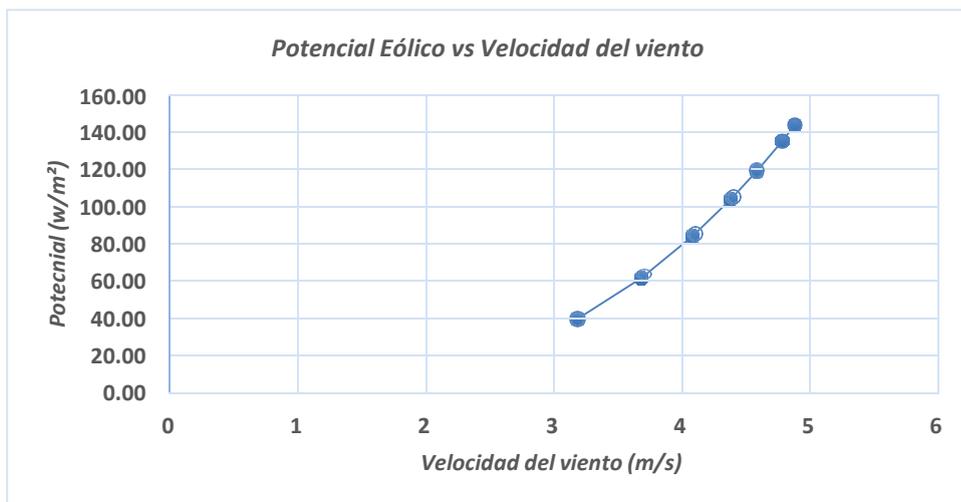


Figura 58. *Variación del potencial eólico aprovechable respecto a la velocidad del viento a diferentes alturas en el departamento de Lambayeque.*

En la figura 57 se observa la variación que presenta el potencial eólico aprovechable (w/m²) con respecto a la variación de la velocidad del viento a diferentes alturas. Asimismo se aprecia que el potencial eólico tiende a incrementarse mientras mayor sea la velocidad del viento.

V. DISCUSIÓN

Peña, Aguilar y Ayala (2015) emplearon el método ANFIS para la estimación de datos meteorológicos como velocidad de viento, temperatura, humedad relativa y radiación solar, donde utilizaron datos de series climáticas en estaciones automáticas, en el cual obtuvieron buenos resultados implementando una red neuro difusa lo que les permitió resolver problemas ligados a la incertidumbre a la falta de datos. Por otro lado, Rodríguez et al. (2017) utilizaron un proceso de reconstrucción en donde se examina una serie de tiempo incompleta en donde utiliza valores de entrada y salida para poder llenar el vacío existente. Sin embargo en el presente trabajo se utilizó el tratamiento Missing para las estaciones automáticas coincidiendo con Aguilar y Ayala (2015) donde este tratamiento nos permitió completar la serie de tiempo con datos existentes, considerando el promedio y la desviación estándar para velocidad de viento.

Para la predicción de la velocidad del viento, Bolaños (2018) implemento una RNA y utilizó el software MATLAB para el procesamiento de datos, su modelo de aprendizaje automático logro alcanzar un 8 % de nivel de aprendizaje durante la etapa de predicción, con un error cuadrático medio de 0.016 en un periodo de predicción de 72 horas. Con una exactitud del 98.4% al comparar los datos de entrenamiento con los datos de testeo, esta característica le permitió hacer la estimación con una gran confiabilidad la energía eólica que se va a entregar. Por otro lado, durante nuestra investigación, el proceso de entrenamiento de la red neuronal fue desarrollado en el software Python en su plataforma Jupiter, nuestro modelo alcanzo valores de error cuadrático medio (RMSE) de 0.52, 0,50 y 0,45 para las estaciones meteorológicas de Olmos, Tongorrape y Tinajones respectivamente, valores que indican el nivel de desempeño del modelo, al igual que a Bolaños (2018) estos valores nos permitieron estimar los valores futuros de la velocidad delviento para cada estación meteorológica.

Para la elaboración de mapas de disipación de vientos, Kilic (2019) recolecto datos de velocidad de viento de 4 estaciones meteorológicas proporcionadas por el

servicio de hidrología y meteorología de Turquía y mediante el método de interpolación de kriging construyo mapas de disipación de vientos en donde identifico que los valores máximos de velocidad del viento se presentaban en las temporadas de primavera mientras que en las temporadas de verano fueron mínimas. Por otro lado, en nuestra investigación se trabajó con datos recolectados por 3 estaciones meteorológicas y para elaborar mapas de velocidad de viento utilizamos la herramienta de interpolación IDW (Distancia inversa ponderada) debido a la densidad de datos con la que se contaban en el estudio y a la cantidad de puntos de recolección de datos. Finalmente se obtuvieron valores de velocidad del viento con valores promedios que oscilan entre 2.3 y 3.6 m/s para el año 2021, siendo la estación Olmos en donde se Registran mayores flujos de viento, mientras que para el año 2022 los valores de velocidad del viento promedios oscilan entre 2.4 y 3.2 m/s, siendo la estación Tinajones en donde se Registran mayores flujos de viento a 10 m de altura.

Para la selección de una zona de emplazamiento de un parque eólico se establecen distintos métodos de análisis de criterios múltiples como el relieve, distancias de zonas urbanas y velocidad promedio de vientos. Todo este análisis se realiza mediante la aplicación de los SIG como lo señalan Villacres, et al. (2017). Por otro lado, Adedeji, Akinlabi, Madushele y Olantuji (2020), mencionan que presentaron problemas al momento de determinar la ubicación de infraestructura para un sitio que contenga recursos eólicos y solares. En la presente investigación se consideraron criterios similares a lo que reportan Villacres, et al. (2017) como el relieve $\geq 15^\circ$, centros poblados mayores a 500 m de distancia, fallas geológicas, distancia a las fuentes hídricas y áreas naturales protegidas. Lambayeque cuenta con una superficie de 14490.88 Km². Los resultados muestran que las zonas no aprovechables suman una superficie de 7989.11 Km² y corresponden a un 55.13% de la superficie total del departamento, mientras que las zonas disponibles suman una superficie de 6501.77 Km² y corresponden a un 44.87% del área total del departamento en donde el potencial eólico es aprovechable.

VI. CONCLUSIONES

1. La aplicación de la ANN fue exitosa para estimar valores de velocidad del viento para el futuro. Durante el entrenamiento el rendimiento del modelo alcanzo valores de RMSE de 0.52, 0,50 y 0,45 para las estaciones de: Olmos, Tongorrape y Tinajones respectivamente, valores que indicaban la eficiencia del modelo en la predicción y que permitió realizar la estimación de la energía eólica que se va a entregar con una gran confiabilidad. Por medio de los mapas de disipación de vientos, se logró determinar que el promedio de velocidad del viento para los primeros 5 años se encuentra en un rango de 2.2 y 3.9 m/s. Mientras que para el segundo quinquenio los valores oscilan entre 2.2 y 2.5 m/s, por lo que se determina que el valor promedio de velocidad de viento disminuye respecto al anterior. Para el tercer y cuarto quinquenio los valores promedios oscilan entre 1.6 y 3.1 m/s; 1.9 y 3.3 m/s respectivamente, por lo que se identifica en el análisis que la intensidad de los flujos del viento tiende a incrementarse en el tercer y cuarto quinquenio. Finalmente el análisis de los mapas de valores futuros del viento muestran que para el año 2021 los valores promedios de velocidad oscilan entre 2.3 y 3.6 m/s, mientras que para el año 2022 los valores de velocidad del viento promedios oscilan entre 2.4 y 3.2 m/s, por lo que se determina que los flujos de viento presentan un ligero incremento en cuanto a su valor mínimo registrado y una ligera reducción en su valor máximo registrado.
2. Para determinar el potencial eólico total con el que cuenta el departamento de Lambayeque se realizó un análisis multicriterio para identificar las áreas aprovechables y las no aprovechables. Los resultados muestran que las zonas no aprovechables suman una superficie de 7989.11 Km² que corresponden a un 55.13% de la superficie total del departamento. Se hicieron proyecciones para calcular la velocidad del viento a diferentes alturas (10m, 25m, 50m, 75m, 100, 125m y 150m) y se determinó que el potencial eólico total es de 119.24 w/m² correspondiendo a una velocidad del viento de 4.6 m/s a 100 m. de altura.

3. Para determinar el potencial eólico aprovechable, se utilizaron aquellas áreas disponibles encontradas mediante el análisis multicriterio. Las zonas disponibles suman una superficie de 6501.77 Km² que corresponden a un 44.87% del área total del departamento en donde el potencial eólico es aprovechable. Finalmente se hicieron proyecciones para calcular la velocidad del viento a diferentes alturas (10m, 25m, 50m, 75m, 100, 125m y 150m) y se determinó que el potencial eólico aprovechable es de 97.40 w/ m² a una altura de 100 m de altura y con una velocidad del viento de 4.3 m/s.

VII. RECOMENDACIONES

Para la predicción utilizando la metodología de la red neuronal (ANN) se recomienda que cuando se tengan datos que dependan del tiempo como velocidad de viento, convertirlo a un tipo de machine learning supervisado utilizando un artefacto donde el algoritmo aprenda de periodos de tiempo de data histórica, y así verificar la eficacia tanto como de entrenamiento, testeo para su posterior fiabilidad de predicción hacia el futuro.

Para examinar cuantos periodos de tiempo de regresión el algoritmo debe usar para que aprenda de una forma adecuada se sugiere examinar el resultado, del valor del error cuadrático medio (RMSE) tanto del entrenamiento como testeo, para diferentes escenarios, y trasladarlo a una hoja Excel donde se apreciara mediante un gráfico el cual reflejara las variaciones en cada periodo y así tomar valores para obtener data confiable.

Al enfrentarse a la ausencia de datos meteorológicos, ordenarlos de una manera que puedan ser tratados de una forma ordenada y así evitar cualquier tipo de error que pueda perjudicar al tratamiento de la base de datos. Para su posterior análisis para escoger que método estadístico es el adecuado para poder hacer la imputación de los mismos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADEDEJI, PA, Akinlabi, SA, Madushele, N. y Olatunji (2020). Pronóstico de recursos neuro-difusos en la evaluación de la idoneidad del sitio para energía eólica y solar: una mini revisión. *Journal of Cleaner Production*, 122104. doi: 10.1016 / j.jclepro.2020.122104.

Disponible

en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095965262032151X>

BOJORQUEZ, Miguel. Planteamiento de un parque eólico marino en la costa peruana: regiones de Ica, Piura y La Libertad. Tesis (Bachiller en Ingeniería Civil). Lima. Universidad Católica del Perú, 2018.

Disponible en:

<http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/20.500.12404/13054/BOJOR>

[Q](#)

[UEZ CHAVEZ MIGUEL PLANEAMIENTO PARQUE E%c3%93LICO.pdf?seque](#)

[n](#)

[ce=1&isAllowed=y](#)

B. Martínez Pérez y A. Roque Rodríguez, “Pronóstico energético a muy corto plazo para el Parque Eólico Gibara I utilizando un modelo autorregresivo”, *Revista Cubana de Meteorología*, vol. 25, n.o 2, feb. 2019.

<http://rcm.insmet.cu/index.php/rcm/article/view/463>

CUI, Y., Huang, C., & Cui, Y. (2020). A novel compound wind speed forecasting model based on the back propagation neural network optimized by bat algorithm. *Environmental science and pollution research international*, 27(7), 7353-7365.

Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s11356-019-07402-1>

CAVAZZI, S. y Dutton, AG (2016). Un sistema de información geográfica de energía eólica marina (OWE-GIS) para evaluar el potencial de energía eólica marina del Reino Unido. *Energía renovable*, 87, 212-228. doi: 10.1016 / j.renene.2015.09.

Disponible

en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148115303001>

CABRERA, Diana (2014) "Diseño de una red neuronal artificial para la predicción de la demanda eléctrica. Ecuador, Loja. Universidad Nacional de Loja

<https://dspace.unl.edu.ec/jspui/bitstream/123456789/11910/1/Cabrera%20Calopi%C3%B1a%2C%20Diana%20Isabel.pdf>

Chai, T. y Draxler, RR: ¿Error cuadrático medio (RMSE) o error absoluto medio (MAE)? - Argumentos en contra de evitar RMSE en la literatura, Geosci. Model Dev., 7, 1247-1250.

Disponibile en: <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>, 2014.

Diez, Raúl, Parreño, José, Priore, Paolo y Gomez, Alberto. (2004). Pronóstico de la Velocidad y Dirección del Viento mediante Redes Neuronales Artificiales..

https://www.researchgate.net/publication/228859782_Pronostico_de_la_Velocidad_y_Direccion_del_Viento_mediante_Red_Neuronales_Artificiales

De Almeida, Everton, Gutiérrez, Alejandro, Camargo, Sandro.(2020). "**Pronóstico de energía eólica en Uruguay para horizontes temporales de corto plazo en base a modelo numérico de mesoescala y redes neuronales artificiales**". Uruguay. Magíster en Ingeniería de la Energía por la Universidad de la República (UdelaR)

<http://enerlac.olade.org/index.php/ENERLAC/article/view/117/135>

DÍAZ, H. y Guedes Soares, C. (2020). Un enfoque GIS integrado para la selección del sitio de parques eólicos marinos flotantes en la costa atlántica de Europa continental. Revisiones de energías renovables y sostenibles, 134, 110328. doi: 10.1016 / j.rser.2020.110328.

Disponibile

en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S136403212030616X>

FAMOSO, F., Brusca, S., D'Urso, D., Galvagno, A. y Chiacchio, F. (2020). Un

modelo híbrido novedoso para la estimación de la conversión de energía en un parque eólico que combina efectos de estela y confiabilidad estocástica. *Energía aplicada*, 280, 115967. doi: 10.1016 / j.apenergy.2020.115967.

Disponible en <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261920314197>

FENG, F., Feng, L. , Wang J y Carey, W. (2020) Evaluación del potencial de energía eólica terrestre en China continental: basado en modelos GIS y análisis EROI. *Recursos, Conservación y Reciclaje*.

Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104484>

GlobalWind Energy Council. GlobalWind Report 2019

Disponible en: <https://gwec.net/wp-content/uploads/2020/08/Annual-Wind-Report-2019-digital-final-2r.pdf>

GALARZA, Javier. Reducción de dimensionalidad en Machine Learning. Diagnóstico de cáncer de mama basado en datos genómicos y de imagen. España, Valencia. Universidad Politécnica de Valencia. 2017

Disponible en: <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/92565/GALARZA%20-%20Reducci%3%b3n%20de%20dimensionalidad%20en%20Machine%20Learnig.%20Diagn%3%b3stico%20de%20c%3%a1ncer%20de%20mama%20bsado%20e...pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Guerrero Hoyos, B. G., Vélez Macías, F. de J., & Morales Quintero, D. E. (2020). Energía eólica y territorio: sistemas de información geográfica y métodos de decisión multicriterio en La Guajira (Colombia). *Ambiente Y Desarrollo*, 23(44). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.ayd23-44.eets>

IBARGUENGOYTIA-GONZALEZ, Pablo Héctor; REYES-BALLESTEROS, Alberto; BORUNDA-PACHECO, Mónica y GARCIA-LOPEZ, Uriel Alejandro. Predicción de potencia eólica utilizando técnicas modernas de Inteligencia Artificial. *Ing. invest. y tecnol.* [online]. 2018, vol.19, n.4 [citado 2021-07-11], e033. Disponible en:

http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432018000400003&lng=es&nrm=iso

JAYDEN, Vicente (2020), MODELO MATEMÁTICO PARA PREDECIR LA PRODUCCIÓN DE ENERGÍA EÓLICA A CORTO PLAZO, UTILIZANDO REDES NEURONALES. Ecuador, Loja. Universidad Nacional de Loja

<https://dspace.unl.edu.ec/jspui/handle/123456789/23545>

KILIÇ. (2019). Determinación de mapas de disipación del viento y potencial de energía eólica en la provincia de Burdur de Turquía utilizando un sistema de información geográfica (GIS). Tecnologías y evaluaciones de energía sostenible, 36, 100555.

Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.seta.2019.100555>

KIRN, Indra, Logesh, Viajayakumar y Subramaniaswamy. (2020). Mejora de la seguridad de los sistemas de energía eólica en aplicaciones de redes inteligentes mediante la técnica de protección digital. Ciudades y sociedad sostenibles, 102265. doi:10.1016/j.scs.2020.102265.

Disponible

en:

www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2210670720304868

MANYANK, Tripathi (2020). Adaptación insuficiente y excesiva en el aprendizaje automático. [en línea]. [fecha de Consulta: 7 de junio de 2021]

Disponible en: <https://datascience.foundation/sciencewhitepaper/underfitting-and-overfitting-in-machine-learning>

Matich, Damián. Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones. Universidad Tecnológica Nacional - Facultad Regional Rosario. Argentina, 2001

Disponible

en:

https://www.fro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/monografias/matich-redesneuronales.pdf

M. Ouanani Allachi, "Predicción de energía eólica utilizando técnicas de aprendizaje automático", may 2016.

https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/22987/TFG_Malika_Ouanani_Allachi.pdf

M. (2015). Evaluación de la energía eólica considerando las restricciones geográficas y ambientales en Suecia: un enfoque basado en GIS. *Energy*, 83, 447-461. doi: 10.1016/j.energy.2015.02.044.

Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544215001991>

MENTIS, D., Hermann, S., Howells, M., Welsch, M. y Siyal, SH (2015). Evaluación del potencial técnico de la energía eólica en África mediante un enfoque basado en SIG. *Energía renovable*, 83, 110-125. doi: 10.1016 / j.renene.2015.03.072.

Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148115002633>

Ministerio de Energía y Minas (2018). Atlas Eólico Del Peru. [en línea]. [fecha de Consulta: 20 de octubre de 2020]

Disponible en: http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/file/Electricidad/publicaciones/Atlas_Eolico_Final.pdf

Serna M., Edgar. (2017). Desarrollo e innovación en ingeniería (ed. 2). Medellín - Antioquía.

ISBN: 978-958-59127-5-5

Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Jhon-Fredy-Narvaez/publication/320170890_Desarrollos_de_la_Ingenieria_ambiental_en_la_evaluacion_de_la_calidad_de_los_recursos_naturales_y_la_salud_ambiental/links/59d26bfca6fdcc181ad611ce/Desarrollos-de-la-Ingenieria-ambiental-en-la-evaluacion-de-la-calidad-de-los-recursos-naturales-y-la-salud-ambiental.pdf#page=174

SIYAL, SH, Mörtberg, U., Mentis, D., Welsch, M., Babelon, I. y Howells, M. (2015). Evaluación de la energía eólica considerando las restricciones geográficas y ambientales en Suecia: un enfoque basado en GIS. *Energy*, 83, 447-461. doi: 10.1016/j.energy.2015.02.044.

Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544215001991>

OSINERGMIN (2020). División de Supervisión de Electricidad. Supervisión de contratos de proyectos de generación y transmisión de energía eléctrica. [en línea]. [fecha de Consulta: 19 de octubre de 2020]

Disponible en: [https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/electricidad/Documentos](https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/electricidad/Documentos/Publicaciones/Compendio-Proyectos-GTE-Construccion-agosto-2020.pdf)
[/Publicaciones/Compendio-Proyectos-GTE-Construccion-agosto-2020.pdf](https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/electricidad/Documentos/Publicaciones/Compendio-Proyectos-GTE-Construccion-agosto-2020.pdf)

OBANE, H., Nagai, Y. y Asano, K. (2020). Evaluación del uso de la tierra y los posibles conflictos en la energía solar y eólica terrestre en Japón. *Energía renovable*. doi: 10.1016/j.renene.2020.06.018

Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148120309125>.

PÉREZ, Daniel. Predicción de la Velocidad del Viento para la Generación Eólica mediante Redes Neuronales Artificiales. Cuba, Santa Clara. Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas. 2019

Disponible en: [https://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/11402/Daniel%20P%
a9rez%20Rodr%
c3%adguez.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/11402/Daniel%20P%c3%a9rez%20Rodr%c3%adguez.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

PONCE, Pedro. Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería. México. 2010

Disponible en: [https://lelinopontes.files.wordpress.com/2014/09/inteligencia-
artificial-con-aplicaciones-a-la-ingenierc3ada.pdf](https://lelinopontes.files.wordpress.com/2014/09/inteligencia-artificial-con-aplicaciones-a-la-ingenierc3ada.pdf)

ISBN: 978-607-7854-83-8

P. F. Bolaños Logroño, "Predicción de la velocidad del viento mediante redes neuronales, para la Estación Meteorológica Chimborazo.", Escuela Politécnica Superior de Chimborazo, mar. 2018.

<http://dspace.espoch.edu.ec/bitstream/123456789/8308/1/20T00993.pdf>

RANGANAYAKI, V., & Deepa, S. N. (2016). An Intelligent Ensemble Neural Network Model for Wind Speed Prediction in Renewable Energy Systems. *TheScientificWorldJournal*, 2016, 9293529.

Recuperado en: <https://doi.org/10.1155/2016/9293529>

Rodriguez Rangel, Hector & Carrillo, Noel & Flores, Juan & Morales Rosales, Luis & Montelongo, Giovanni. (2017). Pronóstico a corto plazo de velocidad del viento a partir de datos incompletos Wind Speed Short-term Forecasting from Incomplete Data. *Research in Computing Science*. 139. 10.13053/rcs-139-1-7.

disponible

en:

https://www.rcs.cic.ipn.mx/2017_139/Pronostico%20a%20corto%20plazo%20de%20velocidad%20del%20viento%20a%20partir%20de%20datos%20incompletos.pdf

LOVRAK, A., Pukšec, T. y Duić, N. (2020). Un enfoque basado en un Sistema de Información Geográfica (SIG) para evaluar la distribución espacial y la variación estacional del potencial de producción de biogás a partir de residuos agrícolas y desechos biológicos municipales. *Energía aplicada*, 267, 115010. doi: 10.1016 / j.apenergy.2020.115010.

Recuperado

de:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261920305225>

V. Kumar, V. K. Singhal, A. Kushwaha, M. Agarwal, y A. Gupta, "Wind Speed & Power Forecasting using Artificial Neural Network (NARX) for new York Wind Energy Farm", *Journal for Research| Volume*, vol. 3, n.o 09, 2017.

https://www.researchgate.net/publication/331438864_Wind_Speed_Power_Forecasting_using_Artificial_Neural_Network_NARX_for_new_York_Wind_Energy_Farm

VASILEIOU, Loukogeorgaki y Vagiona (2017). Análisis de decisiones multicriterio basado en GIS para la selección del sitio de sistemas híbridos de energía eólica y undimotriz marina en Grecia. *Revisiones de energías renovables y sostenibles*, 73, 745-757. doi: 10.1016 / j.rser.2017.01.161

Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.01.161>

VILLACRESES, G., Gaona, G., Martínez-Gómez, J. y Jijón, DJ (2017). Ubicación de idoneidad de parques eólicos mediante sistema de información geográfica (SIG), basado en métodos de toma de decisiones multicriterio (MCDM): El caso del Ecuador continental. *Energía renovable*, 109, 275-286. doi: 10.1016 / j.renene.2017.03.041_

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148117302331>

YAN, J., Liu, Y., Han, S., Wang, Y. y Feng, S. (2015). Reseñas sobre análisis de incertidumbre de la previsión de energía eólica. *Revisiones de energías renovables y sostenibles*, 52, 1322-1330. doi: 10.1016 / j.rser.2015.07.197.

Disponible

en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032115008552>

ZUCATELLI, P. J., Nascimento, E., Aylas, G., Souza, N., Kitagawa, Y., Santos, A., Arce, A., & Moreira, D. M. (2019). Short-term wind speed forecasting in Uruguay using computational intelligence. *Heliyon*, 5(5), e01664.

Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e01664>

ANEXOS

MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLE

Variables	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala o unidad de medición
INDEPENDIENTE: Modelamiento ambiental utilizando SIG y Redes neuronales	Las ANN son el software lógico desarrollado para realizar las funciones básicas del cerebro humano, imitando el mecanismo de trabajo del cerebro, obteniendo nueva información mediante la generalización de la memoria. Por otro lado, un SIG está compuesto por hardware de computadora, software, datos geográficos y personas utilizadas para capturar, administrar, analizar, y mostrar datos y resultados (Kilic, 2029, p.3).	La variable modelamiento ambiental utilizando SIG y Redes neuronales será medida por el análisis de predicción (ANN), Análisis de criterios múltiples (AMC) y la interpolación de Kriging.	Análisis de predicción (ANN)	Velocidad del viento Real (m/s)	m/s
			Análisis de criterios múltiples (AMC)	Ubicación (cercanía a centros poblados, red vial, etc.)	Intervalo
				Parámetros ambientales (cobertura vegetal)	Ha
				Relieve (Pendiente <20 %)	%
			Interpolación de Kriging	Velocidad de viento (Pronostico futuro) Mapas de predicción de la velocidad del viento	m/s
DEPENDIENTE: Potencial de Energía Eólica	La energía eólica es la energía cinética generada por efecto de las corrientes de aire, convertida en otras formas útiles de energía para las actividades humanas (Vásquez, Tamayo, Salvador, 2017, p. 37).	La variable Potencial de Energía Eólica será medida el Desplazamiento de masas de aire.	Potencial eólico Disponible (total)	Densidad de potencial del viento	W/m ²
			Potencial eólico aprovechable		W/m ²

SOLICITUD: Validación de instrumento de recojo de información.

Sr: Dr. Juan Julio Ordoñez Gálvez

Nosotros Benhur Irving Flores Gómez, Yersi Yonivel Espíritu Casas identificado con DNI N° 76453363; 47941315 alumnos de la EAP de Ingeniería Ambiental, a usted con el debido respeto nos presentamos y le manifestamos:

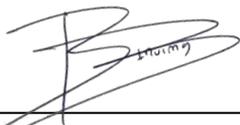
Que siendo requisito indispensable el recojo de datos necesarios para la tesis que venimos elaborando titulada: "Modelamiento Ambiental utilizando redes neuronales y sistemas de información geográfica para determinar el potencial de energía eólica en Lambayeque - 2020", Solicito a Ud. Se sirva validar el instrumento que le adjunto bajo los criterios académicos correspondientes. Para este efecto adjunto los siguientes documentos:

- Instrumento
- Ficha de evaluación
- Matriz de operacionalización de variables

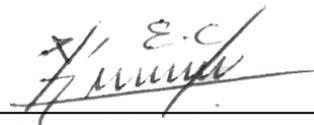
Por tanto:

A usted, ruego acceder mi petición.

Lima, 11 de Noviembre del 2020



Benhur Irving Flores Gómez



Yersi Yonivel Espiritu Casas

Instrumento de recolección de datos

DATOS DEL SOLICITANTE

NOMBRE O RAZÓN SOCIAL:	Flores Gómez Benhur Irving		
Dirección:	Jr miguel Anco Mz B lote 20		
RUC (*):	Teléfono:	960 375 587	
E-mail :	irvingfloresgomez@gmail.com		
Sector o Rubro (*):			
Representante (*):		DNI:	76453363

(*) Solo completar en caso de ser una persona jurídica.

INFORMACIÓN REFERENCIAL

Descripción del estudio:

El potencial de energía eólica será estimado empleando la metodología de la ANN y el ArcGIS. El método ANN se aplicará a los datos compilados de velocidad y dirección del viento para pronosticar valores futuros de velocidad y dirección del viento.

Alcance:

SERVICIO 1: Expedición de información procesada de variables hidrometeorológicas

Estación / Área de Interés	Variable Hidrometeorológica	Escala (diaria / mensual)	Período
Estación A. OLMOS	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TONGORRAPE	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TINAJONES	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020

Información Adicional / Observaciones

Fecha: 11/11/2020

Atentamente,

Juan Julio Ordoñez Galvez

DNI: 08447308



Firma de/la Solicitante

3. VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombres: Ordoñez Calvez Juan Julio
- 1.2. Cargo e institución donde labora: Docente ucv
- 1.3. Especialidad o línea de investigación: Hidrólogo Ambiental
- 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: Pronóstico de velocidad y dirección de viento
- 1.5. Autor(A) de Instrumento: Flores Gómez Benhur Irving

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

CRITERIOS	INDICADORES	INACEPTABLE					MINIMAMENTE ACEPTABLE			ACEPTABLE				
		40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje comprensible.											X		
2. OBJETIVIDAD	Esta adecuado a las leyes y principios científicos.											X		
3. ACTUALIDAD	Esta adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación.											X		
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.											X		
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales											X		
6. INTENCIONALIDAD	Esta adecuado para valorar las variables de la Hipótesis.											X		
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos.											X		
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas objetivos, hipótesis, variables e indicadores.											X		
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis.											X		
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico.											X		

III. OPINIÓN DE APLICABILIDAD

- El Instrumento cumple con los Requisitos para su aplicación
- El Instrumento no cumple con Los requisitos para su aplicación

SI

IV. PROMEDIO DE VALORACIÓN :

90 %

Atentamente, Lima 11 de Noviembre del 2020

FIRMA DEL EXPERTO INFORMANTE

Juan Julio Ordoñez Calvez

DNI N°..... Telf:.....

DNI: 08447308

SOLICITUD: Validación de instrumento de recojo de información.

Sr: Mg. Freddy Pillpa Aliaga

Nosotros Benhur Irving Flores Gómez, Yersi Yonivel Espíritu Casas identificado con DNI N° 76453363; 47941315 alumnos de la EAP de Ingeniería Ambiental, a usted con el debido respeto nos presentamos y le manifestamos:

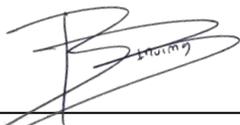
Que siendo requisito indispensable el recojo de datos necesarios para la tesis que venimos elaborando titulada: "Modelamiento Ambiental utilizando redes neuronales y sistemas de información geográfica para determinar el potencial de energía eólica en Lambayeque - 2020", Solicito a Ud. Se sirva validar el instrumento que le adjunto bajo los criterios académicos correspondientes. Para este efecto adjunto los siguientes documentos:

- Instrumento
- Ficha de evaluación
- Matriz de operacionalización de variables

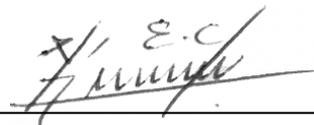
Por tanto:

A usted, ruego acceder mi petición.

Lima, 11 de Noviembre de 2020



Benhur Irving Flores Gómez



Yersi Yonivel Espiritu Casas

Instrumento de recolección de datos

DATOS DEL SOLICITANTE

NOMBRE O RAZÓN SOCIAL:	Flores Gómez Benhur Irving		
Dirección:	Jr miguel Anco Mz B lote 20		
RUC (*):	Teléfono:	960 375 587	
E-mail :	irvingfloresgomez@gmail.com		
Sector o Rubro (*):			
Representante (*):	DNI:	76453363	

(*) Solo completar en caso de ser una persona jurídica.

INFORMACIÓN REFERENCIAL

Descripción del estudio:

El potencial de energía eólica será estimado empleando la metodología de la ANN y el ArcGIS. El método ANN se aplicará a los datos compilados de velocidad y dirección del viento para pronosticar valores futuros de velocidad y dirección del viento.

Alcance:

SERVICIO 1: Expedición de información procesada de variables hidrometeorológicas

Estación / Área de Interés	Variable Hidrometeorológica	Escala (diaria / mensual)	Período
Estación A. OLMOS	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TONGORRAPE	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TINAJONES	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020

Información Adicional / Observaciones

Fecha:	11/11/2020
---------------	------------

 Firma de/la Solicitante



Firmado digitalmente por
 Freddy Pillpa Aliaga
 Nombre de reconocimiento
 (DN): cn=Freddy Pillpa
 Aliaga, o=Colegio de
 Ingenieros del Perú, ou=CIP
 196897,
 email=fpillpaa@gmail.com,
 c=PE
 Fecha: 2020.11.24 11:40:36
 -05'00'

3. VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombres: **Freddy Pillpa Aliaga**
- 1.2. Cargo e institución donde labora: Docente ucv
- 1.3. Especialidad o línea de investigación: **Geólogo Ambiental**
- 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: Pronóstico de velocidad y dirección de viento
- 1.5. Autor(A) de Instrumento: Flores, Gómez, Benhur, Irving

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

CRITERIOS	INDICADORES	INACEPTABLE					MINIMAMENTE ACEPTABLE			ACEPTABLE				
		40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje comprensible.										X			
2. OBJETIVIDAD	Esta adecuado a las leyes y principios científicos.										X			
3. ACTUALIDAD	Esta adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación.										X			
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.										X			
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales										X			
6. INTENCIONALIDAD	Esta adecuado para valorar las variables de la Hipótesis.										X			
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos.										X			
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas objetivos, hipótesis, variables e indicadores.										X			
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis.										X			
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico.										X			

III. OPINIÓN DE APLICABILIDAD

- El Instrumento cumple con los Requisitos para su aplicación
- El Instrumento no cumple con Los requisitos para su aplicación

85
85

IV. PROMEDIO DE VALORACIÓN :

85 %



Firmado digitalmente por Lima, 11 de Noviembre del 2020
 Freddy Pillpa Aliaga
 Nombre de reconocimiento
 (DN): cn=Freddy Pillpa Aliaga,
 o=Colegio de Ingenieros del
 Perú, ou=CIP 19607
 email=fpillpaa@gmail.com
 c=PE DNI N° Telf.:
 Fecha: 2020.11.24 11:41:59
 -05'00'

SOLICITUD: Validación de instrumento de recojo de información.

Sr: Dr. Euterio Horacio Acosta Suasnabar

Nosotros Benhur Irving Flores Gómez, Yersi Yonivel Espíritu Casas identificado con DNI N° 76453363; 47941315 alumnos de la EAP de Ingeniería Ambiental, a usted con el debido respeto nos presentamos y le manifestamos:

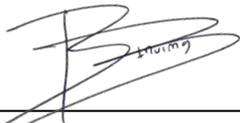
Que siendo requisito indispensable el recojo de datos necesarios para la tesis que venimos elaborando titulada: "Modelamiento Ambiental utilizando redes neuronales y sistemas de información geográfica para determinar el potencial de energía eólica en Lambayeque - 2020", Solicito a Ud. Se sirva validar el instrumento que le adjunto bajo los criterios académicos correspondientes. Para este efecto adjunto los siguientes documentos:

- Instrumento
- Ficha de evaluación
- Matriz de operacionalización de variables

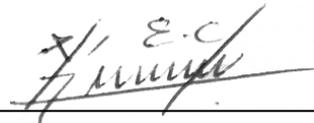
Por tanto:

A usted, ruego acceder mi petición.

Lima, 11 de Noviembre del 2020



Benhur Irving Flores Gómez



Yersi Yonivel Espíritu Casas

Instrumento de recolección de datos
DATOS DEL SOLICITANTE

NOMBRE O RAZÓN SOCIAL:	Flores Gómez Benhur Irving		
Dirección:	Jr miquel Anco Mz B lote 20		
RUC (*):	Teléfono:	960 375 587	
E-mail :	irvingfloresgomez@gmail.com		
Sector o Rubro (*):			
Representante (*):		DNI:	76453363

(*) Solo completar en caso de ser una persona jurídica.

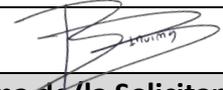
INFORMACIÓN REFERENCIAL
Descripción del estudio:

El potencial de energía eólica será estimado empleando la metodología de la ANN y el ArcGIS. El método ANN se aplicará a los datos compilados de velocidad y dirección del viento para pronosticar valores futuros de velocidad y dirección del viento.

Alcance:
SERVICIO 1: Expedición de información procesada de variables hidrometeorológicas

Estación / Área de Interés	Variable Hidrometeorológica	Escala (diaria / mensual)	Período
Estación A. OLMOS	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TONGORRAPE	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020
Estación A. TINAJONES	Velocidad y dirección	Diario	2000 - 2020

Información Adicional / Observaciones**Fecha:** 11/11/2020


Firma de/la Solicitante

3. VALIDACIÓN DE INSTRUMENTO

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombres: **Horacio Acosta Suasnabar**
- 1.2. Cargo e institución donde labora: **Docente ucv**
- 1.3. Especialidad o línea de investigación: **Maestro en Ingeniería química ambiental**
- 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: **Pronóstico de velocidad y dirección de viento**
- 1.5. Autor(A) de Instrumento: **Flores Gómez Benhur Irving**

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

CRITERIOS	INDICADORES	INACEPTABLE					MINIMAMENTE ACEPTABLE			ACEPTABLE				
		40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje comprensible.												X	
2. OBJETIVIDAD	Esta adecuado a las leyes y principios científicos.												X	
3. ACTUALIDAD	Esta adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación.												X	
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.												X	
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales												X	
6. INTENCIONALIDAD	Esta adecuado para valorar las variables de la Hipótesis.												X	
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos.												X	
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas objetivos, hipótesis, variables e indicadores.												X	
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis.												X	
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico.												X	

III. OPINIÓN DE APLICABILIDAD

- El Instrumento cumple con los Requisitos para su aplicación
- El Instrumento no cumple con Los requisitos para su aplicación

SI

IV. PROMEDIO DE VALORACIÓN :

95 %

Lima, 11 de Noviembre del 2020


 FIRMA DEL EXPERTO INFORMANTE
Dr. HORACIO ACOSTA SUASNABAR
 CIP... 25.459.....
 DNI N° 08306575. Telf.:.....