



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA,
ELECTRÓNICA Y SISTEMAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA



REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA
PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS
FOTOVOLTAICOS CON DIFERENTES GRADOS DE
INCLINACIÓN

TESIS

PRESENTADA POR:

WILDER REYNALDO MAMANI JULI

LUIS ALBERTO GOMEZ QUISPE

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO ELECTRÓNICO

PUNO - PERÚ

2024



WILDER R. MAMANI JULI, LUIS A. GOMEZ QUISPE

REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS F...

Universidad Nacional del Altiplano

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid::8254:416887990

130 Páginas

Fecha de entrega
17 dic 2024, 7:52 a.m. GMT-5

25,451 Palabras

Fecha de descarga
17 dic 2024, 7:57 a.m. GMT-5

137,640 Caracteres

Nombre de archivo
REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE ENERGIA ELECTRICA EN DOS SISTEMAS FO....pdf

Tamaño de archivo
4.7 MB





13% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Coincidencias menores (menos de 10 palabras)

Fuentes principales

- 10% Fuentes de Internet
- 2% Publicaciones
- 9% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.



RAÚL OVIDIO CASTILLO PINTO
INGENIERO ELECTRÓNICO
CIP. N° 163785

Miguel E. Valencia Vilca
INGENIERO ELECTRÓNICO
CIP. 64614

SUB DIRECTOR DE INVESTIGACION
EPIC





DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres, quienes con su amor, sacrificio y confianza inquebrantable han sido mi mayor inspiración en cada paso de mi camino. A ellos, que siempre me alentaron a dar lo mejor de mí y me enseñaron el valor del esfuerzo y la perseverancia. También dedico este esfuerzo a quienes me guiaron con su conocimiento y paciencia, aportando claridad en los momentos de duda, y a todas aquellas personas que creyeron en mí, brindándome su apoyo y confianza. Este logro es reflejo del cariño, las enseñanzas y el aliento que he recibido, y a cada uno de ellos les estaré siempre profundamente agradecido.

Wilder Reynaldo Mamani Juli



DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis padres, por su incansable apoyo y confianza, amor y sacrificio a lo largo de mi educación, asimismo a mis hermanos y hermanas, por su compañerismo y por ser una fuente constante de inspiración y fortaleza. A mis amigos, por sus palabras de aliento y por creer en mí incluso en los momentos más difíciles. Y a todas las personas que depositaron su confianza y apoyo en mi persona.

Luis Alberto Gomez Quispe



AGRADECIMIENTOS

Queremos expresar nuestro profundo agradecimiento a todos los que han hecho posible este logro. A nuestras familias, por su apoyo incondicional, especialmente a todas esas personas que estuvieron a nuestros lados en todo este proceso de aprendizaje. Además, extendemos nuestro agradecimiento a la comunidad científica parcial e imparcial, a cada libro que ha sido nuestra fuente de conocimiento. Cada página leída ha sido un pilar en la construcción de esta tesis, ampliando nuestra comprensión y perspectiva sobre el tema.

Wilder Reynaldo Mamani Juli

Luis Alberto Gomez Quispe



ÍNDICE DE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTOS	
ÍNDICE DE GENERAL	
ÍNDICE DE TABLAS	
ÍNDICE DE FIGURAS	
ÍNDICE DE ANEXOS	
ACRÓNIMOS	
RESUMEN	19
ABSTRACT	20
CAPÍTULO I	
INTRODUCCIÓN	
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	22
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	23
1.3. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN	23
1.3.1. Hipótesis general	23
1.3.2. Hipótesis específicas.....	24
1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	24
1.4.1. Objetivo general.....	24
1.4.2. Objetivos específicos	24
CAPÍTULO II	
REVISIÓN DE LITERATURA	
2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN.....	25
2.1.1. Antecedentes locales.....	25



2.1.2. Antecedentes Nacionales	29
2.1.3. Antecedentes internacionales.....	31
2.2. MARCO TEORICO	35
2.2.1. Sistemas fotovoltaicos	37
2.2.2. Panel solar.....	38
2.2.2.1. Panel policristalino.....	38
2.2.2.2. Panel monocristalino.....	39
2.2.3. Factores que afectan la eficiencia de los paneles solares	40
2.2.3.1. Orientación de los paneles solares	41
2.2.3.2. Angulo de inclinación	41
2.2.3.3. Importancia de la inclinación en paneles solares	42
2.2.3.4. Condiciones climatológicas	43
2.2.4. Tecnologías y herramientas de adquisición de datos.....	44
2.2.4.1. Sistema de adquisición de datos	44
2.2.4.2. Instrumentación para recolección de datos	46
2.2.4.3. Sensores	47
2.2.4.3.1. Sensor de corriente	49
2.2.4.3.2. Sensor de voltaje.....	50
2.2.5. Microcontrolador	51
2.2.6. Almacenamiento de datos.....	51
2.2.7. Modelos y métodos de predicción de producción energética.....	51
2.2.7.1. Inteligencia artificial	52
2.2.7.2. Machine learning	55
2.2.7.3. Tipos de Machine Learning	55
2.2.7.3.1. Aprendizaje supervisado	55



2.2.7.3.2. Aprendizaje no supervisado	56
2.2.8. Lenguajes de programación	56
2.2.8.1. Python en inteligencia Artificial	57

CAPITULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. UBICACIÓN	58
3.2. MATERIALES.....	59
3.2.1. Paneles solares	59
3.2.2. Escuadra con ángulo de precisión.....	60
3.2.3. Laptop	61
3.2.4. Sensor de corriente ACS712 30A.....	61
3.2.5. Sensor de voltaje DC FZ0430.....	62
3.2.6. Módulo micro SD card	63
3.2.7. Memorias microSD Kingston	64
3.2.8. Arduino nano	64
3.2.8.1. Software Arduino IDE	65
3.2.9. Google Colab	65
3.3. ENFOQUE METODOLÓGICO	65
3.3.1. Comprensión del contexto y preparación de los datos	66
3.3.2. Modelo para la predicción	66
3.3.3. Evaluación del Modelo	66
3.4. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN.....	67
3.4.1. Variables	67
3.5. POBLACIÓN Y MUESTRA	68
3.5.1. Población	68



3.5.2. Muestra	68
3.6. TÉCNICA DE INVESTIGACIÓN.....	69
3.6.1. Instrumento de recolección de datos.....	69
3.6.2. Sistema de registro de datos	70
3.6.3. Análisis de datos registrados	75
3.7. LIBRERÍAS PRINCIPALES UTILIZADAS.....	75
3.7.1. Pandas	75
3.7.2. NumPy	75
3.7.3. Matplotlib y seaborn	75
3.7.4. sklearn.linear model.....	75
3.8. PROCESO DE VERIFICACIÓN DE DATOS REGISTRADOS	76

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. RESULTADOS DE LOS DATOS REGISTRADOS	81
4.1.1. Análisis temporal de la potencia activa	83
4.1.2. Promedios por ángulo	85
4.1.3. Relación entre Voltaje, Corriente y Potencia.....	86
4.2. RESULTADOS DEL MODELO PREDICTIVO	87
4.2.1. Métricas de evaluación de la regresión lineal multivariable.....	92
4.2.1.1. Error cuadrático medio (MSE).....	93
4.2.1.2. Raíz del error cuadrático medio (RMSE)	93
4.2.1.3. Error absoluto medio (MAE).....	94
4.2.2. Precisión del modelo (R^2)	94
4.2.3. Capacidad predictiva del modelo OLS y limitaciones temporales	96
4.3. PRUEBA DE HIPÓTESIS	97



4.3.1. Resultados obtenidos del modelo:	97
4.3.2. Interpretación basada en las tablas de valoración:	97
4.3.3. Conclusión de la Prueba de Hipótesis:	99
4.4. DISCUSIONES	99
V. CONCLUSIONES	101
VI. RECOMENDACIONES	103
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	104
ANEXOS.....	108

Área: Automatización e Instrumentación

Tema: Inteligencia Artificial.

FECHA DE SUSTENTACIÓN: 26 de diciembre de 2024



ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1 Primeros datos registrados del panel solar con 15 grados de inclinación....	70
Tabla 2 Primeros datos registrados del panel solar con 25 grados de inclinación....	71
Tabla 3 Valores promedios por día con ángulo de inclinación de 15 grados	73
Tabla 4 Valores promedios por día con ángulo de inclinación de 25 grados	74
Tabla 5 Valoración de MSE, RMSE y MAE.....	97
Tabla 6 Interpretación de R^2 (en valores decimales).....	98
Tabla 7 Registro de datos durante 30 minutos iniciales con el ángulo de 15 grados	108
Tabla 8 Registro de datos del medio día durante 30 minutos con el ángulo de 15 grados.....	109
Tabla 9 Datos recogidos en la tarde durante 30 minutos con ángulo de 15 grados	110
Tabla 10 Registro de datos durante 30 minutos iniciales con el ángulo de 25 grados	111
Tabla 11 Registro de datos del medio día durante 30 minutos con el ángulo de 25 grados.....	112
Tabla 12 Datos recogidos en la tarde durante 30 minutos con ángulo de 25 grados	113



ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1 Panel solar de 100w policristalino.....	39
Figura 2 Panel solar 100w monocristalino.....	40
Figura 3 Diagrama de flujo de un sistema de adquisición de datos.....	46
Figura 4 Componentes del sistema de adquisición de datos.....	47
Figura 5 Principales empresas con patentes activas en IA y aprendizaje automático	54
Figura 6 Ubicación de la investigación.....	58
Figura 7 Instalación de los paneles solares.....	60
Figura 8 Escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada.....	61
Figura 9 Sensor de corriente ACS712	62
Figura 10 Sensor de voltaje DC FZ0430	63
Figura 11 Módulo micro SD card	63
Figura 12 Etapas del sistema de adquisición de datos (SAD)	69
Figura 13 Importación de las bibliotecas para el análisis y visualización de datos en Python.....	76
Figura 14 Cargado de datos de en Archivo Excel.....	76
Figura 15 Visualización de las primeras 10 filas de los datos recolectados	77
Figura 16 Primeras 10 filas de los datos del panel solar inclinado a 15°.....	77
Figura 17 Primeras 10 filas de los datos del panel solar inclinado a 25°.....	78
Figura 18 Código en Python para visualizar la información básica de los datasets ...	79
Figura 19 Información básica del datasets del panel solar inclinado a 15 grados	79
Figura 20 Información básica del datasets del panel solar inclinado a 25 grados	80
Figura 21 Código para la visualización del resumen estadístico detallado	81



Figura 22	Visualización del resumen estadístico de voltaje, detallado por ángulo	82
Figura 23	Visualización del resumen estadístico de Corriente, detallado por ángulo	82
Figura 24	Visualización del resumen estadístico de la Potencia, detallado por ángulo	83
Figura 25	Código en Python para la visualización del gráfico de serie temporal de la potencia.....	84
Figura 26	Gráfico de serie temporal de la potencia a lo largo del tiempo	84
Figura 27	Visualización de mapa de calor con los valores promedio.....	85
Figura 28	Visualización de la gráfica de dispersión entre voltaje y potencia.....	86
Figura 29	Visualización de la gráfica de dispersión entre corriente y potencia	87
Figura 30	Importación de las bibliotecas para el análisis	88
Figura 31	Cargado de datos de en Archivo con extinción csv o separado por comas	88
Figura 32	Visualización de datos de los paneles solares con inclinaciones de 15° y 25°	89
Figura 33	Visualización del resumen estadístico de voltaje, corriente, potencia y angulo.	90
Figura 34	Características de las variables independientes y la variable dependiente.	91
Figura 35	Código en lenguaje Python para importar el algoritmo de regresión.....	91
Figura 36	Código en lenguaje Python para la división de datos.....	92
Figura 37	Código en lenguaje Python para evaluar los parámetros de MSE, RMSE y MAE.	93
Figura 38	Código que solita imprimir los resultados de las métricas de MSE, RMS y MAE.	93
Figura 39	Código en lenguaje Python para evaluar la precisión del modelo.....	95
Figura 40	Código que solita imprimir el resultado de la precisión del modelo	95



Figura 41	Visualización de la gráfica de dispersión del modelo	96
Figura 42	Ajuste del panel solar a un ángulo de 15 grados	114
Figura 43	Anclaje de la estructura del panel solar en ángulo de 15 grados.....	115
Figura 44	Ajuste del panel solar a un ángulo de inclinación de 25 grados.....	116
Figura 45	Ajuste del panel solar a un ángulo de inclinación de 25 grados a la estructura	117
Figura 46	Vista superior de los paneles solares ajustados a los ángulos de 15 y 25 grados de inclinación.....	118
Figura 47	Instalación de los pales solares.....	119
Figura 48	Diseño del diagrama general del sistema de adquisición de datos.....	120
Figura 49	Diseño del sistema de adquisición de datos	121
Figura 50	Implementación del sistema de adquisición de datos.....	121



ÍNDICE DE ANEXOS

	Pág.
ANEXO 1 Datos recogidos de día 1/05/2024 durante 30 minutos iniciales con el ángulo de inclinación de 15 grados.	108
ANEXO 2 Datos recogidos de día 1/05/2024 (medio día – 30minutos) con ángulo de inclinación de 15 grados.	109
ANEXO 3 Datos recogidos de día 1/05/2024 (30 minutos en la tarde) con ángulo de inclinación de 15 grados.	110
ANEXO 4 Datos recogidos de día 1/05/2024 durante 30 minutos iniciales, con el ángulo de inclinación de 25 grados.	111
ANEXO 5 Datos recogidos de día 1/05/2024 (medio día – 30minutos) con ángulo de inclinación de 25 grados.	112
ANEXO 6 Datos recogidos de día 1/05/2024 (30 minutos por la tarde) con ángulo de inclinación de 25 grados.	113
ANEXO 7 Panel solar inclinado a 15 grados desde una perspectiva lateral, destacando la estructura y la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada. ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).....	114
ANEXO 8 Panel solar con 15 grados de inclinación, pero desde una perspectiva superior, resaltando su orientación y posición en el entorno., ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0185°W).....	115
ANEXO 9 Panel solar fotovoltaico con inclinación ajustada a 25 grados, montado sobre una estructura de aluminio en forma de triángulo rectángulo, ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).	116



ANEXO 10	Panel solar inclinado a 25 grados desde una perspectiva lateral cercana, resaltando la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada y la herramienta de nivel, ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W)..	117
ANEXO 11	Paneles solares de 15 y 25 grados de inclinación desde una vista superior amplia, destacando su disposición y alineación., ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).	118
ANEXO 12	Instalación de los paneles solares de 15 y 25 grados de inclinación ubicadas en la ciudad de Puno, Perú.....	119
ANEXO 13	Diseño e implementación del sistema de adquisición de datos.	120
ANEXO 14	Código del sistema de adquisición de datos.	122
ANEXO 15	Código en Python de la regresión lineal multivariable con el modelo OLS.	125
ANEXO 16	Declaración jurada de autenticidad de tesis.....	127
ANEXO 17	Autorización para el deposito de tesis en el Repositorio Institucional....	129



ACRÓNIMOS

ADC:	Convertidores analógicos a digitales integrados
DC:	Corriente directa
OLS:	Regresión lineal ordinaria
MSE:	Error cuadrático medio
RMSE:	Raíz del error cuadrático medio
MAE:	Error absoluto medio
R ² :	Coefficiente de determinación
SAD:	Sistema de Adquisición de Datos
IRENA:	Agencia Internacional de Energías Renovables
GW:	Gigavatio
IA:	Inteligencia artificial
ML:	Aprendizaje automático
GPU:	Unidad de Procesamiento Gráfico
TPU:	Unidad de Procesamiento de Tensores
CSV:	Valores Separados por Comas



RESUMEN

Esta investigación aborda la predicción de la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación (15° y 25°) mediante un modelo de regresión lineal multivariable OLS. El tipo de diseño de investigación es experimental, con manipulación intencional de variables independientes como el modelo predictivo y el ángulo de inclinación. Se recolectaron datos durante un mes en intervalos de un minuto, empleando un sistema de adquisición de datos para medir variables como Voltaje DC, Corriente DC, Potencia, ángulo de inclinación y hora del día. Los objetivos principales de este estudio incluyeron la obtención de datos confiables de los sistemas fotovoltaicos, la implementación del modelo de regresión multivariable para predecir la energía eléctrica, y el análisis del rendimiento de los paneles en función de los ángulos de inclinación. Los resultados muestran que el ángulo de inclinación influye significativamente en la captación de energía solar, siendo el ángulo de 15° más eficiente bajo las condiciones ambientales de Puno. El modelo OLS demostró un desempeño sobresaliente, alcanzando métricas de evaluación como $MSE=9.45$, $RMSE=3.07$ y $MAE=1.22$, y una precisión del 99.39%, lo que confirma su capacidad para ajustar los datos y predecir con precisión la producción de energía eléctrica. El análisis reveló que, aunque el Voltaje DC se mantuvo constante entre ambos ángulos (promedio de 17 V), la Corriente DC y la Potencia fueron mayores en el ángulo de 15° , con promedios de 2.8 A y 51 W, respectivamente. En conclusión, esta investigación valida la aplicación del modelo OLS para predecir la producción de energía eléctrica y resalta la importancia del ángulo de inclinación en la eficiencia de los sistemas fotovoltaicos.

Palabras clave: Grado de inclinación, Predicción, Regresión multivariable, Sistema fotovoltaico.



ABSTRACT

This This research addresses the prediction of electricity production in two photovoltaic systems with different inclination angles (15° and 25°) using a multivariable linear regression model (OLS). The research design is experimental, involving intentional manipulation of independent variables such as the predictive model and the inclination angle. Data was collected over one month at one-minute intervals using a data acquisition system to measure variables such as DC Voltage, DC Current, Power, inclination angle, and time of day. The main objectives of this study included obtaining reliable data from photovoltaic systems, implementing the multivariable regression model to predict electricity production, and analyzing the performance of the panels based on inclination angles. The results show that the inclination angle significantly influences solar energy capture, with the 15° angle being more efficient under the environmental conditions of Puno. The OLS model demonstrated outstanding performance, achieving evaluation metrics such as $MSE=9.45$, $RMSE=3.07$, and $MAE=1.22$, with an accuracy of 99.39%, confirming its ability to fit the data and accurately predict electricity production. The analysis revealed that, although DC Voltage remained constant between both angles (average of 17 V), DC Current and Power were higher at the 15° angle, with averages of 2.8 A and 51 W, respectively. In conclusion, this research validates the application of the OLS model for predicting electricity production and highlights the importance of the inclination angle in the efficiency of photovoltaic systems.

Keywords: Inclination angle, Prediction, Multivariable regression, Photovoltaic system.



CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

El crecimiento de la demanda energética y los desafíos relacionados con el cambio climático han incentivado el desarrollo de tecnologías renovables, como los sistemas fotovoltaicos, que convierten la energía solar en electricidad. La eficiencia de estos sistemas depende de múltiples factores, entre los cuales se encuentran la inclinación de los paneles solares, la radiación solar incidente, las condiciones ambientales y las características técnicas de los paneles. En este contexto, optimizar la producción de energía eléctrica mediante un análisis predictivo resulta crucial para maximizar el aprovechamiento de los recursos solares. Esta investigación se centra en dos sistemas fotovoltaicos con inclinaciones de 15° y 25° , evaluando sus rendimientos energéticos mediante el análisis de datos recolectados y el desarrollo de un modelo de regresión multivariable. Dicho modelo permite predecir la producción de energía eléctrica en función de variables como grado de inclinación, hora, voltaje, corriente y potencia activa, lo que proporciona información valiosa para la toma de decisiones en la instalación y operación de sistemas solares en diferentes grados de inclinación. El objetivo principal de este estudio es identificar la predicción con regresión multivariable de la producción de energía eléctrica de dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Para alcanzar este objetivo, se plantearon actividades específicas, como la recopilación de datos en tiempo real utilizando sensores especializados y la evaluación del desempeño de un modelo de regresión lineal ordinaria (OLS) como herramienta de predicción. La relevancia de esta investigación radica en que los resultados no solo contribuyen al conocimiento científico en el campo de las energías renovables, sino que también ofrecen recomendaciones prácticas para optimizar los sistemas fotovoltaicos, promoviendo su



eficiencia y sostenibilidad. En última instancia, este trabajo busca fortalecer el uso de herramientas predictivas en la generación de energía solar.

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La generación de energía eléctrica a partir de fuentes renovables como la energía solar se ha convertido en una fuente fundamental en la transición hacia un futuro energético sostenible. Sin embargo, la eficiencia y la precisión en la predicción de la producción de energía siguen siendo desafíos significativos en el campo de las energías solares. En este sentido, se verificó cuáles son los factores que influyen de manera significativa en la producción de energía en este campo, así dando con uno de los factores fundamentales que es la variación en los grados de inclinación de los paneles solares. Se piensa que este factor es crucial en la cantidad de energía a generar.

Ante la ausencia de herramientas precisas que permitan predecir con exactitud la producción de energía en sistemas fotovoltaicos y específicamente que utilicen datos de los diferentes grados de inclinación del panel solar, es así como surge la necesidad de desarrollar un enfoque que combine la tecnología del software con la recopilación de datos empíricos del panel solar. La interrogante principal radica en si es posible utilizar un modelo de regresión multivariable para predecir con precisión la producción de energía eléctrica en sistemas fotovoltaicos con variaciones en los grados de inclinación de los paneles.

Por lo tanto, la investigación propuesta aborda un problema crítico en el campo de la energía solar y tiene el potencial de generar beneficios significativos en términos de eficiencia energética, sostenibilidad ambiental, viabilidad económica e innovación tecnológica. La relevancia de esta investigación radica en su capacidad para abordar un desafío clave en la transición hacia una matriz energética más limpia y sostenible.



1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Es factible predecir mediante un modelo de regresión multivariable la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación?

"En base a la pregunta anteriormente formulada sobre la viabilidad de utilizar un modelo de regresión multivariable para predecir la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación, esta investigación se enfocará en analizar de manera exhaustiva los datos recaudados de los paneles solares que impactan la eficacia de la predicción del modelo. Se llevará a cabo un análisis de múltiples variables, que se recolectarán mediante un sistema de adquisición de datos como el voltaje, corriente, potencia, entre otros variables que influyen la producción de energía eléctrica.

Además, se llevará a cabo un estudio utilizando los datos recolectados para evaluar y validar el modelo de regresión multivariable propuesto. Se explorará la capacidad de este modelo para ofrecer predicciones precisas en diversas condiciones, lo que permitirá evaluar la eficiencia de las técnicas empleadas.

1.3. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1. Hipótesis general

Es posible realizar la regresión multivariable para la predicción de producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.



1.3.2. Hipótesis específicas

- Será posible obtener datos de dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.
- Se podrá realizar la regresión multivariable para la predicción de la energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.

1.4. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.4.1. Objetivo general

Identificar la predicción con regresión multivariable de la producción de energía eléctrica de dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.

1.4.2. Objetivos específicos

- Obtener datos de dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.
- Realizar la regresión multivariable para la predicción de la energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.
- Averiguar el rendimiento de los dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.



CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

2.1.1. Antecedentes locales

Mamani (2022) La presente investigación ha creado con éxito un prototipo para la recopilación de datos utilizando sensores, dispositivos integrados y equipos de telecomunicaciones; este prototipo cuenta con lecturas de sensores que miden continuamente temperatura, humedad, radiación UV e iluminación; estas variables mencionadas serán ingresadas al modelo. datos o también llamadas variables independientes y por otro lado la variable dependiente o datos calculados para sus futuras predicciones será la potencia del panel. El prototipo desarrollado en este estudio funciona bien, recopila datos automáticamente mediante sensores y luego los guarda en el servidor mediante una base de datos. Luego de la recolección de datos en dos localidades diferentes de la provincia de Puno (Puno y Juliaca), se realiza el preprocesamiento de datos, limpieza de datos y preparación para el entrenamiento con el modelo adaptado. Usando datos limpios y preprocesados, se aplicaron tres modelos generales, a saber: empaquetado, aumento de gradiente y XGBoost; cada uno de estos modelos se sometió a un ajuste de hiperparámetros para optimizar aún más el proceso de aprendizaje. Luego de usar los datos para entrenar el modelo, se concluye que el Bagging es el mejor modelo y el índice MAE es igual a 1.81. Por otro lado, el RMSE es 4.44, el MSE es 19.73 y la precisión de entrenamiento del modelo y los datos es 98.52%. Finalmente, coincide con los datos de prueba. La precisión de los datos alcanza el 89,41%, y el hiperparámetro corregido es "n_estimator", con un valor de 500, que



corresponde al número de rondas de amplificación. El estudio del mejor modelo basado en el prototipo del sistema de adquisición de datos ha dado resultados satisfactorios. Siendo sus conclusiones: El diseño de un sistema de adquisición de datos logró cumplir su primer objetivo mediante el desarrollo de un prototipo funcional. Aunque se encuentra pendiente la incorporación de un mayor número de variables meteorológicas y factores que influyen en la recolección de energía a través de celdas fotovoltaicas, el prototipo actual opera de manera eficiente con procesos completamente automatizados, lo que minimiza la necesidad de intervención manual. Durante un período de 20 días, se recolectaron 12,770 datos por cada variable de entrada (temperatura, humedad, radiación UV e iluminancia), mientras que la potencia del sistema fotovoltaico se utilizó como variable de salida. Los datos obtenidos resultaron adecuados para entrenar los modelos utilizados en la investigación. Su conclusión es la siguiente: El segundo objetivo también fue alcanzado con éxito al implementar modelos de ensamble en el análisis de los datos adquiridos. Los modelos utilizados fueron Bagging, Gradient Boosting y XGBoost. Entre ellos, Bagging mostró el mejor desempeño para predecir la potencia generada por el panel solar, alcanzando un error absoluto medio (MAE) de 1.81, un error cuadrático medio (RMSE) de 4.44, y un error medio cuadrático (MSE) de 19.73. Además, la precisión del modelo en los datos de entrenamiento fue del 98.52%, mientras que en los datos de prueba alcanzó el 89.41%, demostrando un alto rendimiento sin indicios de sobreajuste. Este desempeño fue optimizado mediante el ajuste del hiperparámetro $n_estimators$, configurado en un valor de 500, lo que incrementó la eficiencia del modelo sin comprometer su capacidad generalizadora. Y su objetivo es: Determinar los modelos de aprendizaje automático de ensamble para predecir la generación de



energía eléctrica fotovoltaica basados en variables meteorológicas en las ciudades de Puno y Juliaca. Luego sus específicos son: a) Diseñar un sistema de adquisición de datos de generación de energía eléctrica fotovoltaica y variables meteorológicas. b) Determinar los modelos de aprendizaje automático de ensamble para predecir la generación de energía eléctrica fotovoltaica.

Roque y Lopez (2023) Debido a que los centros de población de Supucachi no cuentan con acceso a energía eléctrica y se encuentra en una ubicación remota, el objetivo de esta investigación fue analizar las fuentes de energía no tradicionales disponibles en la región, tales como paneles solares, sistemas de energía eólica y producción de energía a biogás. . sistemas para ofrecer la mejor relación costo-beneficio de procedencia. El estudio utilizó un enfoque cuantitativo, tipos básicos y un diseño no experimental; por lo tanto, se propuso una solución al problema anterior sin cambiar intencionalmente las variables. En consecuencia la evaluación del potencial energético del territorio se pronosticó radiación fotovoltaica, temperatura y velocidad del viento para un año, así como también se calculó los desechos diarios generados por los animales, luego se calculó el potencial energético para los 10 años esperados. . se calculó la subida poblacional, por lo que se tuvo la necesidad de cubrir la demanda de 50 kW y el consumo anual de 88.131 kWh, determinando así el tamaño del sistema de producción de energía eléctrica a utilizar en la zona. relación costo-beneficio, se propone utilizar el mejor sistema que es el equipo de degradación biológica, su TIR fue de 15.3% y el VAN de S/58,242.69. Esta elección se hizo porque la suma de excrementos producidos por el ganado puede generar más energía de la esperada y permitir que el biogás se use de otras maneras. Para ello, se realizó la



encuesta a un conjunto de personas. para determinar la biomasa necesaria para satisfacer la demanda.

Machaca y Coronel (2023) La energía del panel solar es actualmente muy importante, pero su uso puede verse perjudicado por climas cambiantes estacionales de la región. El objetivo de este estudio es determinar el impacto del material particulado (polvo) y la precipitación en la generación de energía eléctrica en la ciudad de Puno. Para el desarrollo de este proyecto de investigación se conectaron dos paneles solares fotovoltaicos, uno limpiado periódicamente y el otro irregularmente, a un controlador lógico programable (PLC) encargado de procesar la señal de radiación solar y registrar el experimento utilizando el lenguaje de programación Ladder. Durante este período, se recopiló datos en tiempo real para detectar pérdidas de rendimiento debido a la acumulación de polvo y lluvia en la superficie de los paneles solares. Además, se comparó el rendimiento fotovoltaico de los dos sistemas para determinar su importancia en la generación de energía fotovoltaica. Pérdida de rendimiento de los módulos fotovoltaicos sin limpiar. Los resultados determinaron que los paneles fotovoltaicos que se limpian periódicamente perderán un 6,20 % del rendimiento fotovoltaico por mes debido al polvo, lo que acepta la hipótesis alternativa (diferencia de rendimiento), pero el agua de lluvia puede limpiar la superficie de los paneles solares hasta cierto punto. Además, el clima de la Meseta de Puno El cambio de condiciones es un factor importante para la existencia de días que está lleno de sol, lluviosos, nublados y parcialmente nublados, lo que se traduce en una generación irregular de energía eléctrica.

Gonzales & Lope (2021) En esta investigación, se llama una aplicación basada en la red neuronal. Para optimizar el diseño e implementar el tamaño de la



red neuronal, la división del sistema fotoeléctrico se divide de acuerdo con las necesidades. Para desarrollar aplicaciones, se utiliza un método inteligente de desarrollo de software, llamado Extreme XP (Programación Extreme). La información sistemática obtenida de las empresas de proyectos solares sirvió como grupo de estudio. El diseño de la red neuronal toma como entradas la temperatura del módulo T_m ($^{\circ}\text{C}$), la temperatura ambiente T_a ($^{\circ}\text{C}$), la irradiancia (W/m^2) en el plano inclinado I_3 del módulo y la irradiancia en el plano del módulo. Pendiente I_{15} (W/m^2), potencia de salida fotovoltaica P (kW), el algoritmo de entrenamiento utilizado es Back Propagation para el entrenamiento supervisado. El modelo de red neuronal se prueba con un error de validación cruzada de iteración K , y la tasa de error de 0,0647 es inferior al 7 %. Los resultados confirman que el diseño y la implementación de la aplicación mejoraron con éxito el dimensionamiento del sistema fotovoltaico.

2.1.2. Antecedentes Nacionales

Ccasani (2022) El objeto principal de la investigación es la empresa Enerver E.I.R.L. diseño e implementación de sistemas solares. Con el fin de reducir el pago de las facturas de energía eléctrica de los hogares comunes de la ciudad de Arequipa, Enerver E.I.R.L. la empresa dedicada netamente al mantenimiento e instalación de sistemas de energía solar como un suministro de energía autónomo basado en la conversión de células solares, que consiste en la producción, regulación, almacenamiento y conversión de componentes de equipos de energía eléctrica. La investigación se lleva a cabo con métodos cuantitativos, nivel de investigación aplicada y método descriptivo. El objetivo es comprobar la relación entre objetivos, hipótesis y variables de investigación. El diseño es no experimental y la investigación se basa en métodos y herramientas de



investigación. Pruebas, estándares e instalaciones aplicables para realizar exámenes de miembros seleccionados de la empresa. El principal hallazgo fue que, en promedio, el 52,40 % de los encuestados estuvo de acuerdo en que Enerver E.I.R.L. podría diseñar e implementar sistemas solares. En promedio, el 12,80% no estuvo de acuerdo. Asimismo, el 32,89% de los encuestados cree que es posible reducir la factura de la luz instalando paneles solares, y el 32,00% de los encuestados no está de acuerdo.

Cayotapa (2019) El propósito de este artículo es diseñar una planta de energía solar independiente para alimentar la granja Flor del Valle en Yambras Bamba, provincia de Bangala, estado de Amazonas. La falta de energía afecta el nivel de confort en cualquier hogar. Se considera como primera alternativa la ampliación de la red tradicional, pero considerando el número de viviendas 20 y la distancia a la red (22 km); 01 espacios públicos, bajos recursos financieros y bajo consumo de electricidad hacen que esta propuesta sea poco probable que se implemente. Este tipo de investigación se utiliza porque la ingeniería y los fundamentos teóricos se utilizan para proporcionar soluciones para dimensionar los sistemas de celdas solares. Los métodos de investigación utilizados son la observación, la entrevista y el análisis bibliográfico. Las dimensiones del sistema solar aislado incluyen: paneles fotovoltaicos YINGLI SOLAR de 20.320 Wp, baterías marca RITAR de 16.260 Ah, 02 reguladores de carga marcan VICTRON ENERGY 150/70, 02 reguladores de carga marca VICTRON ENERGY 48/3000 -230 V; elemento de protección Se determina el tamaño de la red de distribución secundaria responsable de entregar electricidad desde la planta de energía solar a cada hogar. El precio del sistema de baterías solares aisladas es de S/ 206 019.36



Huanca (2022) La partícula de polvo que se acumula puede afectar el funcionamiento de las células solares y causar pérdidas significativas de la energía producida debido al efecto de dispersión de la radiación solar en la superficie del panel solar. Con este fin, analizamos un proceso de experimento para saber las pérdidas que causan la acumulación de polvo en las superficies de 3 módulos de panel solar iguales. Los módulos se instalaron en una configuración de prueba bien controlada y se expusieron directamente a la intemperie. Luego se midió el polvo que se acumuló en los módulos diariamente, semanalmente y por mes. El tamaño de las partículas que se distribuyen, la densidad del polvo y fibras de aerosoles también se han estudiado y medido con un sistema de medición de aerosoles de alta sensibilidad. El módulo de polvo y otros módulos de purificación similares utilizan un simulador solar expuesto a radiación constante y temperatura constante como fuente de luz. La deposición de polvo en la superficie de un módulo solar muestra una disminución tanto en la corriente de cortocircuito como en la potencia en comparación con un módulo limpio con los mismos parámetros.

2.1.3. Antecedentes internacionales

Varughese y Karpagam (2022) La demanda de energía está en constante crecimiento y se espera que la energía solar represente aproximadamente el 11% de la producción total de electricidad para el año 2050. Se ha convertido en una de las fuentes de energía alternativa más prometedoras. Aunque el uso de energía solar en entornos residenciales ha aumentado, sigue siendo considerada una fuente de energía impredecible e irregular debido a que la generación de energía solar depende de factores como la ubicación geográfica y las condiciones atmosféricas, las cuales pueden variar significativamente. La eficiencia de los paneles solares varía en función de las condiciones climáticas. Dado que la generación de energía



solar depende en gran medida de las condiciones climáticas, es fundamental tener en cuenta estos factores. Con el fin de abordar la imprevisibilidad de la generación fotovoltaica, resulta crucial examinar los efectos de las condiciones ambientales en los sistemas de energía solar mediante el uso de enfoques basados en el aprendizaje automático. Los algoritmos de aprendizaje automático han demostrado excelentes resultados al anticipar la producción de energía solar en función de las condiciones climáticas. Este enfoque utiliza diversas bases de datos, entradas y relaciones matemáticas para predecir la cantidad de energía solar generada. Se aplican varios algoritmos de aprendizaje automático para identificar patrones y obtener resultados con la máxima precisión y eficiencia. El presente estudio muestra cómo una variedad de técnicas de aprendizaje automático puede emplearse para predecir la cantidad de energía generada por un panel solar. Se han aplicado varios modelos a una base de datos y se ha identificado el modelo predictivo de aprendizaje automático más adecuado mediante el análisis del coeficiente de determinación. Se presentan los resultados obtenidos después de comparar los datos de diferentes años. La temperatura, la humedad relativa, la presión atmosférica y la velocidad del viento son los factores independientes, mientras que la potencia generada es la variable dependiente. El modelo propuesto ha proporcionado resultados de predicción con una buena precisión.

Qaadan y Alshare (2022) Pronosticar la producción de energía solar fotovoltaica es una tarea desafiante pero crucial para una planificación efectiva en este campo. La aplicación de inteligencia artificial y algoritmos de aprendizaje automático se muestra prometedora para mejorar la precisión de estos pronósticos. En este estudio, se examina cómo diferentes tipos de datos, como el clima y la irradiancia solar, pueden utilizarse para aumentar la precisión de los pronósticos.



Se evalúa el impacto de utilizar algoritmos de Machine Learning, como redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial y refuerzo de gradiente, con el objetivo de diseñar un modelo que represente de manera efectiva la potencia generada por un sistema solar fotovoltaico en Jordania. Los resultados experimentales indican que el algoritmo de refuerzo de gradiente, en particular, muestra un mejor rendimiento en comparación con la simulación y otros algoritmos de aprendizaje automático. Para seleccionar el mejor modelo, se realiza una validación cruzada de 10 veces utilizando datos de estaciones meteorológicas para pronosticar la potencia de salida fotovoltaica. El modelo óptimo se entrena utilizando datos imputados y preprocesados de los años 2018-2022, y se obtienen resultados excelentes. El algoritmo Gradient Boost supera a otros algoritmos, con un valor de error cuadrático medio (RMSE) de 0.808 y un coeficiente de determinación (R^2) de 0.921. Esto sugiere que el algoritmo Gradient Boost es una herramienta prometedora para pronosticar la producción de energía solar fotovoltaica.

Dhingra, Tyagi y Tomar (2022) La energía solar, debido a su versatilidad, seguridad y disponibilidad inagotable en la naturaleza, está experimentando un aumento constante en el número de módulos fotovoltaicos conectados a la red eléctrica. Para garantizar un retorno de inversión satisfactorio en estas instalaciones, es crucial contar con una predicción confiable de la disminución en la producción de energía durante un período determinado. Asimismo, es necesario conocer las tasas de degradación fotovoltaica para estimar la potencia generada por estos módulos solares en el sistema de energía. En este estudio, se han utilizado nueve modelos de aprendizaje automático para estimar las tasas de degradación de los módulos fotovoltaicos, y se ha comparado la eficacia de estos



modelos. Se han evaluado diferentes métricas, como el error absoluto medio, el error cuadrático medio y el porcentaje de error medio, con el fin de realizar una evaluación imparcial. Además, se ha calculado y comparado el tiempo de ejecución de estos modelos para determinar su eficiencia general.

Minh, Mai y Nguyen (2022) En los últimos años, el rápido avance de la energía fotovoltaica ha proporcionado a Vietnam una fuente abundante de energía limpia, lo cual es especialmente importante debido a la creciente escasez de energía en el país. La energía limpia, como la energía solar fotovoltaica, desempeña un papel crucial en la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero y se ha convertido en una tendencia global. Durante la operación de una matriz fotovoltaica, pueden surgir diversas condiciones de falla que afectan el rendimiento del sistema si no se detectan de manera precisa y oportuna. Hasta ahora, se han utilizado métodos tradicionales como el procesamiento estadístico de señales, el análisis de pérdida de potencia y la medición de voltaje y corriente para detectar y localizar las fallas. Sin embargo, la precisión de estos métodos puede verse comprometida debido a las condiciones de instalación o los materiales utilizados en la matriz fotovoltaica. En este estudio, hemos propuesto la utilización de modelos de aprendizaje automático para detectar y clasificar las fallas en la matriz fotovoltaica basándonos en datos de corriente y voltaje (I-V). Los resultados obtenidos demuestran que los modelos de aprendizaje automático pueden detectar las fallas en la matriz fotovoltaica con una precisión de hasta el 99.74%. Esto indica que estos modelos son altamente efectivos en la detección precisa de fallas en las matrices fotovoltaicas.



2.2. MARCO TEORICO

Este marco teórico sustenta la investigación sobre la predicción de la producción de energía eléctrica en sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Este capítulo aborda diversos estudios y teorías que han investigado los factores que afectan la eficiencia de los paneles solares, con un énfasis particular en la orientación y la inclinación de los mismos. Además, se examinan los métodos de predicción utilizados en investigaciones previas y se revisan las tecnologías y herramientas empleadas para la adquisición de datos en tiempo real. La identificación de las brechas en el conocimiento actual permitirá justificar la necesidad de la presente investigación y posicionarla dentro del contexto más amplio de los avances en energía solar fotovoltaica.

Las bases teóricas para un estudio sobre sistemas fotovoltaicos se fundamentaron en la necesidad de establecer una planificación del desarrollo energético sostenible a través de sistemas de generación renovables que fomentaran el cambio energético hacia la sostenibilidad. Entre estos sistemas de energía renovable, la tecnología solar fotovoltaica se identificó como la más progresista y con las mejores perspectivas globales, aunque presentaba ciertas limitaciones. Esto motivó que la energía fotovoltaica fuera objeto de investigación de alto nivel durante los últimos setenta años. A medida que la tecnología y el uso de la energía solar avanzaron, las aplicaciones fotovoltaicas crecieron significativamente. La evolución de las células solares condujo a la expansión y mejora de las aplicaciones de energía renovable. Además de que las innovaciones tecnológicas en sistemas fotovoltaicos permitieron aumentar la eficiencia de los módulos solares hasta sus límites físicos, prolongar su vida útil, reducir su impacto ambiental y desarrollar nuevos sistemas con nuevos materiales orientados a abaratar los costes de fabricación. Las perspectivas de la energía solar fotovoltaica deberían impulsar la investigación para



alcanzar objetivos de sostenibilidad y aplicabilidad comercial en la próxima década (Novas Castellano et al., 2024).

La evolución hacia una economía más libre, donde los roles de productor y consumidor se mezclan, ha tenido un gran impacto en el sector eléctrico. Esta transformación exige una gestión eficaz de la diversificación de la producción y el cambio de los patrones de consumo. La tecnología ha aumentado las opciones disponibles para productores y consumidores, aumentando tanto las tecnologías de generación de energía como las restricciones sobre sus horarios de operación. Además, ha mejorado la capacidad para programar consumos y almacenar energía. En este contexto, los proveedores y los usuarios requieren sistemas de gestión de datos que apoyen su toma de decisiones para garantizar una operación eficiente del mercado eléctrico y reducir los costos adicionales de ajustes técnicos. Por otro lado, la integración de la inteligencia artificial para la predicción es fundamental. La inteligencia artificial, particularmente a través de redes neuronales y algoritmos de aprendizaje automático, permiten la mejora de la precisión de la predicción de la generación de energía. La predicción a corto plazo de la demanda eléctrica es esencial y presenta complejidad debido al número y tipo de variables que influyen y a las relaciones no lineales entre estas variables y la demanda. Los avances tecnológicos en inteligencia artificial proporcionaron herramientas robustas para analizar grandes volúmenes de datos históricos y en tiempo real, optimizando así la gestión y operación de los sistemas de energía. Estos desarrollos no solo mejoraron la eficiencia operativa sino que también contribuyeron a la integración más amplia de la energía solar en la matriz energética, promoviendo un futuro más sostenible y resiliente (López, 2016).



2.2.1. Sistemas fotovoltaicos

Los sistemas fotovoltaicos se centran en la generación de energía eléctrica a partir de la radiación solar. Estos sistemas funcionan mediante el efecto fotovoltaico, que consiste en la transformación de la energía solar en electricidad. La energía solar se absorbe por las celdas fotovoltaicas, que están compuestas por semiconductores, como silicio, y se convierte en energía eléctrica.

En las últimas décadas, la energía solar fotovoltaica ha experimentado un crecimiento exponencial a nivel mundial. Según la Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA), la capacidad fotovoltaica instalada a nivel global alcanzó los 707 gigavatios (GW) en 2020, lo que representa un aumento del 22% en comparación con el año anterior (IRENA, 2021).

La implementación y estudio de sistemas fotovoltaicos ha sido un campo de creciente interés en el ámbito de las energías renovables. Santana, Villeda, Jesús y Cortes (2024) profundiza sobre este tema e indica que la energía solar fotovoltaica es una tecnología que aprovecha las propiedades de las celdas solares para transformar la radiación solar en electricidad utilizable. Estas celdas solares se organizan en sistemas que pueden tanto operar de forma independiente como estar conectados a la red eléctrica convencional. Dentro de estos sistemas, se encuentran elementos cruciales como el inversor, las baterías, el regulador y la estructura de soporte, los cuales desempeñan roles específicos en el funcionamiento eficiente del sistema. Para desarrollar un sistema de energía solar fotovoltaica efectivo y eficiente, es necesario llevar a cabo un proceso que abarca desde un análisis previo detallado hasta la implementación completa del sistema.



Esto implica la realización de estudios previos para evaluar las necesidades energéticas.

2.2.2. Panel solar

Los sistemas fotovoltaicos se centran en la generación de energía eléctrica a partir de la radiación solar y los encargados de captar esta radiación y convertirlas en energía eléctrica que pueda ser utilizada son los paneles solares. La energía solar se absorbe por las celdas fotovoltaicas, que están compuestas por semiconductores, como silicio, y se convierte en energía eléctrica.

Los paneles solares pueden ser monocristalinos o policristalinos, y su eficiencia depende del tipo de material utilizado y de la orientación de las celdas respecto al Sol. La eficiencia máxima de los sistemas fotovoltaicos se ha ido mejorando con el tiempo, gracias a la mejora de los materiales y a la optimización del diseño de las celdas.

2.2.2.1. Panel policristalino

Los paneles policristalinos son uno de los más comerciales en la industria de la energía solar fotovoltaica. Este es un tipo de panel que se fabrica a partir de células solares de silicio policristalino, que se caracterizan por tener un color azul y bordes en punta. A diferencia de los paneles monocristalinos, que se fabrican a partir de un único cristal de silicio, los paneles policristalinos están compuestos por múltiples cristales de silicio unidos. Esto les da una apariencia fragmentada y rugosa en la superficie.

Figura 1

Panel solar de 100w policristalino



Nota: tomado de <https://www.panelsolarperu.com/paneles-solares/566-panel-solar-100w-12v-policristalino-sunlake.html>

Según Factorenergía (2024) los paneles solares policristalinos se fabrican a partir de múltiples cristales, lo que los hace más económicos que los monocristalinos, aunque su eficiencia es menor. Su instalación es más adecuada en climas cálidos, ya que tienen la capacidad de absorber calor más rápidamente y son menos susceptibles a los efectos negativos del sobrecalentamiento.

2.2.2.2. Panel monocristalino

Los paneles solares monocristalinos están fabricados a partir de un único cristal, lo que les confiere una mayor eficiencia y durabilidad en comparación con los paneles policristalinos. Estos paneles son especialmente recomendados para climas fríos, ya que son capaces de generar electricidad incluso con niveles bajos de luz solar. Además, poseen

una densidad energética superior, lo que permite generar más energía en un área más reducida (Factorenergia, 2024).

Figura 2

Panel solar 100w monocristalino



Nota: tomado de <https://www.panelsolarperu.com/paneles-solares/565-panel-solar-100w-12v-monocristalino-sunlake.html>

2.2.3. Factores que afectan la eficiencia de los paneles solares

La eficiencia de los paneles solares está influenciada por factores cruciales como la orientación, la inclinación y las condiciones climáticas del lugar de instalación. Una orientación adecuada garantiza la máxima exposición a la luz solar directa, mientras que una inclinación óptima permite que los rayos solares incidan de manera ideal durante todo el año. Además, factores climáticos como la nubosidad, las altas temperaturas y la acumulación de polvo pueden reducir significativamente la generación de electricidad de los paneles. Por ello, es



fundamental comprender y optimizar estos aspectos para lograr la máxima producción de energía y eficiencia de los sistemas fotovoltaicos.

2.2.3.1. Orientación de los paneles solares

La orientación de los paneles solares se refiere a la dirección cardinal hacia la cual están alineados. En el hemisferio norte, la orientación óptima para maximizar la captación de energía solar es hacia el sur, ya que esto permite que los paneles reciban la mayor cantidad de luz solar directa a lo largo del día. La orientación correcta puede incrementar significativamente la eficiencia de los paneles solares.

La orientación de los paneles solares es crucial, ya que influye tanto como el tipo de panel solar utilizado en una situación específica. Un panel solar maximiza la captura de energía cuando los rayos solares inciden perpendicularmente sobre su superficie. Asegurar que los paneles estén orientados correctamente y con la inclinación adecuada es esencial para que produzcan la máxima cantidad de energía, ya que estarán expuestos a la mayor intensidad de luz solar durante el mayor tiempo posible. Algunos paneles solares utilizan sistemas de seguimiento solar, que siguen el movimiento del Sol y aumentan significativamente la producción de energía (Donev et al., 2024).

2.2.3.2. Angulo de inclinación

El ángulo de inclinación óptimo de las superficies captadoras en un sistema solar está determinado por varios factores, entre los cuales se incluyen la radiación incidente en el lugar de la instalación y las sombras proyectadas por objetos inamovibles como edificios y montañas. También



considera el coeficiente de albedo, que se refiere a los niveles de reflexión del área donde se ubica el sistema. Adicionalmente, se deben tener en cuenta las características de la instalación, ya sea única o híbrida, autónoma o conectada a la red, así como el objetivo de la instalación, lo cual define el régimen de uso y consumo, además la elección de un ángulo de inclinación óptimo modifica el ángulo de incidencia de la radiación solar para maximizar su captación (Díaz et al., 2018).

2.2.3.3. Importancia de la inclinación en paneles solares

El ángulo de inclinación de los paneles fotovoltaicos influye notablemente en la radiación solar captada. Ullah et al. (2019) modelaron el ángulo óptimo para Lahore y otras ciudades de Pakistán, utilizando datos de NREL y ESMAP, y recomendaron ajustar la inclinación cuatro veces al año para incrementar la generación de energía en un 6,6%. Además, desarrollaron un modelo que estima que la suciedad puede reducir la producción de energía entre un 10% y un 40%, dependiendo del grado de suciedad. Experimentaron que, en 100 días, el polvo acumulado en un panel horizontal causa una pérdida de energía del 26,2%, mientras que una inclinación vertical reduce esta pérdida al 13,5%. Estos resultados destacan la importancia de ajustar la inclinación de los paneles para mitigar las pérdidas por suciedad en sistemas fotovoltaicos.

Según un estudio realizado en la región de Junín, se demostró que los factores de inclinación son cruciales para determinar el ángulo óptimo de los paneles solares, lo que permite una mayor captura de radiación solar. En particular, se encontró que un ángulo de 10 grados es óptimo para la



instalación de paneles solares en esta región, aunque puede presentar problemas debido a la acumulación de polvo. La investigación también indicó que la radiación a esta inclinación promedia 3.96 kWh/m²/día a lo largo del año, con los meses de junio y julio registrando la mayor radiación solar (Siuice, 2022).

2.2.3.4. Condiciones climatológicas

Las condiciones meteorológicas juegan un papel importante en la eficiencia de los sistemas de generación fotovoltaica. Factores como la nubosidad y la lluvia pueden reducir significativamente la producción de energía.

Shi et al. (2011) Indica que un modelo de pronóstico de producción de energía fotovoltaica con un día de anticipación propuesto que utiliza clasificación meteorológica y máquinas de vectores de soporte es eficaz y prometedor para los sistemas fotovoltaicos conectados a la red. Además, la demanda de energía renovable ha impulsado el aumento de los sistemas de generación fotovoltaica en los últimos años. No obstante, la producción de energía de estos sistemas es sensible a diversas condiciones climáticas. Es crucial prever con precisión la producción de energía fotovoltaica para asegurar la fiabilidad del sistema y fomentar su adopción a gran escala. En el estudio que ellos realizaron, proponen algoritmos para predecir la producción de energía de sistemas fotovoltaicos utilizando la clasificación climática y máquinas de vectores de soporte. Para ello plantean un proceso inicial que implica en categorizar las condiciones meteorológicas en cuatro tipos: cielo despejado, día nublado, niebla y día lluvioso. Seguidamente



desarrollan un modelo para predecir la producción de energía fotovoltaica del día siguiente en una estación específica, utilizando datos de previsión meteorológica, datos históricos de producción de energía y los principios de. Al aplicar este modelo a una estación fotovoltaica en China con una capacidad de 20 kW y sus resultados demuestran que el modelo de predicción propuesto es eficaz y prometedor para sistemas fotovoltaicos conectados a la red.

2.2.4. Tecnologías y herramientas de adquisición de datos

2.2.4.1. Sistema de adquisición de datos

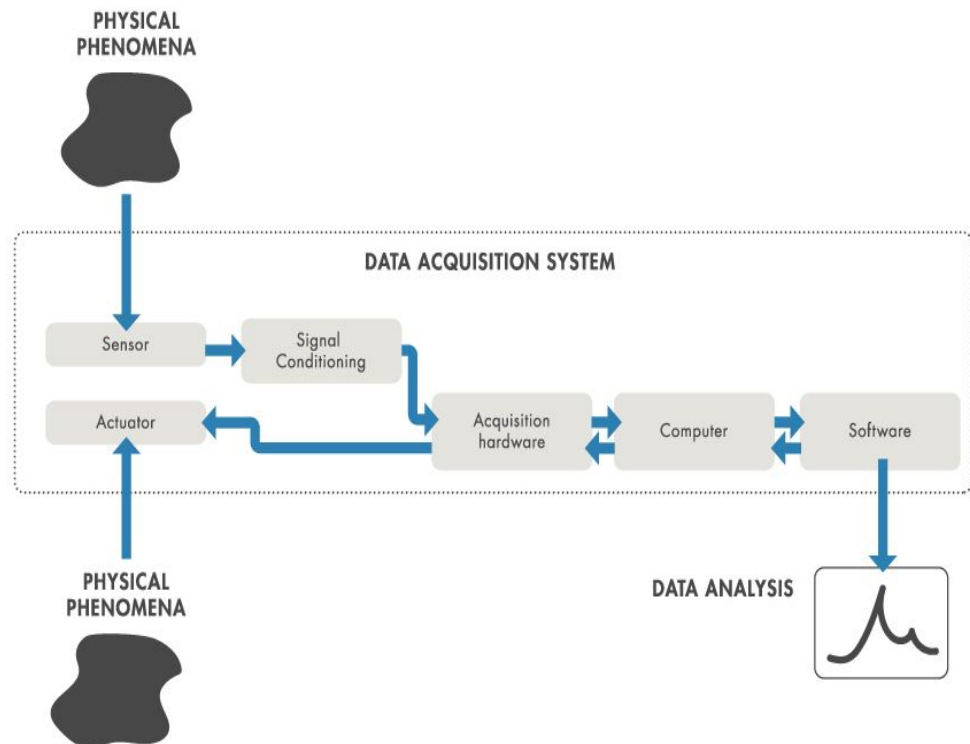
Los sistemas de adquisición de datos constituyen una herramienta esencial en el ámbito de la investigación y la ingeniería, ofreciendo la recolección y análisis de información proveniente de diversas fuentes. En su esencia, estos sistemas permiten capturar señales de voltaje, corriente, potencia y otros parámetros físicos, convirtiéndolos en datos digitales que pueden ser procesados por una computadora. Esta tecnología es utilizada en una amplia gama de industrias, desde la automotriz hasta la tecnología láser, debido a sus múltiples beneficios y versatilidad. En la práctica, existen diferentes tipos de sistemas de adquisición de datos, cada uno con sus características específicas. Algunos son dispositivos multipropósito, diseñados con una configuración todo en uno que los hace adecuados para una variedad de aplicaciones. Por otro lado, están los dispositivos de propósito único, enfocados en medir datos específicos para situaciones particulares. Esta diversidad permite a los investigadores y profesionales de diversas áreas seleccionar el sistema más adecuado para sus necesidades



específicas. La importancia de estos sistemas radica en su capacidad para mejorar el proceso de recolección de datos de manera eficiente y precisa. Además de capturar señales, también ofrecen acondicionamiento de señales, lo que significa que pueden ajustar y preparar las señales eléctricas para un procesamiento más efectivo. Esto resulta fundamental en entornos donde la precisión y la fiabilidad de los datos son críticas, como en pruebas de laboratorio o monitoreo en tiempo real. Esta eficiencia se traduce en ahorros de tiempo y recursos, especialmente en comparación con métodos manuales de recolección de datos. En términos de seguridad de datos, estos sistemas juegan un papel crucial. Al automatizar el proceso de captura de datos, reducen significativamente la posibilidad de errores humanos. Además, al ofrecer un acceso más fácil y rápido a los datos, mejoran la disponibilidad de información para los usuarios, lo que resulta en una toma de decisiones más informada y oportuna. Otro aspecto destacado de los sistemas de adquisición de datos es su capacidad para ser utilizados en entornos remotos o de difícil acceso. Esto permite a los investigadores realizar mediciones en lugares donde la interacción directa no es posible o segura. Ya sea en la exploración de terrenos peligrosos o en la monitorización de condiciones ambientales extremas, estos sistemas ofrecen una solución confiable y segura (*Data Acquisition Systems*, 2024).

Figura 3

Diagrama de flujo de un sistema de adquisición de datos



Nota: tomado de (MathWorks, 2024)

2.2.4.2. Instrumentación para recolección de datos

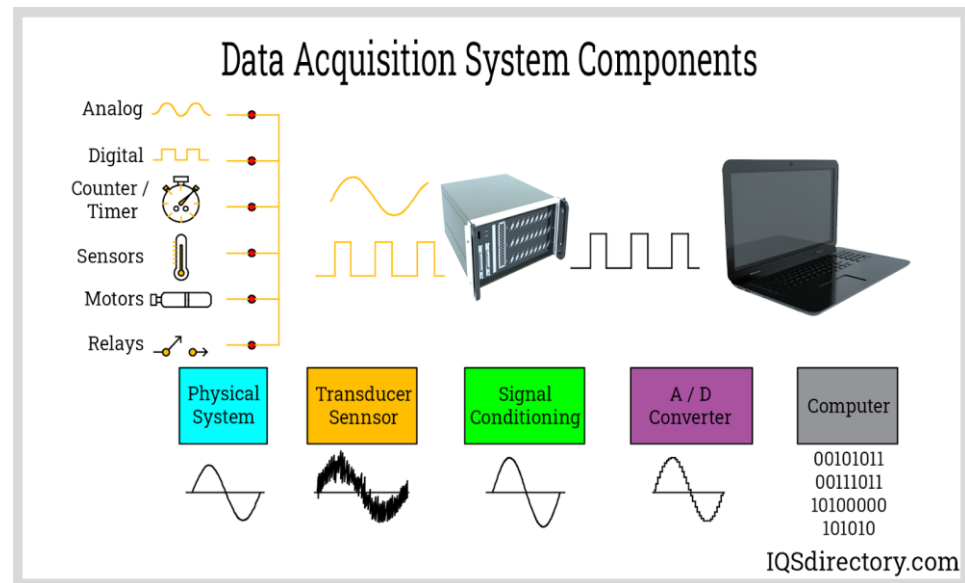
El primer paso en el proceso de captura de información es determinar qué fenómenos físicos o características físicas se van a medir. Aspectos como el voltaje, la corriente, la luminosidad, la temperatura, el flujo de líquidos y la fuerza son ejemplos de elementos que se suelen tener en cuenta en un Sistema de Adquisición de Datos (SAD). Independientemente del tipo de propiedad física que se vaya a medir, lo primero que se debe hacer es convertir el estado físico a una forma que un sistema SAD pueda procesar.

Generalmente este proceso de conversión se realiza mediante sensores. Un sistema de adquisición de datos, que es un conjunto de

software y hardware, permite medir o controlar las propiedades físicas de los objetos en el mundo real. Un sistema SAD completo incluye hardware SAD, sensores, actuadores, equipo para el acondicionamiento de señales y una computadora que ejecuta el software SAD.

Figura 4

Componentes del sistema de adquisición de datos



Nota: tomado de (*Data Acquisition Systems*, 2024)

2.2.4.3. Sensores

Según Maloy (2023), un sensor se define como un dispositivo capaz de detectar y medir magnitudes físicas o químicas y convertirlas en señales eléctricas. Estas señales son procesadas por otros componentes electrónicos para su posterior utilización y análisis. En este sentido, los sensores desempeñan un papel fundamental en la adquisición de datos, ya que permiten obtener información relevante sobre el entorno en el que se encuentran.



Para comprender mejor cómo funcionan los sensores electrónicos, es necesario tener en cuenta la explicación proporcionada por Rodríguez (2023). Según este autor, los sensores emplean diversos principios físicos, como el efecto piezoeléctrico o el efecto capacitivo, para detectar y medir la variable de interés. Estas variables pueden incluir temperatura, presión, nivel, flujo, posición, entre otras. Una vez que el sensor ha capturado la magnitud, la convierte en una señal eléctrica que puede ser interpretada y procesada por otros circuitos.

Es importante destacar que los sensores electrónicos se utilizan en una amplia gama de aplicaciones, tanto en el ámbito industrial como en el de consumo. Por ejemplo, en el campo de la energía solar fotovoltaica, existen sistemas fotovoltaicos que utilizan sensores para monitorear y controlar diversos parámetros. Estos sensores son utilizados para medir la radiación solar incidente, la temperatura de los paneles solares, la corriente y tensión generadas por los módulos fotovoltaicos, entre otros. Así pues la información recopilada por estos sensores es fundamental para optimizar el rendimiento y la eficiencia de los sistemas fotovoltaicos, permitiendo un seguimiento de los patrones que nos ofrecen la generación de energía solar, así mismo brindando información temprana de posibles fallas o problemas de operación. De esta manera, los sensores se convierten en componentes esenciales para garantizar el funcionamiento óptimo y maximizar el aprovechamiento de la energía solar en los sistemas fotovoltaicos.

Por otro lado, Corona et al. (2015) menciona que los sensores están estrechamente ligados a la de transductor, ya que un sensor siempre emplea un transductor. Sin embargo, la diferencia principal entre un transductor y



un sensor es que el sensor no solo cambia el dominio de la variable física medida, sino que también proporciona una salida que es útil para un sistema de medición. De esta manera, un sensor se define como un dispositivo de entrada que proporciona una salida manipulable de la variable física medida. A diferencia de un transductor, el sensor solo puede actuar como un dispositivo de entrada, ya que siempre sirve de intermediario entre la variable física y el sistema de medición. Por lo tanto, un sensor no solo debe transformar la energía, sino que debe tener el dominio adecuado. Actualmente, los sensores generan señales eléctricas en su salida, ya sean analógicas o digitales, porque este tipo de dominio físico es el más comúnmente utilizado en los sistemas de medición actuales. Los sensores pueden clasificarse de diversas maneras, pero las más comunes son según el tipo de variable que miden o el principio de transducción que utilizan.

2.2.4.3.1. Sensor de corriente

Desde la perspectiva de Corona et al. (2015) un sensor de corriente es un dispositivo diseñado para medir la intensidad de la corriente eléctrica que fluye a través de un circuito. Este tipo de sensores es crucial en aplicaciones donde es necesario monitorear y controlar el flujo de corriente para asegurar el correcto funcionamiento de los sistemas eléctricos y electrónicos. Los sensores de corriente funcionan mediante diferentes principios, como el efecto Hall, la inducción electromagnética o la resistencia de derivación, cada uno adecuado para distintas aplicaciones según las características específicas de la corriente a medir. Asimismo, señalaron que los sensores de corriente son fundamentales en la



implementación de proyectos con plataformas de desarrollo como Arduino. Estos sensores permiten a los microcontroladores obtener datos precisos sobre el flujo de corriente, lo cual es esencial para aplicaciones que van desde el monitoreo del consumo energético hasta la protección de circuitos contra sobrecargas. Dicho de otro modo, los sensores de corriente permiten a los sistemas automatizados procesar información crítica sobre el estado de los circuitos eléctricos, facilitando la toma de decisiones en tiempo real para mantener la eficiencia y seguridad operativa.

2.2.4.3.2. Sensor de voltaje

Un sensor de voltaje es un aparato que detecta y mide el voltaje en un circuito eléctrico. Estos sensores se utilizan en diversas aplicaciones, como el monitoreo y control de equipos y maquinaria. Existen varios tipos de sensores de voltaje que operan de diferentes maneras.

Electromagnético. Este tipo de sensor emplea un campo electromagnético para identificar variaciones en el voltaje. Cuando el sensor se expone a una corriente eléctrica, genera un campo magnético que induce corrientes en conductores cercanos, como cables o placas de circuitos, que son lo suficientemente sensibles para detectar estas variaciones. Este tipo de sensor suele emplearse con microcontroladores, ya que pueden medir fácilmente los cambios en los campos electromagnéticos a su alrededor con la ayuda de convertidores analógicos a digitales integrados (ADC) (Fiix, s/f).



2.2.5. Microcontrolador

Un microcontrolador es un dispositivo electrónico compacto que integra en un solo chip un procesador, memoria y periféricos de entrada/salida. Está diseñado para realizar tareas específicas dentro de sistemas embebidos, como la adquisición, el procesamiento y el control de datos en tiempo real. Los microcontroladores son ampliamente utilizados en aplicaciones que requieren bajo consumo de energía, alta eficiencia y funcionalidad dedicada, como la automatización, monitoreo ambiental, sistemas de control industrial y dispositivos electrónicos de consumo.

2.2.6. Almacenamiento de datos

El almacenamiento de datos, se refiere a la captura y retención de datos generados por dispositivos, sensores o procesos, utilizando herramientas como discos duros, tarjetas de memoria, servidores o servicios en la nube.

Este proceso es esencial en proyectos de adquisición de datos, donde la información capturada en tiempo real necesita ser almacenada para su procesamiento y análisis posterior. El almacenamiento puede ser temporal, para transferir datos a otro sistema, o permanente, cuando se requiere mantener un historial completo de las mediciones o eventos registrados. Su implementación depende de factores como la capacidad requerida, velocidad de acceso y confiabilidad del medio utilizado.

2.2.7. Modelos y métodos de predicción de producción energética

En los últimos años la investigación en modelos y técnicas de inteligencia artificial (IA) para la predicción de la producción energética de sistemas de



energías renovables ha avanzado notablemente. En el contexto de la creciente demanda de estas fuentes de energía, como los sistemas fotovoltaicos, la precisión en la predicción de la producción de energía se ha convertido en un aspecto fundamental. Así pues, la integración de técnicas de la IA y aprendizaje automático (Machine Learning) han trascendido en este campo, posibilitando el análisis de grandes volúmenes de datos registrados de estos sistemas y la identificación de patrones complejos que uno se topa como el comportamiento no lineal de las variables. Las técnicas o métodos como la regresión multivariable, redes neuronales y el aprendizaje profundo (Deep Learning) son candidatos para resolver este tipo de tareas, a diferencia de los modelos tradicionales, como los basados en métodos estadísticos o físicos, que son limitadas debido a su capacidad para manejar relaciones complejas. Estos avances son esenciales para la planificación y operación eficiente de los sistemas eléctricos que utilizan energías renovables. Gracias a estas innovaciones, es posible gestionar de mejor forma la producción de energías, optimizando así su rendimiento y fiabilidad.

2.2.7.1. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) ha evolucionado desde un concepto primitivo a un sistema complejo y flexible capaz de alcanzar objetivos y tareas mediante una adaptación flexible.

Gómez (2024) discute el surgimiento y crecimiento exponencial de la IA desde la Segunda Guerra Mundial, destacando su trascendencia en diversas áreas científicas. Proporciona información sobre el desarrollo de la IA, comenzando con la prueba de Turing y el término “inteligencia artificial” acuñado por John McCarthy en 1955 así mismos describe el

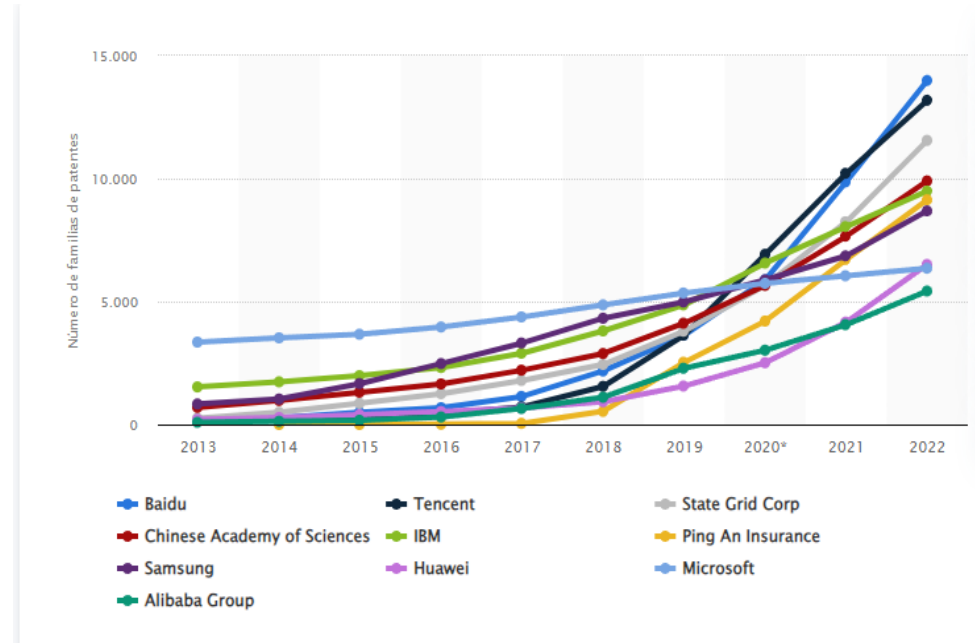


aumento de las publicaciones científicas relacionadas con la IA, con un aumento notable de 16,851 publicaciones en 2000 a 51,085 en 2018, lo que demuestra el creciente interés y la investigación en este campo. Por otro lado, hace hincapié en la distribución mundial de la investigación sobre IA, señalando que China ha sido líder en el número de publicaciones desde 2005. En los años 2014 al 2018 los investigadores de este país, contribuyeron con el 25% de todas los trabajos publicados en la materia, seguida de Estados Unidos con el 15% e india ocupando el tercer orden, lo que indica la amplia participación y contribuciones de investigadores de estos países. También destaca las aplicaciones prácticas de la IA en diversos dominios científicos como el diagnóstico, la imagen, la cirugía, la escritura, las publicaciones científicas y entre otros demostrando los usos diversos e impactantes de la IA en el avance de diferentes campos.

Así mismo, las empresas que lideran en el ámbito de las patentes de inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automático han mostrado un crecimiento significativo en sus registros de patentes. Este fenómeno refleja la creciente importancia de la IA en diversas industrias y la intensa competencia en el desarrollo de tecnologías innovadoras. Fernández (2024) presenta gráficamente un análisis sobre el crecimiento de patentes en el ámbito de la inteligencia artificial (IA) a lo largo del tiempo, se examinaron las tendencias de registro de patentes y su evolución entre los años 2013 al 2024. Las bases teóricas que utilizo se fundamentaron en la observación de datos proporcionados por diversas fuentes autorizadas, en la Figura 5 se detalla el panorama de las empresas con mayor número de patentes en IA y aprendizaje automático.

Figura 5

Principales empresas con patentes activas en IA y aprendizaje automático



Nota: tomado de (Fernández, 2024)

Fernández (2024) señala que, hacia finales de 2022, Tencent se posicionó como la segunda empresa a nivel mundial con el mayor número de patentes activas en los campos mencionados. Esta empresa se ubicó en una posición muy cercana a Baidu, que ocupaba el primer lugar en el ranking global. La competitividad entre estas dos empresas se reflejó en el hecho de que Baidu superó significativamente a Huawei, la cual se encontraba en la octava posición, con un número de patentes considerablemente menor.

Este aumento en la actividad de patentes es un indicador claro de cómo la IA se ha convertido en un componente esencial para la innovación y la competitividad en el mercado.

2.2.7.2. Machine learning

Mahesh (2020) define machine learning (ML) como el estudio científico de algoritmos y modelos estadísticos que permiten a los sistemas informáticos realizar tareas específicas sin necesidad de ser programados explícitamente para ello. Según el autor, estos algoritmos de aprendizaje son fundamentales en diversas aplicaciones que utilizamos a diario, como los motores de búsqueda en internet. Uno de los mayores beneficios del ML es que, una vez que un algoritmo ha aprendido cómo manejar los datos, puede realizar su trabajo de manera automática. Además señala que no existe un algoritmo único que sea aplicable a todos los problemas, ya que la elección del algoritmo depende del tipo de problema a resolver y de las variables involucradas.

2.2.7.3. Tipos de Machine Learning

2.2.7.3.1. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje automático supervisado es una forma de enseñar a las computadoras a aprender con ejemplos. Al igual que un ser humano puede reconocer un libro después de haber sido enseñado previamente las características de este un libro, de manera similar las máquinas aprenden a identificar objetos basándose en las características que se les proporcionan. Cuanto más precisas sean estas características, mejores serán las predicciones realizadas por la computadora. Existen dos enfoques principales dentro del aprendizaje supervisado: la clasificación, que consiste en agrupar elementos dentro de categorías predefinidas, como reconocer si una imagen es de un perro o un gato; y la regresión, que se



utiliza cuando se busca predecir valores continuos, como los ingresos mensuales o las ventas diarias (Pandey et al., 2022).

2.2.7.3.2. Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje automático no supervisado se aplica cuando los datos utilizados para entrenar no están etiquetados ni clasificados. Los algoritmos de este tipo de aprendizaje intentan descubrir patrones ocultos o relaciones entre los puntos de datos sin la necesidad de que se les proporcione una respuesta correcta. A diferencia del aprendizaje supervisado, donde el objetivo es llegar a un resultado específico, el enfoque no supervisado se centra en analizar los datos para encontrar patrones que no son evidentes. Uno de los métodos más comunes dentro de este enfoque es el algoritmo de "K-medias", el cual agrupa los datos en conjuntos con atributos similares. Este tipo de aprendizaje resulta útil para la exploración de datos en los que no se dispone de información previa estructurada o clasificada, permitiendo que el algoritmo determine los patrones por sí mismo (Pandey et al., 2022).

La ventaja del aprendizaje no supervisado es una herramienta poderosa para el análisis exploratorio de datos, ya que puede ayudar a descubrir patrones que no se conocen previamente, facilitando la toma de decisiones basadas en datos

2.2.8. Lenguajes de programación

El lenguaje de programación es una herramienta en el desarrollo de software, permitiendo a los programadores comunicar instrucciones a las computadoras para implementar algoritmos y resolver problemas. Además el



lenguaje de programación puede variar desde lenguajes de bajo nivel, como el código máquina, hasta lenguajes de alto nivel, como Python y Java, que son independientes del hardware y se traducen mediante compiladores o intérpretes (Lebak, 2008).

2.2.8.1. Python en inteligencia Artificial

Para experimentar con los conceptos fundamentales de IA, es necesario un lenguaje de programación que admita la inteligencia artificial. Python es uno de los lenguajes de programación más adecuados para la IA debido a varias razones. En primer lugar, es un lenguaje de alto nivel, lo que significa que omite detalles como la gestión de memoria o el uso de punteros, permitiendo a los programadores enfocarse en la lógica del código sin preocuparse por aspectos técnicos. Además, Python es compatible con diversas plataformas, lo que lo hace versátil para diferentes entornos de desarrollo. Una de las características más destacadas de Python es su enfoque en la experiencia del desarrollador, lo que lo convierte en una opción popular entre los programadores. De hecho, según una encuesta de desarrolladores realizada en 2018 por <https://www.hackerrank.com>, Python es el lenguaje más preferido entre los desarrolladores de software, gracias a su simplicidad y facilidad de lectura. Esto lo hace ideal para el desarrollo rápido de aplicaciones, especialmente en el campo de la inteligencia artificial y la ciencia de datos, su principal ventaja de otros lenguajes como R es la eficiencia de la memoria, ya que Python maneja grandes bases de datos esenciales en la IA (Nagy, 2018).

CAPITULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. UBICACIÓN

La investigación se llevó a cabo en la ciudad de Puno, ubicada al sur de Perú, a una altitud de aproximadamente 3,869 metros sobre el nivel del mar con coordenadas (15.8350°S, 70.0185°W), la ciudad de Puno es uno de los lugares ideales para estudiar sistemas fotovoltaicos debido a su alta radiación solar y su clima característico.

Figura 6

Ubicación de la investigación



Nota: generado y tomado de Google Map.

Es importante mencionar que puede existir variación, tanto en las coordenadas y la altitud, como en las figuras donde se incluyen estos datos importantes que dan la autenticidad de la ubicación donde fueron tomadas estas imágenes. Esta variación se debe a la limitación de precisión del sistema GPS en dispositivos móviles. El GPS tiene mayor precisión en las coordenadas horizontales (latitud y longitud), pero la precisión vertical



(altitud) presenta un margen de error de ± 5 a 10 metros. Factores como la calidad de la señal de los satélites, obstáculos ambientales (árboles, edificios o nubes) y pequeñas variaciones en la posición del dispositivo afectan la precisión. Estas fluctuaciones son normales y esperables en dispositivos móviles.

3.2. MATERIALES

3.2.1. Paneles solares

En la presente investigación se usó dos módulos de panel solar de tecnología policristalino de 100W, estos dispositivos son diseñados para la conversión de energía solar en energía eléctrica. Los paneles cuentan con un marco de aluminio, resistente a la corrosión, y vidrio templado de baja reflexión para protección contra impactos y condiciones climáticas adversas. Además, incluye una caja de conexiones con protección IP65 y conectores para facilitar la instalación de los sistemas. Estos paneles tienen las mismas dimensiones (1000X450mm).

Figura 7

Instalación de los paneles solares



Nota: Elaborado por los investigadores

3.2.2. Escuadra con ángulo de precisión

Esta escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada es una herramienta indispensable para trabajos que requieren alta exactitud en la medición de ángulos. Construida con materiales resistentes, ofrece durabilidad y versatilidad en diversas aplicaciones. Su diseño incluye una regla graduada, un brazo ajustable y un transportador, permitiendo marcar y transferir ángulos con facilidad. Ideal para carpintería, metalurgia y construcción.

Figura 8

Escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada



3.2.3. Laptop

La laptop utilizada es un equipo marca HP, equipada con un procesador Intel Core i7-7700HQ de cuatro núcleos y ocho hilos, con una frecuencia base de 2.80 GHz. Cuenta con 16 GB de RAM, lo que permite un rendimiento óptimo en tareas de análisis de datos, modelado y programación. Opera bajo un sistema operativo de 64 bits en arquitectura x64, lo que asegura compatibilidad con software avanzado. Es un equipo diseñado para productividad, aunque no dispone de entrada táctil o lápiz digital.

3.2.4. Sensor de corriente ACS712 30A

El sensor ACS712 se utilizó para medir corriente continua (DC) generada por los paneles solares, el rango de medición de este sensor es de 0 a 30A. Es un sensor de corriente invasivo que proporciona una salida analógica proporcional a la corriente que circula a través de él.

Figura 9

Sensor de corriente ACS712



Especificaciones:

- Rango de medición: ± 30 A
- Salida: Señal analógica
- Sensibilidad: 66 mV/A
- Alimentación: 5V
- Modelo: ACS712 30

3.2.5. Sensor de voltaje DC FZ0430

Este sensor es utilizado para medir voltajes en corriente continua. Es ideal para sistemas de monitorización de energía en paneles solares, proporcionando una salida analógica proporcional al voltaje medido.

Figura 10

Sensor de voltaje DC FZ0430



Especificaciones:

- Rango de medición: 0V a 25V
- Salida: Señal analógica proporcional al voltaje medido
- Alimentación: 5V
- Precisión: $\pm 1\%$ del valor medido

3.2.6. Módulo micro SD card

Estos módulos permiten almacenar datos capturados en una tarjeta microSD, permitiendo la grabación de mediciones para su posterior análisis. Ideal para almacenar y registrar datos de cualquier sistema aislado.

Figura 11

Módulo micro SD card





Especificaciones:

- Soporte para tarjetas microSD
- Interfaz: SPI (Serial Peripheral Interface)
- Alimentación: 3.3V / 5V

3.2.7. Memorias microSD Kingston

Las memorias microSD Kingston Canvas Select Plus™ son parte de la generación de memorias SD, ofrecen velocidades de hasta 100MB/seg (lectura) y 85MB/seg (escritura) superiores a la generación anterior (Canvas Select), lo que mejora el rendimiento y capacidad para cargar más rápido las aplicaciones, archivos. Compatible con Arduino y demás plataformas de desarrollo.

Especificaciones:

- Capacidad de almacenamiento: 64GB
- Fabricante: Kingston
- Velocidad Clase 10
- Formatos soportados: FAT32 y exFAT
- Voltaje operación: 3.3V DC

3.2.8. Arduino nano

El Arduino Nano es una placa de desarrollo compacta y versátil basada en el microcontrolador ATmega328P. El diseño compacto lo hacen ideal para la presente investigación por su portabilidad y aplicaciones que se pueden desarrollar.

Especificaciones:



- Modelo: Arduino Nano
- Microcontrolador basado en el ATmega328,
- 14 pines digitales de entrada/salida, 8 entradas analógicas
- frecuencia de operación de 16 MHz.

3.2.8.1. Software Arduino IDE

El software empleado para la adquisición de los datos se basa en la plataforma de desarrollo de Arduino IDE, utilizando librerías específicas para la lectura de los sensores. El software utilizado es: Arduino IDE de Versión: 2.3.2

3.2.9. Google Colab

Google Colab es una plataforma basada en la nube que permite ejecutar notebooks Jupyter sin configuraciones complejas ni equipos de alto rendimiento. Ofrece acceso gratuito a recursos como GPU y TPU, con herramientas preinstaladas para análisis de datos y machine learning. Es accesible desde cualquier dispositivo, permite colaboración en tiempo real e integración con Google Drive. En este proyecto de tesis, se utilizó Google Colab para procesar y analizar datos recolectados, implementando modelos predictivos y visualizaciones con eficiencia y facilidad.

3.3. ENFOQUE METODOLÓGICO

En la presente investigación se adopta un enfoque cuantitativo, dado que se basa en la recopilación y análisis de datos numéricos para estudiar el fenómeno de generación de energía eléctrica en sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Este enfoque se centra en medir variables clave como la hora del día, ángulo de inclinación,



de voltaje, la corriente y la potencia generada, datos que son obtenidos mediante sensores electrónicos de alta precisión conectados a un sistema de adquisición basado en Arduino.

El enfoque cuantitativo permite realizar un análisis objetivo y reproducible, ya que se fundamenta en datos medibles y verificables. En este caso, los datos recolectados se procesan y analizan utilizando técnicas estadísticas avanzadas, como la regresión multivariable, que posibilitan identificar patrones y relaciones entre las variables estudiadas.

3.3.1. Comprensión del contexto y preparación de los datos

En esta fase, se identifican las características y los desafíos de la producción de energía eléctrica en sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Se recolectaron datos de variables de dos sistemas fotovoltaicos (voltaje, corriente, potencia, entre otros), considerando las variaciones en los ángulos de inclinación. En esta etapa, se analiza y procesa la información para adecuarla al análisis de regresión multivariable.

3.3.2. Modelo para la predicción

Para la predicción, se emplearán un modelo de regresión multivariable OLS este modelo aplicará los datos procesados para determinar la precisión y el grado de predictibilidad en la producción de energía.

3.3.3. Evaluación del Modelo

En este modelo se realizará utilizando métricas específicas (como RMSE, MAE y R^2) y se generarán gráficos interpretativos para evaluar el comportamiento del modelo en función de los datos obtenidos.

3.4. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

El tipo de diseño de investigación se fundamenta en un enfoque cuantitativo, de tipo experimental (que administran estímulos o tratamientos y/o intervenciones), experimento puro con manipulación intencional de variables (independientes). Este diseño permite manipular las dos variables independientes, la capacidad predictiva del modelo OLS y el ángulo de inclinación. enfocándose en averiguar los datos suministrados por el panel, (sistema adquisición de datos) para luego predecir el nivel de producción de energía eléctrica con la regresión multivariable aplicando el modelo OLS.

De acuerdo con Sampieri et al. (2014), esta investigación se encuentra dentro de un diseño experimental, dado que se realiza en un momento (un mes). La recolección de datos se realiza mediante la adquisición continua de datos en tiempo real, permitiendo una visión detallada del comportamiento de dos sistemas fotovoltaicos.

3.4.1. Variables

Variable 01. Sistemas fotovoltaicos con factores o características en la producción de la energía eléctrica:

- Voltaje_DC (V): Voltaje en corriente directa generado por el sistema fotovoltaico.
- Corriente_DC (A): Corriente de salida del sistema de corriente directa.
- Ángulo de inclinación (grados): Ángulo al cual están posicionados los paneles solares (15° y 25°), que afecta la captación de luz solar.
- Fecha y Hora: Variables temporales que se utilizarán para observar posibles patrones estacionales y diarios en la producción de energía.



- Potencia (W): Esta es la variable de respuesta y representa la producción de energía eléctrica generada por los sistemas fotovoltaicos. Será utilizada para evaluar la capacidad predictiva de los modelos.

Variable 02. Nivel de predicción con el uso de regresión multivariable en la producción de potencia; con el modelo (OLS): Este modelo será evaluado para determinar la precisión en la predicción de la Potencia. Para evaluar este modelo, se utilizarán métricas de precisión como MSE, RMSE, MAE y el coeficiente de determinación (R^2), lo que permitirá realizar una comparación directa en función de la capacidad de cada modelo para predecir la potencia bajo las condiciones de las variables independientes.

3.5. POBLACIÓN Y MUESTRA

3.5.1. Población

La población del estudio para esta investigación está constituida por todos los datos que se registraron de los sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación ubicados en las mismas condiciones ambientales, geográficas y ubicados en el mismo lugar (ciudad de Puno).

3.5.2. Muestra

La muestra se compone de datos recolectados cada minuto durante las horas de operación activa de los sistemas fotovoltaicos, desde las 5:30 a.m. hasta las 6:30 p.m., durante un mes (mayo-2024). La muestra refleja las condiciones reales de operación en dos sistemas fotovoltaicos con ángulos de inclinación de 15° y 25° , representando un total de 13 horas de datos por día y cerca de 780 registros diarios para cada sistema. Esta frecuencia y periodo de muestreo son

suficientes para realizar un análisis predictivo, ya que capturan variaciones significativas en la producción de energía a lo largo del día y del mes. Cabe mencionar que en esta investigación el tamaño de la muestra será similar a la de la población.

3.6. TÉCNICA DE INVESTIGACIÓN

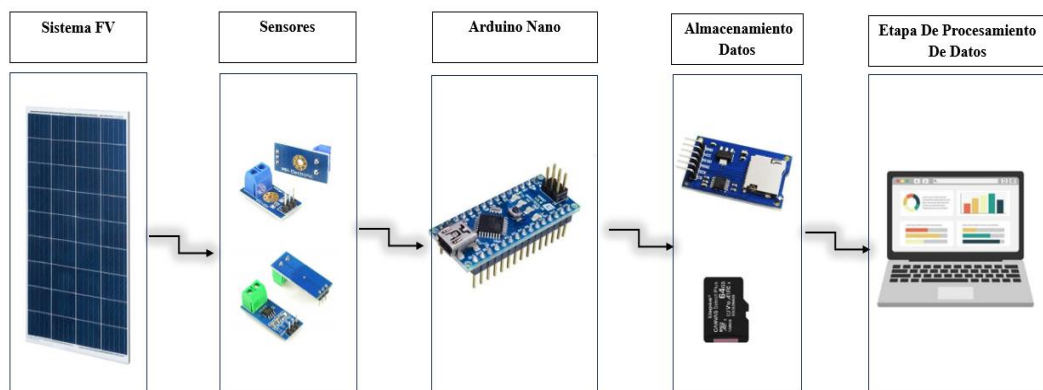
Es el proceso o técnica por el cual se logra ver el dato que queremos recoger y la técnica de investigación utilizada para la presente investigación es la observación.

3.6.1. Instrumento de recolección de datos

El instrumento utilizado es el registro de datos mediante un sistema de adquisición de datos (SAD) programado para registrar las variables de los sistemas fotovoltaicos en intervalos de un minuto. Las variables registradas incluyen la fecha, hora, voltaje en corriente directa (Voltaje_DC), corriente de salida en corriente directa (Corriente_DC), potencia (Potencia W), y el ángulo de inclinación del panel (Ángulo de inclinación).

Figura 12

Etapas del sistema de adquisición de datos (SAD)



Nota: esquema del SAD implementado

3.6.2. Sistema de registro de datos

Para los sistemas fotovoltaicos con ángulos de inclinación de 15° y 25°, orientados al noreste, se realizó un monitoreo continuo durante su operación activa, desde las 5:30 a.m. hasta las 6:30 p.m., en mayo. La orientación y ajustes consideraron las condiciones estacionales, manteniéndose ambos sistemas en posición estática. Esta configuración permitió registrar las variaciones de generación de energía a lo largo de un día completo, es decir se capturaron los datos durante la luz solar, desde los primeros minutos de radiación hasta el final de la tarde.

Tabla 1

Primeros datos registrados del panel solar con 15 grados de inclinación

Fecha	Hora	Voltaje _DC	Corriente _DC	Potencia _Activa	Ángulo de _inclinación
1/05/2024	05:31:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:32:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:33:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:34:00	0.3663	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:35:00	0.4121	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:36:00	0.4666	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:37:00	0.5302	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:38:00	2.0264	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:39:00	2.3305	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:40:00	2.7327	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:41:00	3.1946	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:42:00	3.7504	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:43:00	4.6666	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:44:00	1.1106	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:45:00	0.9973	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:46:00	1.3555	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:47:00	2.8535	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:48:00	8.4583	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:49:00	7.7990	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:50:00	11.7611	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:51:00	6.2613	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:52:00	5.7327	0.0000	0.0000	15



Fecha	Hora	Voltaje _DC	Corriente _DC	Potencia _Activa	Ángulo de _inclinación
1/05/2024	05:53:00	8.8807	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:54:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:55:00	10.4994	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:56:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:57:00	7.9809	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:58:00	1.3457	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:59:00	2.6592	0.0000	0.0000	15

Nota: se muestra los primeros datos registrados a lo largo un mes del panel policristalino de 100w con un ángulo de 15 grados de inclinación

Tabla 2

Primeros datos registrados del panel solar con 25 grados de inclinación

Fecha	Hora	Voltaje _DC	Corriente _DC	Potencia _Activa	Ángulo de _inclinación
1/05/2024	05:31:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:32:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:33:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:34:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:35:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:36:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:37:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:38:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:39:00	0.70000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:40:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:41:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:42:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:43:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:44:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:45:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:46:00	0.9699	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:47:00	1.5847	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:48:00	5.2075	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:49:00	5.1914	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:50:00	9.3186	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:51:00	18.7770	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:52:00	19.0749	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:53:00	17.1340	0.0585	1.0058	25
1/05/2024	05:54:00	19.7273	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:55:00	18.2404	0.0657	1.1907	25
1/05/2024	05:56:00	18.7888	0.0643	0.0000	25
1/05/2024	05:57:00	20.2631	0.0000	1.0539	25



Fecha	Hora	Voltaje _DC	Corriente _DC	Potencia _Activa	Ángulo de _inclinación
1/05/2024	05:58:00	18.6953	0.0807	0.0000	25
1/05/2024	05:59:00	20.4712	0.0000	0.0000	25

Nota: se muestra los primeros datos registrados a lo largo un mes del panel policristalino de 100w con un ángulo de 25 grados de inclinación

Los registros de los datos de valores como voltaje o corriente igual a cero que se aprecian en la Tabla 1 y 2 se deben principalmente a las condiciones ambientales que afectan la captación de energía solar. A primeras horas del día, la irradiancia solar es insuficiente para generar energía eléctrica. Esto provoca que el voltaje sea muy bajo o cero, ya que el panel no recibe suficiente luz solar. Así mismo, el registro en la corriente sea cero es porque no hay flujo de electrones en el sistema fotovoltaico. Otro aspecto es también a las limitaciones del sistema de adquisición de datos o tolerancias del sensor, que registran valores cercanos a cero cuando la energía generada es mínima.

Los datos se toman desde las 5:30 AM porque a esa hora comienza a aparecer la primera luz solar, permitiendo registrar los efectos de la irradiancia desde el amanecer. Es importante capturar el inicio de la generación de energía y observar cómo el sistema fotovoltaico responde a niveles bajos de irradiancia. Además, es importante analizar el patrón completo del ciclo diario, desde que inicia la captación hasta su punto máximo y luego el descenso, para lograr una mejor precisión en la predicción con la regresión multivariable.

Es importante tomar los datos a partir de la 5:30 AM, porque si los datos se tomaran solo desde las 6:00 AM, se perdería información importante del inicio del proceso, lo cual podría afectar la comprensión de las transiciones de irradiancia y la predicción global del modelo.



En las tablas siguientes se muestran los datos promedios por día de los Sistemas Fotovoltaicos, cabe mencionar que estos datos fueron exportados previamente a un formato de una Hoja de Cálculo Excel.

Tabla 3

Valores promedios por día con ángulo de inclinación de 15 grados

Fecha	Promedio de Voltaje_DC	Promedio de Corriente_DC	Promedio de Potencia
01/05/2024	16.8261	2.3169	43.3764
02/05/2024	16.8709	2.375	44.9688
03/05/2024	17.0996	2.4288	45.5436
04/05/2024	16.8625	2.4715	46.2892
05/05/2024	16.8726	2.0987	39.4657
06/05/2024	16.7216	2.4442	45.3022
07/05/2024	16.965	1.8104	34.4169
08/05/2024	17.2712	1.8159	34.542
09/05/2024	17.0658	1.973	36.7422
10/05/2024	17.1576	2.4664	45.5211
11/05/2024	17.1412	2.4684	45.809
12/05/2024	17.1554	2.9229	53.9509
13/05/2024	17.0881	2.9384	53.8392
14/05/2024	16.8323	2.9313	53.4254
15/05/2024	16.9096	2.9648	54.3639
16/05/2024	17.0437	3.0051	55.2653
17/05/2024	17.1309	3.0269	55.5658
18/05/2024	17.3247	2.9354	54.7654
19/05/2024	17.1305	2.911	53.9618
20/05/2024	17.1883	2.9773	54.8087
21/05/2024	17.3316	3.0209	55.5665
22/05/2024	17.2732	2.9361	54.0127
23/05/2024	17.2188	3.2378	59.4811
24/05/2024	17.2334	3.2708	60.0531
25/05/2024	17.2151	3.3037	60.534
26/05/2024	16.7956	3.1668	57.6151
27/05/2024	17.0307	3.2932	59.9486
28/05/2024	17.2062	3.3626	62.2036
29/05/2024	17.2464	3.3133	60.7949
30/05/2024	17.0181	2.9635	54.4569
31/05/2024	16.8303	3.1466	56.9734
Promedio general	17.0664	2.7838	51.4056



Nota: valores promedios por día de Voltaje DC, Corriente DC y Potencia con ángulo de inclinación de 15 grados

Tabla 4

Valores promedios por día con ángulo de inclinación de 25 grados

Fecha	Promedio de Voltaje_DC	Promedio de Corriente_DC	Promedio de Potencia
01/05/2024	16.4739	2.5554	46.7473
02/05/2024	17.0399	2.5746	47.6841
03/05/2024	17.0159	2.657	49.3988
04/05/2024	16.6371	2.6704	48.6231
05/05/2024	17.0065	2.5553	47.0629
06/05/2024	16.9728	2.5932	47.6569
07/05/2024	16.9893	2.5476	47.3437
08/05/2024	16.8914	2.505	45.809
09/05/2024	17.2726	2.5121	46.8158
10/05/2024	16.7193	2.1021	38.8927
11/05/2024	17.1961	4.0422	72.3149
12/05/2024	16.8778	2.2984	42.5052
13/05/2024	16.8007	2.2554	41.5806
14/05/2024	16.9121	2.2129	41.017
15/05/2024	16.8911	2.2791	42.2746
16/05/2024	16.7632	2.2371	41.3682
17/05/2024	16.6715	2.2415	41.4812
18/05/2024	16.774	2.2587	41.4141
19/05/2024	16.7665	2.2926	42.7092
20/05/2024	16.9056	2.1562	40.2565
21/05/2024	16.7219	1.9897	37.0563
22/05/2024	16.9063	2.1035	39.267
23/05/2024	17.1476	2.0837	39.2398
24/05/2024	16.9192	2.0335	38.2609
25/05/2024	16.7718	2.1526	40.1514
26/05/2024	16.5429	2.0266	37.6488
27/05/2024	17.5451	3.0065	55.6419
28/05/2024	16.7815	1.9314	36.0408
29/05/2024	16.6827	1.9025	35.5102
30/05/2024	16.6907	1.8822	35.2769
31/05/2024	16.6524	1.7837	33.853
Promedio general	16.8689	2.3368	43.2533

Nota: valores promedios por día de Voltaje DC, Corriente DC y Potencia con ángulo de inclinación de 25 grados



3.6.3. Análisis de datos registrados

El análisis de datos permite examinar las características y patrones de los datos recolectados de los sistemas fotovoltaicos con ángulos de inclinación de 15° y 25° . el propósito es comprender las características de los datos recolectados y observar patrones o comportamientos importantes.

3.7. LIBRERÍAS PRINCIPALES UTILIZADAS

3.7.1. Pandas

Pandas es usado para la manipulación y estructuración de los datos y facilitar la lectura de archivos CSV o Excel y permite realizar operaciones como filtrado, agrupación y cálculo de estadísticas descriptivas.

3.7.2. NumPy

Esta librería es esencial para realizar operaciones matemáticas y manejo eficiente de matrices y arreglos, es necesarios para calcular estadísticas y también de gran utilidad para preparar los datos para el modelado.

3.7.3. Matplotlib y seaborn

Librerías de visualización de datos. Matplotlib se utiliza para generar gráficos básicos mientras que Seaborn permite crear gráficos más complejos como mapas de calor, gráficos de dispersión y gráficos de cajas (box plots) con una sintaxis simple y fáciles de interpretar.

3.7.4. sklearn.linear model

La librería sklearn.linear_model de Python es herramientas que se usa para implementar modelos de machine learning, regresión lineal multivariable, como

el algoritmo OLS (Ordinary Least Squares). Es utilizada para ajustar datos a una relación lineal, calcular coeficientes y métricas como el R^2 , facilitando el análisis predictivo y estadístico.

3.8. PROCESO DE VERIFICACIÓN DE DATOS REGISTRADOS

La Figura 13 presenta el código utilizado para importar las bibliotecas pandas, matplotlib.pyplot y seaborn, esenciales para el análisis y visualización de datos en Python. Estas herramientas permiten procesar la información recolectada de los sensores, crear gráficos descriptivos y analizar las relaciones entre las variables del sistema fotovoltaico estudiado.

Figura 13

Importación de las bibliotecas para el análisis y visualización de datos en Python

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

Nota: código en Python

La Figura 14 muestra el código empleado para cargar datos desde archivos Excel que contienen la información recolectada de dos paneles solares con inclinaciones de 15° y 25° .

Figura 14

Cargado de datos de en Archivo Excel

```
# Ruta de los archivos
file_15_grados_path = '/content/MAYO-15_grados.xlsx'
file_25_grados_path = '/content/MAYO-25_grados.xlsx'

# Leer los archivos
data_15_grados = pd.read_excel(file_15_grados_path)
data_25_grados = pd.read_excel(file_25_grados_path)
```

Nota: muestra el código para el cagado y lectura de los datos registrados en código Python

La Figura 15 muestra el código utilizado para visualizar las primeras 10 filas de los datos recolectados para los paneles solares con inclinaciones de 15° y 25°. Se emplea el método 'head(10)' de la biblioteca pandas para facilitar la revisión inicial de las características y estructura de los datos.

Figura 15

Visualización de las primeras 10 filas de los datos recolectados

```
# Mostrar primeras filas
print("\nPrimeras filas 15 grados:")
print(data_15_grados.head(10))

print("\nPrimeras filas 25 grados:")
print(data_25_grados.head(10))
```

Nota: código utilizado para visualizar las primeras filas de los datos recolectados

La Figura 16 presenta las primeras 10 filas de los datos del panel solar inclinado a 15°. Se incluyen columnas clave como fecha, hora, voltaje en corriente directa (DC), corriente en DC y potencia activa, las cuales son esenciales para el análisis del desempeño energético del sistema.

Figura 16

Primeras 10 filas de los datos del panel solar inclinado a 15°

```
Primeras filas 15 grados:
  Fecha      Hora  Voltaje_DC  Corriente_DC  Potencia_Activa  \
0 2024-05-01 05:31:00    0.0000    0.0000    0.0000
1 2024-05-01 05:32:00    0.0000    0.0000    0.0000
2 2024-05-01 05:33:00    0.0000    0.0000    0.0000
3 2024-05-01 05:34:00    0.3663    0.0000    0.0000
4 2024-05-01 05:35:00    0.4121    0.0000    0.0000
5 2024-05-01 05:36:00    0.4666    0.0000    0.0000
6 2024-05-01 05:37:00    0.5302    0.0000    0.0000
7 2024-05-01 05:38:00    2.0264    0.0000    0.0000
8 2024-05-01 05:39:00    2.3305    0.0000    0.0000
9 2024-05-01 05:40:00    2.7327    0.0000    0.0000
```

Nota: visualización de los 10 primeros datos registrados del panel solar con 15 grados de inclinación

La Figura 17 muestra las primeras diez filas de datos registrados para un panel solar inclinado a 25 grados. Se incluyen las columnas de fecha y hora de la medición, junto con los valores de voltaje (Voltaje_DC), corriente (Corriente_DC) y potencia activa (Potencia_Activa). Inicialmente, los valores de corriente y potencia activa son cero, mientras que el voltaje comienza a aumentar progresivamente a partir de las 05:31:00, reflejando el inicio de la captación de energía solar.

Figura 17

Primeras 10 filas de los datos del panel solar inclinado a 25°

```
Primeras filas 25 grados:
  Fecha      Hora      Voltaje_DC  Corriente_DC  Potencia_Activa  \
0 2024-05-01 05:31:00    0.0000        0.0000        0.0000
1 2024-05-01 05:32:00    0.0000        0.0000        0.0000
2 2024-05-01 05:33:00    0.0000        0.0000        0.0000
3 2024-05-01 05:34:00    0.0000        0.0000        0.0000
4 2024-05-01 05:35:00    0.0000        0.0000        0.0000
5 2024-05-01 05:36:00    0.0000        0.0000        0.0000
6 2024-05-01 05:37:00    0.0000        0.0000        0.0000
7 2024-05-01 05:38:00    0.0000        0.0000        0.0000
8 2024-05-01 05:39:00    0.0000        0.0000        0.0000
9 2024-05-01 05:40:00    0.0000        0.0000        0.0000
```

Nota: visualización de los 10 primeros datos registrados del panel solar con 25 grados de inclinación

La Figura 18 muestra la información básica de los datasets muestra las características principales de los datos registrados para los paneles solares con inclinaciones de 15 y 25 grados. Cada conjunto incluye columnas como *Fecha*, *Hora*, *Voltaje_DC*, *Corriente_DC* y *Potencia_Activa*,. Además, el tipo de datos es adecuado para cada columna, siendo las fechas y horas de tipo *object* (texto) y las mediciones numéricas de tipo *float64*. Esto garantiza la consistencia y calidad de los datos para su análisis posterior.

Figura 18

Código en Python para visualizar la información básica de los datasets

```
# Información básica de los datasets
print("\nInformación 15 grados:")
print(data_15_grados.info())

print("\nInformación 25 grados:")
print(data_25_grados.info())
```

Nota: código realizado en la plataforma colab de Google en lenguaje Python

En la Figura 19 muestra el conjunto de datos correspondiente al panel solar inclinado a 15 grados contiene 24206 registros y 6 columnas: Fecha, Hora, Voltaje_DC, Corriente_DC, Potencia_Activa y Ángulo_de_inclinación. Los datos están completos, sin valores nulos, y ocupan 1.1 MB, con formatos ideales para el análisis temporal y energético.

Figura 19

Información básica del datasets del panel solar inclinado a 15 grados

```
Información 15 grados:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 24206 entries, 0 to 24205
Data columns (total 6 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Fecha                 24206 non-null  datetime64[ns]
1   Hora                  24206 non-null  object
2   Voltaje_DC            24206 non-null  float64
3   Corriente_DC          24206 non-null  float64
4   Potencia_Activa       24206 non-null  float64
5   Angulo_de_inclinación 24206 non-null  int64
dtypes: datetime64[ns](1), float64(3), int64(1), object(1)
memory usage: 1.1+ MB
None
```

Nota: muestra las características principales de los datos registrados para los paneles solares con inclinaciones de 15 grados.

En la Figura 20 El conjunto de datos del panel solar con inclinación de 25 grados consta de 24198 registros y 6 columnas: Fecha, Hora, Voltaje_DC, Corriente_DC,

Potencia_Activa y Ángulo_de_inclinación. No contiene valores nulos, ocupa 1.1 MB y es adecuado para análisis energético.

Figura 20

Información básica del datasets del panel solar inclinado a 25 grados

```
Información 25 grados:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 24198 entries, 0 to 24197
Data columns (total 6 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Fecha                 24198 non-null  datetime64[ns]
1   Hora                  24198 non-null  object
2   Voltaje_DC            24198 non-null  float64
3   Corriente_DC          24198 non-null  float64
4   Potencia_Activa       24198 non-null  float64
5   Angulo_de_inclinación 24198 non-null  int64
dtypes: datetime64[ns](1), float64(3), int64(1), object(1)
memory usage: 1.1+ MB
None
```

Nota: muestra las características principales de los datos registrados para los paneles solares con inclinaciones de 15 grados.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. RESULTADOS DE LOS DATOS REGISTRADOS

La Figura 21 muestra el código para la visualización el resumen estadístico detallado de Voltaje DC, Corriente DC y Potencia Activa para los paneles solares a 15 y 25 grados. Incluye estadísticas como media, desviación estándar, mínimo, máximo y percentiles, proporcionando información crucial sobre el rendimiento de los paneles en diferentes condiciones de inclinación.

Figura 21

Código para la visualización del resumen estadístico detallado

```
# Análisis estadístico detallado

summary_corriente = data_combinado.groupby('Angulo')['Voltaje_DC'].describe().transpose()
print("\nResumen Estadístico de Voltaje por Ángulo:")
print(summary_corriente.to_string())

summary_corriente = data_combinado.groupby('Angulo')['Corriente_DC'].describe().transpose()
print("\nResumen Estadístico de Corriente por Ángulo:")
print(summary_corriente.to_string())

summary_corriente = data_combinado.groupby('Angulo')['Potencia_Activa'].describe().transpose()
print("\nResumen Estadístico de Potencia por Ángulo:")
print(summary_corriente.to_string())
```

Nota: código realizado en la plataforma colab de Google en lenguaje Python

En la Figura 22 se observa el resumen estadístico del Voltaje DC muestra que, para los paneles a 15 grados, el voltaje promedio es de 17.07 V con una desviación estándar de 4.84 V. Mientras que, a 25 grados, el voltaje promedio es ligeramente menor, 16.87 V, con una desviación estándar de 5.12 V. Ambos ángulos presentan valores mínimos de 0 V, pero los voltajes máximos alcanzan 22.55 V a 15 grados y 22.37 V a 25 grados. La distribución es similar en ambos ángulos, con medianas cercanas y un rango de voltaje relativamente estrecho.

Figura 22

Visualización del resumen estadístico de voltaje, detallado por ángulo

```
Resumen Estadístico de Voltaje por Ángulo:  
Angulo      15      25  
count 24206.0000 24198.0000  
mean   17.0664  16.8689  
std    4.8412   5.1150  
min    0.0000   0.0000  
25%   17.9804  18.0444  
50%   18.4784  18.5128  
75%   19.0738  19.0604  
max   22.5496  22.3693
```

Nota: el resumen estadístico del Voltaje DC proporciona la mediana, desviación estándar, mínimo, los cuartiles y máximo.

En la Figura 23 el resumen estadístico de la Corriente DC revela que el promedio de corriente a 15 grados es de 2.78 A, con una desviación estándar de 2.28 A, mientras que a 25 grados es de 2.34 A con una desviación estándar de 2.01 A. Ambos ángulos tienen valores mínimos de 0 A, pero las corrientes máximas son mayores a 25 grados, alcanzando 9.92 A frente a 8.86 A a 15 grados. La mediana es más alta a 15 grados (2.50 A) que a 25 grados (2.04 A), lo que indica una mayor corriente promedio a este ángulo.

Figura 23

Visualización del resumen estadístico de Corriente, detallado por ángulo

```
Resumen Estadístico de Corriente por Ángulo:  
Angulo      15      25  
count 24206.0000 24198.0000  
mean   2.7838   2.3368  
std    2.2763   2.0101  
min    0.0000   0.0000  
25%   0.4329   0.3060  
50%   2.5032   2.0402  
75%   4.9634   4.1155  
max    8.8640   9.9165
```

Nota: el resumen estadístico de la Corriente en DC proporciona la mediana, desviación estándar, mínimo, los cuartiles y máximo.

En la Figura 24 el resumen estadístico de Potencia Activa muestra que el promedio de potencia a 15 grados es de 51.41 W, con una desviación estándar de 41.37 W, mientras que a 25 grados la potencia promedio es de 43.25 W con una desviación estándar de 36.76 W. Ambos ángulos tienen valores mínimos de 0 W, pero las potencias máximas son mayores a 25 grados, alcanzando 179.43 W frente a 159.93 W a 15 grados. La mediana es mayor a 15 grados (47.50 W) que a 25 grados (38.55 W), lo que indica una mayor producción de potencia en promedio en el panel solar con inclinación de 15 grados.

Figura 24

Visualización del resumen estadístico de la Potencia, detallado por ángulo

Resumen Estadístico de Potencia por Ángulo:		
Angulo	15	25
count	24206.0000	24198.0000
mean	51.4056	43.2533
std	41.3665	36.7580
min	0.0000	0.0000
25%	8.7767	5.9930
50%	47.4964	38.5534
75%	91.5795	76.1849
max	159.9281	179.4307

Nota: el resumen estadístico de la Corriente en DC proporciona la mediana, desviación estándar, mínimo, los cuartiles y máximo.

4.1.1. Análisis temporal de la potencia activa

La Figura 25 se observa el código en Python utilizado para graficar la serie temporal de la potencia en función del tiempo, diferenciando los datos según el ángulo de inclinación del panel que son de 15 y 25 grados respectivamente.

Figura 25

Código en Python para la visualización del gráfico de serie temporal de la potencia

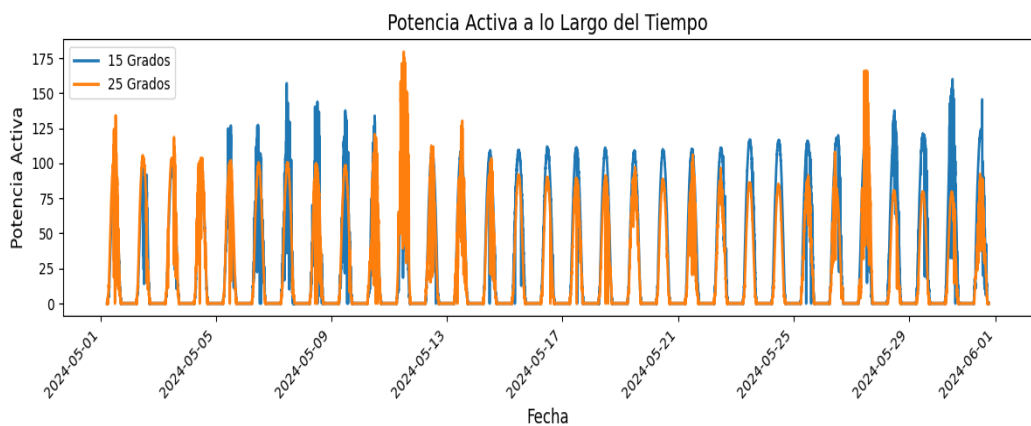
```
# Serie temporal de Potencia Activa
plt.figure(figsize=(12, 4))
for angulo in [15, 25]:
    data_filtrada = data_combinado[data_combinado['Angulo'] == angulo]
    plt.plot(data_filtrada.index, data_filtrada['Potencia_Activa'], label=f'{angulo} Grados', linewidth=1)

plt.title('Potencia Activa a lo Largo del Tiempo', fontsize=14)
plt.xlabel('Fecha', fontsize=12)
plt.ylabel('Potencia Activa', fontsize=12)
plt.legend(fontsize=10)
plt.xticks(rotation=45, ha='right', fontsize=10)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

Figura 26

Gráfico de serie temporal de la potencia a lo largo del tiempo



Nota: se visualiza en la figura un patrón que coincide con la luz solar en diferentes momentos del día.

En el Figura 26 de serie temporal de la potencia a lo largo del tiempo, se observa un patrón que coincide con la luz solar en diferentes momentos del día. Esto indica que la potencia activa alcanza valores máximos durante las horas centrales, especialmente en días despejados, lo cual coincide con el comportamiento típico de los sistemas fotovoltaicos. Este comportamiento cíclico y dependiente del tiempo reafirma la importancia de considerar variables de fecha

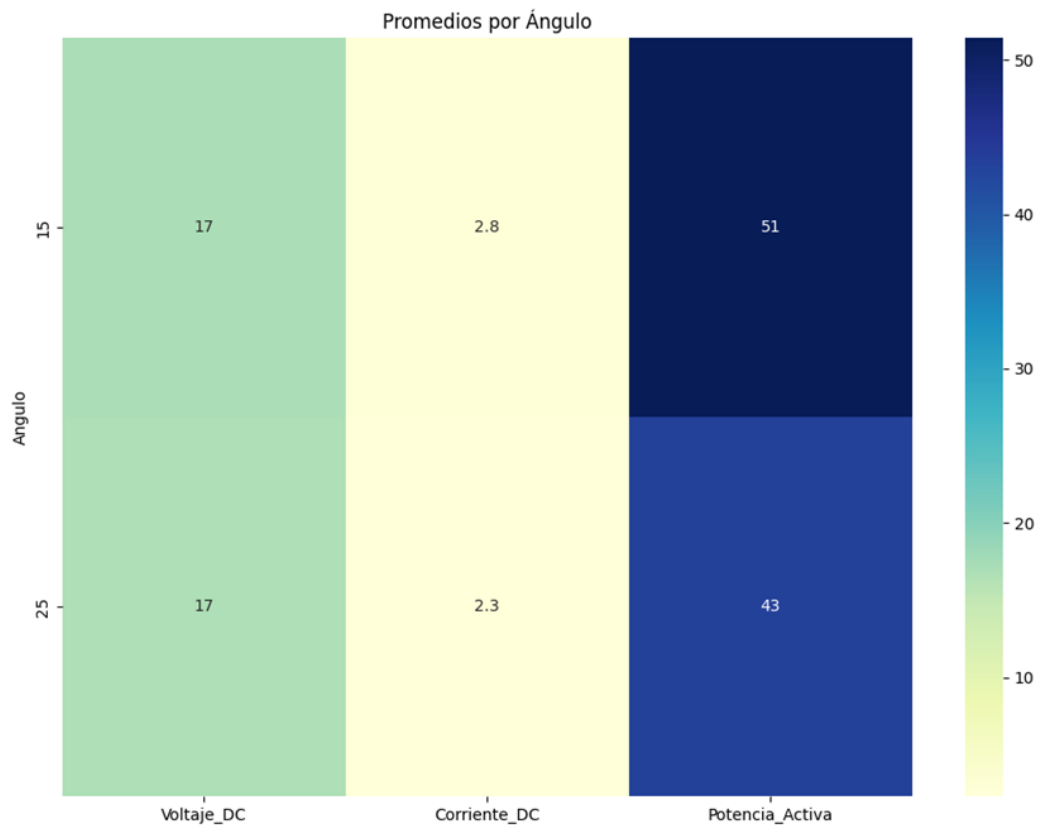
y hora en los modelos predictivos, ya que estos patrones influyen directamente en la producción de energía.

4.1.2. Promedios por ángulo

En la Figura 27 muestra un mapa de calor con los valores promedio de Voltaje DC, Corriente DC y Potencia Activa para cada ángulo.

Figura 27

Visualización de mapa de calor con los valores promedio



Nota: la gráfica muestra un resumen estadístico del Voltaje_DC en Voltios, Corriente_DC en Amperios y la Potencia en vatios (W), proporciona el promedio

Al analizar estos datos obtenidos para ángulos de 15° y 25°, se observa que el voltaje DC mantuvo su mediana en 17V en los dos casos. Sin embargo, la corriente DC disminuyó de 2.8A a 2.3A al aumentar el ángulo. Como consecuencia, la potencia activa también se redujo, pasando de 51W a 43W. Estos

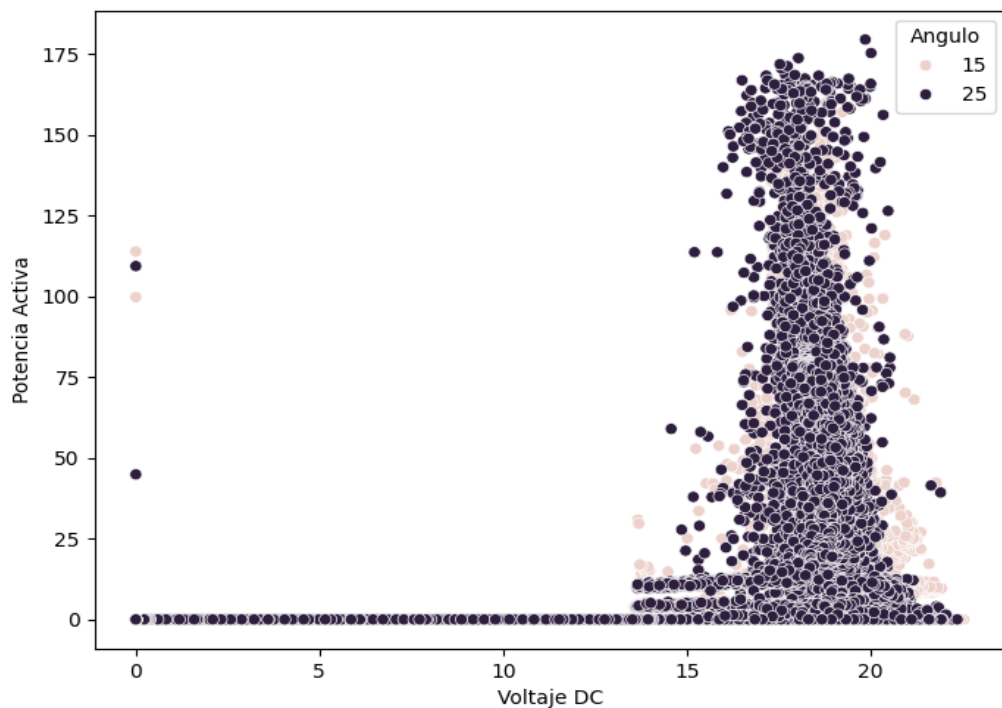
resultados sugieren una relación inversa entre el ángulo y la corriente, lo cual a su vez afecta el valor de la potencia.

4.1.3. Relación entre Voltaje, Corriente y Potencia

Las Figuras 28 y 29 muestran la dispersión entre voltaje y potencia activa, así como entre corriente y potencia activa, revelan relaciones lineales positivas en ciertos rangos. Esto indica que, en general, un aumento en el voltaje o la corriente está asociado con un incremento en la potencia activa, hasta cierto punto de saturación.

Figura 28

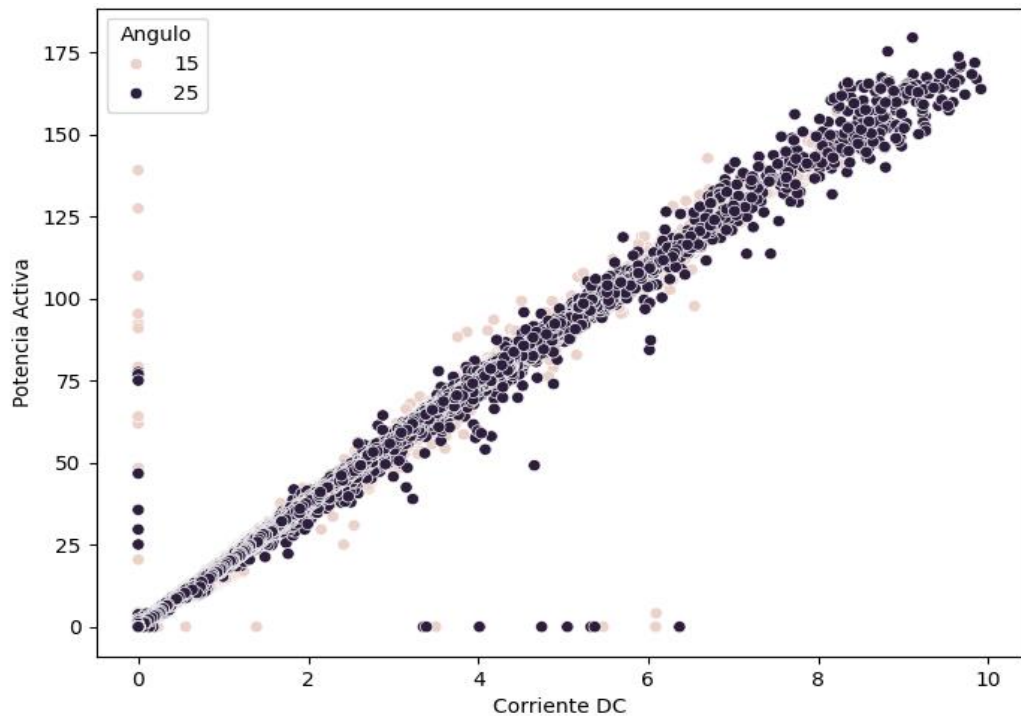
Visualización de la gráfica de dispersión entre voltaje y potencia



Nota: la gráfica de dispersión muestra la relación entre voltaje DC y la potencia

Figura 29

Visualización de la gráfica de dispersión entre corriente y potencia



Nota: la gráfica de dispersión muestra la relación entre corriente DC y la potencia

La relación entre corriente y potencia activa es particularmente relevante, ya que la corriente aparenta ser un indicador directo de la producción de energía bajo condiciones de iluminación constante. Este patrón indica que la corriente será una variable predictora importante en el modelo.

4.2. RESULTADOS DEL MODELO PREDICTIVO

La Figura 30 muestra el código empleado para importar bibliotecas esenciales para el análisis y visualización de datos en Python, incluyendo pandas para la manipulación de datos, numpy para cálculos numéricos, y matplotlib.pyplot para la creación de gráficos. Estas herramientas son fundamentales para procesar la información recolectada de los sistemas fotovoltaicos.

Figura 30

Importación de las bibliotecas para el análisis

```
#Librería especializada en el manejo y análisis de estructuras de datos
import pandas as pd
#Librería especializada en el cálculo numérico y el análisis de datos
import numpy as np
#Librería especializada en la creación de gráficos
import matplotlib.pyplot as plt
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

Una vez importado las librerías se procede a cargar el archivo ‘data_filtrado_sistemas_FV.csv’ en la Figura 30 se muestra este proceso. Seguidamente el archivo se convierte en un DataFrame, lo que permite estructurar y manipular los datos recolectados de los paneles solares con inclinaciones de 15° y 25° para su posterior análisis.

Figura 31

Cargado de datos de en Archivo con extinción csv o separado por comas

```
#Cargar datos del archivo CSV
cargar_archivo = pd.read_csv('/content/data_filtrado_sistemas_FV.csv')
#Convertir archivo en DataFrame
data = pd.DataFrame(cargar_archivo)
```

Nota: estos datos antes de ser cargados fueron procesados y puestos en un archivo con extensión csv

La Figura 32 presenta una vista parcial del conjunto de datos registrado, mostrando las primeras y últimas filas. Las columnas incluyen información como fecha, hora, voltaje en corriente directa (Voltaje_DC), corriente en corriente directa (Corriente_DC), potencia activa y un indicador binario que representa el ángulo de inclinación del panel solar (1 para 15° y 0 para 25°). Este conjunto abarca 48,404 registros completos.

Figura 32

Visualización de datos de los paneles solares con inclinaciones de 15° y 25°

	Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_15°=1_25°=0
0	01/05/2024	5.5167	0.0000	0.0	0.0	1
1	01/05/2024	5.5333	0.0000	0.0	0.0	1
2	01/05/2024	5.5500	0.0000	0.0	0.0	1
3	01/05/2024	5.5667	0.3663	0.0	0.0	1
4	01/05/2024	5.5833	0.4121	0.0	0.0	1
...
48399	31/05/2024	18.4333	0.0000	0.0	0.0	0
48400	31/05/2024	18.4500	0.0000	0.0	0.0	0
48401	31/05/2024	18.4667	0.0000	0.0	0.0	0
48402	31/05/2024	18.4833	0.0000	0.0	0.0	0
48403	31/05/2024	18.5000	0.0000	0.0	0.0	0

48404 rows x 6 columns

Nota: la figura muestra un resumen de los datos subidos en donde están conformado por 48404 datos

Cabe mencionar que, en la Figura 32, se observa que se incluyen los datos tomados que registran ceros para la regresión multivariable. Este es importante porque son beneficioso por varias razones. Al incorporar valores cero, el modelo logra capturar de manera más precisa el comportamiento del sistema en condiciones de baja irradiancia, típicas de las primeras horas del día. Esto permite al modelo aprender los patrones característicos del inicio del día y cómo la generación evoluciona a medida que aumenta la irradiancia. Además, al considerar toda la gama de valores, desde cero hasta los máximos, se mejora la precisión del modelo de regresión lineal ordinaria (OLS), ya que cuenta con más información para ajustarse a la realidad completa del sistema. Por el contrario, excluir los ceros podría generar un modelo sesgado, al omitir información valiosa sobre las horas iniciales y los momentos de baja producción energética.

La Figura 33 muestra un resumen estadístico del conjunto de datos utilizando el método 'describe' de pandas, que incluye métricas clave como el promedio, desviación

estándar, valores mínimos, máximos y percentiles. Estas estadísticas ofrecen una visión general del comportamiento de las variables Voltaje_DC, Corriente_DC y Potencia_Activa, asegurando la calidad y consistencia de los datos para el análisis energético.

Figura 33

Visualización del resumen estadístico de voltaje, corriente, potencia y angulo.

```
data.describe()
```

	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_15°=1_25°=0
count	48404.000000	48404.000000	48404.000000	48404.000000	48404.000000
mean	11.998980	16.967628	2.560328	47.330099	0.500083
std	3.756323	4.980929	2.158945	39.341835	0.500005
min	5.500000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	8.750000	18.006250	0.348500	6.947350	0.000000
50%	12.000000	18.496200	2.261700	42.848800	1.000000
75%	15.250000	19.067925	4.458900	82.474025	1.000000
max	18.500000	22.549600	9.916500	179.430700	1.000000

Nota: la figura muestra un resumen estadístico de las variables registrados de los dos sistemas fotovoltaicos

Esta Figura 34 presenta el código donde se define el conjunto de características independientes (X) y la variable dependiente (Y) para el modelo de regresión. X incluye columnas como la hora, voltaje, corriente y un indicador del ángulo de inclinación (15° o 25°), mientras que Y corresponde a la potencia activa generada, que será la variable objetivo del análisis o la variable a predecir.

Figura 34

Características de las variables independientes y la variable dependiente

```
X = data[['Hora',  
         'Voltaje_DC',  
         'Corriente_DC',  
         'Angulo_15°=1_25°=0']]  
Y = data[['Potencia_Activa']]
```

Nota: se plantea la Potencia como la variable dependiente y esta variable se predecirá mediante las variables independientes como son la Hora, voltaje, corriente y ángulo

Una vez ya definido las variables dependientes e independientes se procede con la inicialización del modelo de regresión lineal multivariable.

Para esto se utilizó la librería 'sklearn.linear_model' de Python, que proporciona herramientas avanzadas para implementar algoritmos de regresión lineal multivariable. Específicamente, se empleó el algoritmo de regresión lineal ordinaria o OLS (Ordinary Least Squares), el cual es importado mediante el siguiente comando.

Figura 35

Código en lenguaje Python para importar el algoritmo de regresión

```
#Libreria para importar el algoritmo de regresión lineal Multivariable tipo OLS  
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

El uso de esta librería es fundamental debido a su robustez y simplicidad para el manejo de datos, para ajustarlos a un modelo de regresión lineal multivariable. Este modelo permite identificar las relaciones lineales entre las variables independientes (voltaje, corriente, ángulo, hora) y la variable dependiente (potencia), para así cumplir con los objetivos del estudio.

En la Figura 36 se muestra el código en Python para importa la función 'train_test_split' de la biblioteca 'sklearn' la cual facilita la división de un conjunto de

datos en dos partes: entrenamiento y prueba. Este proceso es esencial para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos y asegurar que no haya sobreajuste.

Figura 36

Código en lenguaje Python para la división de datos

```
#Librería para la división de Data en: "Train" y "Test"  
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

Nota: la figura muestra el código para la división de datos para el entrenamiento y prueba del modelo planteado

El porcentaje del conjunto de datos que será utilizado para pruebas. En este caso, se asigna un 20% del total de los datos recolectados, lo que permite evaluar la precisión y generalización del modelo predictivo.

4.2.1. Métricas de evaluación de la regresión lineal multivariable

Para la evaluación del modelo, se cuantifica qué tan bien se ajusta el Modelo planteado, Regresión Lineal Multivariable del tipo OLS, a los datos reales. Las métricas como MSE, RMSE y MAE que se calculan son herramientas fundamentales para este fin.

Cabe mencionar que todos los análisis se realizaron en la plataforma de Colab o Colaboratory, Plataforma gratuita de Google que permite ejecutar código de Python en el navegador.

En la Figura 37 se observa el código en Python que se emplea para calcular las métricas de evaluación MSE, RMSE y MAE para comparar las predicciones generadas por el modelo con los valores reales, utilizando librerías de métricas sklearn.

Figura 37

Código en lenguaje Python para evaluar los parámetros de MSE, RMSE y MAE.

```
#Calculamos el MSE
MSE = metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)
#Calculamos el RMSE
RMSE = np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
#Calculamos el MAE
MAE = metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

En la figura 38 se observa el código en Python que muestra cómo se imprimen los valores calculados de MSE, RMSE y MAE en la consola, proporcionando una interpretación clara de los resultados del modelo.

Figura 38

Código que solita imprimir los resultados de las métricas de MSE, RMS y MAE.

```
#Imprimimos los valores
print('Mean Squared Error:', MSE)
print('Root Mean Squared Error:', RMSE)
print('Mean Absolute Error:', MAE)

Mean Squared Error: 9.448594824080738
Root Mean Squared Error: 3.073856669410716
Mean Absolute Error: 1.2210156708123878
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

4.2.1.1. Error cuadrático medio (MSE)

El MSE es una métrica que indica el promedio de los errores al cuadrado entre los valores predichos y los valores reales. Un valor más bajo sugiere un mejor ajuste. En este caso, 9.45 indica que el modelo tiene una desviación moderada al cuadrado respecto a los valores reales.

4.2.1.2. Raíz del error cuadrático medio (RMSE)



El RMSE es simplemente la raíz cuadrada del MSE y se usa para mantener las unidades originales de la variable de salida. Un RMSE de 3.07 es relativamente bajo, lo que indica que las predicciones del modelo están cerca de los valores reales, en promedio, con una desviación de alrededor de 3 unidades.

4.2.1.3. Error absoluto medio (MAE)

El MAE mide el error promedio en unidades absolutas sin elevar al cuadrado. Un MAE de 1.22 sugiere que, en promedio, el modelo se desvía en 1.22 unidades de los valores reales, lo cual es un buen indicador de precisión para aplicaciones en las que este error es aceptable.

4.2.2. Precisión del modelo (R^2)

La precisión, en el contexto de la regresión, es una medida de qué tan cerca están las predicciones del modelo de los valores reales. En otras palabras, indica qué tan bien el modelo se ajusta a los datos. Un valor de precisión cercano a 1 indica que el modelo es muy preciso y hace predicciones muy cercanas a los valores reales.

Para ello se calcula el valor R^2 (coeficiente de determinación). Esta métrica indica qué proporción de la variabilidad en los datos de salida puede ser acertadas por el modelo. Para evaluar este coeficiente se empleamos el siguiente código que se muestra en la Figura 39.

Figura 39

Código en lenguaje Python para evaluar la precisión del modelo

```
#Calculamos la precisión del modelo  
precision = reg.score(X_test, y_test)
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

El comando 'reg.score' calcula una métrica llamada (R^2). Un valor de R^2 cercano a 1 indica que el modelo aserto casi toda la variabilidad de los datos, mientras que un valor cercano a 0 significa que el modelo no explica ninguna variabilidad en los datos. Es decir, el modelo no sirve para hacer predicciones.

Figura 40

Código que solita imprimir el resultado de la precisión del modelo

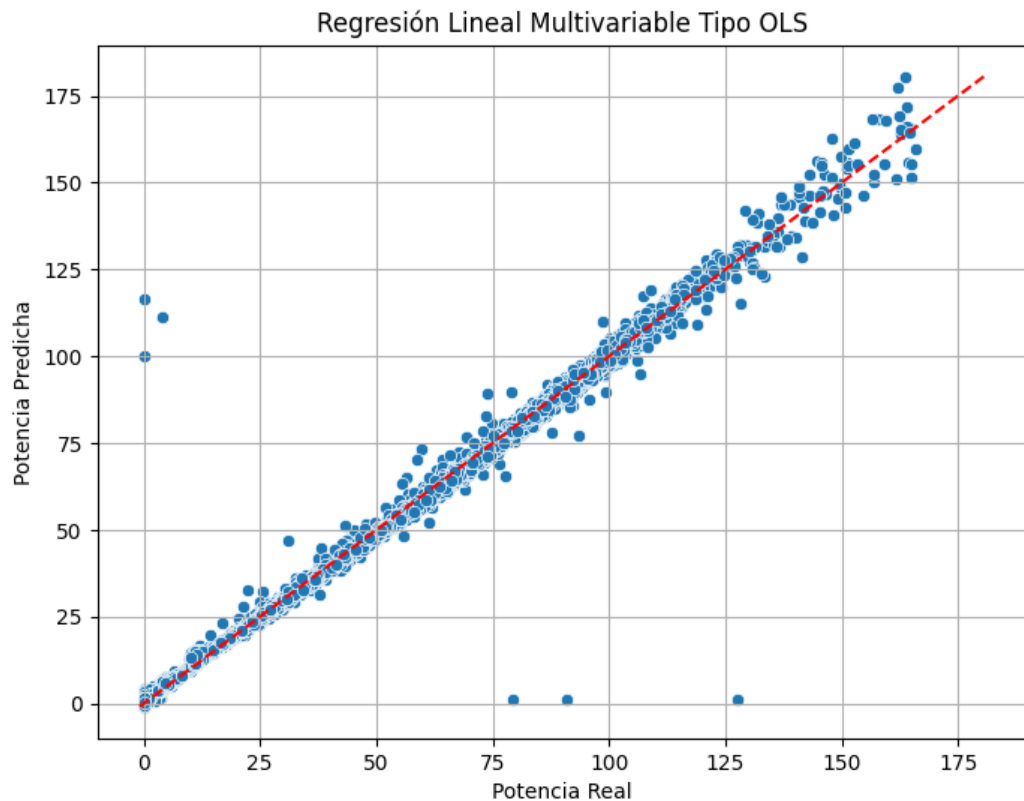
```
#Imprimimos la precisión del modelo  
print('Precisión: ', precision)  
  
Precisión: 0.9939393905542121
```

Nota: código realizado en la plataforma Colab de Google en lenguaje Python

En la figura 30 se observa la precisión del modelo de Regresión Lineal Multivariable del tipo OLS con una precisión del 99.39%, el modelo describe casi toda la variabilidad de los datos, lo cual es excelente y este valor indica que es un modelo muy bueno. Asimismo, podemos ver en las Figuras 41 la gráfica de dispersión y que reafirma lo anterior.

Figura 41

Visualización de la gráfica de dispersión del modelo



Nota: la gráfica de dispersión muestra la relación entre la Potencia predicha y la Potencia Real

4.2.3. Capacidad predictiva del modelo OLS y limitaciones temporales

Los resultados del modelo OLS indican una alta capacidad predictiva con métricas como $MSE=9.45$, $RMSE=3.07$ y $MAE=1.22$. Sin embargo, el horizonte temporal de este modelo está limitado a las condiciones observadas durante el mes de recolección de datos (mes de mayo) y la ubicación. Por tanto, el modelo es válido para predicciones de corto plazo en días con condiciones similares. Para aplicaciones de largo plazo, sería necesario incorporar datos adicionales de otros meses y estaciones del año, así como factores como la variación de la radiación solar y la degradación del sistema fotovoltaico.

4.3. PRUEBA DE HIPÓTESIS

- Hipótesis nula (H0): No es posible realizar la regresión multivariable para la predicción de la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.
- Hipótesis alternativa (H1): Es posible realizar la regresión multivariable para la predicción de la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación.

4.3.1. Resultados obtenidos del modelo:

De acuerdo con los valores presentados en la imagen, los resultados del modelo son los siguientes:

- R^2 : 0.99390.99390.9939 (99.39%)
- MSE: 9.44859.44859.4485
- RMSE: 3.07333.07333.0733
- MAE: 1.22101.22101

4.3.2. Interpretación basada en las tablas de valoración:

Tabla 5

Valoración de MSE, RMSE y MAE

Métrica	Nivel de Error	Interpretación General
MSE	0 - 10	Muy bajo: Ajuste excelente, errores mínimos
	10 -50	Bajo: Predicciones confiables con algunos errores
	50-100	Moderado: Ajuste razonable, pero con margen de mejora.
RMSE	>100	Alto: Modelo con errores significativos
	0 – 5	Muy bajo: Excelente precisión.
	5 – 10	Bajo: predicciones buenas, aunque no perfectas

Métrica	Nivel de Error	Interpretación General
MAE	10 – 20	Moderado: Ajuste aceptable, con errores notables.
	>20	Alto: Predicciones imprecisas; revisar modelo.
	0 – 2	Muy bajo: Modelo ajusta bien los datos.
	2 – 5	Bajo: Errores tolerables en la predicción.
	5 – 10	Moderado: Error significativo, pero aceptable.
>10	Alto: Modelo requiere ajustes significativos.	

Nota: se muestra la tabla de valoración de MSE, RMSE y MAE que servirá para la evaluación de las métricas

Tabla 6

Interpretación de R^2 (en valores decimales)

R^2	Nivel de Predicción	Interpretación
0.9 a 1.0	Muy alto	El modelo explica casi toda la variabilidad de los datos
0.7 a 0.89	Alto	El modelo tiene una buena capacidad predictiva.
0.5 a 0.69	Moderado	El modelo explica cierta variabilidad, pero hay margen de mejora.
0.3 a 0.49	Bajo	El modelo tiene una capacidad predictiva limitada
0 a 0.29	Muy bajo	El modelo apenas explica la variabilidad se necesitan ajustes significativos

Nota: se muestra la tabla de interpretación de R^2 que servirá para la evaluación de la presión del modelo

R^2 (Coeficiente de Determinación):

- Según la tabla de interpretación de R^2 , un valor de 0.99390993909939 corresponde a un nivel de predicción muy alto.
- Esto indica que el modelo explica el 99.39% de la variabilidad en los datos, lo que respalda la capacidad predictiva de la regresión multivariable.

Métricas de Error (MSE, RMSE, MAE):

- $MSE = 9.4485$: Representa un error cuadrático medio bajo, lo que indica un buen desempeño del modelo.
- $RMSE = 3.0733$: Este valor también es bajo, indicando que las desviaciones promedio entre los valores predichos y reales son mínimas.
- $MAE = 1.2210$: El error absoluto promedio es pequeño, lo que refuerza la idea de que el modelo tiene una precisión considerable.

4.3.3. Conclusión de la Prueba de Hipótesis:

- **Decisión:** Con base en los resultados, se rechaza la hipótesis nula (H_0) y se acepta la hipótesis alternativa (H_1).
- **Conclusión:** Es posible realizar la regresión multivariable para la predicción de la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación, con un nivel de precisión muy alto ($R^2 = 0.993$) y errores considerablemente bajos ($MSE = 9.4485$, $RMSE = 3.0733$, $MAE = 1.2210$).

4.4. DISCUSIONES

Considerando la investigación de Mamani (2022) titulado “MODELOS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO DE ENSAMBLE PARA PREDECIR LA GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA FOTOVOLTAICA BASADOS EN VARIABLES METEOROLÓGICAS EN LA CIUDAD DE PUNO Y JULIACA” de la Universidad Nacional del Altiplano por ser sus objetivos semejantes o parecidos a la presente investigación es que se tomó para realizar la presente discusión: En esta investigación, se evaluó el modelo de regresión lineal multivariable OLS para predecir



los niveles de producción de energía eléctrica en sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Los resultados obtenidos indican que el modelo OLS logra un desempeño destacado con métricas $MSE=9.45$, $RMSE=3.07$ y $MAE=1.22$, y una precisión del 99.39%. Estas métricas reflejan un ajuste adecuado a los datos y una capacidad sólida de predicción. Este desempeño se evidencia en la calidad de los valores predichos frente a los observados, mostrando un modelo que no solo es eficiente sino también adecuado para este tipo de aplicaciones. En comparación con otros estudios que emplearon modelos más complejos como Bagging o XGBoost, los resultados de esta investigación destacan por la simplicidad del modelo OLS, que sin necesidad de ajustes de hiperparámetros logró una alta precisión sin signos de sobreajuste.

Sin embargo, al contrastar con estudios similares, se observan diferencias en los enfoques y resultados. Por ejemplo, en una tesis que utilizó modelos de ensamble, el modelo Bagging obtuvo métricas como $MAE=1.81$, $RMSE=4.44$ y una precisión de 89.41% en la validación con datos de prueba. Aunque estas métricas son competitivas, la diferencia de precisión con respecto al modelo OLS utilizado en este trabajo sugiere que los datos y el contexto juegan un papel crucial en la elección del modelo. Además, el ajuste de hiperparámetros como “n_estimators” en los modelos de ensamble permitió mejoras específicas en el rendimiento, algo que podría explorarse en futuras investigaciones para complementar los hallazgos del modelo OLS. Por tanto, se concluye que el modelo OLS presenta ventajas notables en términos de simplicidad y precisión, lo que lo convierte en una herramienta eficiente para estudios descriptivos de predicción de energía en sistemas fotovoltaicos.

V. CONCLUSIONES

PRIMERA: Se identificó que el modelo de regresión multivariable tipo OLS tiene un alto grado de predictibilidad en la producción de energía eléctrica en dos sistemas fotovoltaicos con diferentes grados de inclinación. Los resultados obtenidos indican un coeficiente de determinación ($R^2 = 0.9939$) que refleja un nivel de precisión muy alto, explicando el 99.39% de la variabilidad de la potencia generada. Además, las métricas de error como MSE (9.4485), RMSE (3.0733) y MAE (1.2210) confirman la capacidad del modelo para realizar predicciones con un margen de error bajo, demostrando que la regresión multivariable es una herramienta eficaz para evaluar la producción energética bajo distintas condiciones de inclinación.

SEGUNDA: El modelo OLS se aplicó con éxito para la predicción de la energía eléctrica, mostrando un desempeño sobresaliente con métricas de evaluación bajas y una alta precisión ($R^2=0.9939$). Esto indica que el modelo es capaz de predecir con alta exactitud la producción de energía en función de las variables independientes. Además, el análisis predictivo permitió identificar cómo estas variables, en particular la corriente y la hora del día, influyen significativamente en la producción de energía

TERCERA: Se determinó que el rendimiento del sistema fotovoltaico es mayor a una inclinación de 15° en comparación con 25° , bajo las condiciones ambientales de Puno. En promedio, la Corriente DC (2.8 A) y la Potencia activa (51 W) fueron mayores a 15° , mientras que a 25° los promedios fueron 2.3 A y 43 W, respectivamente. Estos resultados reflejan que la



inclinación afecta directamente la captación de energía solar, siendo el ángulo de 15° más eficiente en términos de generación energética.



VI. RECOMENDACIONES

PRIMERA: Con base con los resultados obtenidos, se puede indicar que el ángulo de inclinación es un factor relevante en la eficiencia de los paneles solares. El ángulo de 15° se perfila como más eficiente para maximizar la producción energética. Teniendo estos resultados se puede recomendar que, en el contexto y lugar de este estudio, ajustar la inclinación del panel hacia los 15° puede ser más beneficioso para optimizar la producción de energía.

SEGUNDA: Si bien es cierto que los resultados obtenidos fueron Buenos. Sin embargo, si se requieren valores absolutos de error menores o una precisión aún más alta, se podrían explorar otros modelos o técnicas de optimización, como algoritmo de Regresión lineal tipo Ridge o Lasso pero en general, el algoritmo de Regresión Lineal Multivariable tipo OLS es adecuado en este caso.



VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Cayotopa, R. (2019). *Dimensionamiento de un sistema fotovoltaico aislado para electrificar al caserío Flor del Valle en Yambrasbamba provincia de Bongará departamento de Amazonas.*
- Ccasani, A. (2022). Diseño e implementación de un sistema fotovoltaico por la Empresa Enerver E.I.R.L, para reducir el pago de suministro eléctrico en un hogar promedio, Arequipa 2022. *Universidad Autónoma San Francisco.*
<https://renati.sunedu.gob.pe/handle/renati/3773>
- Corona, L., Abarca, G., & Mares, J. (2015). *Sensores y Actuadores. Aplicaciones con Arduino* (Primera edición). GRUPO EDITORIAL PATRIA, S.A. DE C.V.
https://biblioteca.unap.edu.pe/opac_css/index.php?lvl=notice_display&id=93043
- Data Acquisition Systems.* (2024). Data Acquisition Systems: Types, Uses, Features and Benefits. <https://www.iqsdirectory.com/articles/data-acquisition-system.html>
- Dhingra, B., Tyagi, S., & Tomar, A. (2022). A Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Photovoltaic Degradation Rate Prediction. *2022 Third International Conference on Intelligent Computing Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*, 474–478.
<https://doi.org/10.1109/ICICICT54557.2022.9917960>
- Díaz, S., Castro, M., Santos, A., & Vilaragut, M. (2018). Análisis de la influencia del ángulo de inclinación en la generación de una central fotovoltaica. *Ingeniería Energética, XXXIX(3)*, 146–156.
- Donev, J., Vargas, L., Wiebe, D., Frey, P., Amin, S., Rogers, F., Hall, G., Summers, Z., Yyelland, B., Afework, B., Pomerantz, C., Williams, J., Hanania, J., Stenhouse, K., Jenden, J., Lloyd, E., Toor, J., Modha, B., Amin, S., ... Campbell, A. (2024). *Solar panel orientation—Energy Education.*
https://energyeducation.ca/encyclopedia/Solar_panel_orientation
- Factorenergia. (2024). ¿Cuál es la diferencia entre paneles solares monocristalinos y policristalinos? *factorenergia.*



<https://www.factorenergia.com/es/blog/autoconsumo-electrico/paneles-solares-monocristalinos-y-policristalinos/>

Fernández, R. (2024, mayo 22). *Inteligencia artificial y machine learning: Empresas con más patentes en el mundo*. Statista.

<https://es.statista.com/estadisticas/996151/inteligencia-artificial-empresas-con-mayor-numero-de-patentes-en-el-mundo/>

Fiix. (s/f). Voltage Sensor. *Fiix*. Recuperado el 21 de mayo de 2024, de

<https://fiixsoftware.com/glossary/what-is-a-voltage-sensor/>

Gómez, M. (2024). Editorial. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia*, 111, 7–8. <https://doi.org/10.17533/udea.redin.20240307>

Gonzales, R., & Lope, L. (2021). Aplicación basada en Redes Neuronales, para optimizar el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos, SolarProject Juliaca—2019. *Universidad Nacional del Altiplano*.

<https://repositorio.unap.edu.pe/handle/20.500.14082/16584>

Huanca, R. (2022). *Estudio de los efectos del polvo en deposición sobre módulos fotovoltaicos y sistemas fotovoltaicos híbridos*.

<http://hdl.handle.net/20.500.12773/14610>

IRENA. (2021, abril 5). *Renewable Capacity Statistics 2021*.

<https://www.irena.org/publications/2021/March/Renewable-Capacity-Statistics-2021>

Lebak, J. (2008). Programming Languages. En *High Performance Embedded Computing Handbook*. CRC Press.

López, M. (2016). *Predicción de la demanda eléctrica utilizando técnicas de inteligencia artificial. Aplicación al mercado eléctrico español*. [Universidad Miguel Hernández de Elche]. <http://hdl.handle.net/11000/5175>

Machaca, L., & Coronel, L. (2023). Efecto del polvo y lluvia en el rendimiento de sistemas fotovoltaicos en la ciudad de Puno, 2021. *Universidad Nacional del Altiplano*. <https://repositorio.unap.edu.pe/handle/20.500.14082/19758>



- Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms—A Review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9(1), 381–386.
<https://doi.org/10.21275/ART20203995>
- Maloy, G. (2023). *¿Qué es un sensor y qué hace?* Soluciones de Adquisición de Datos (DAQ). <https://dewesoft.com/es/blog/que-es-un-sensor>
- Mamani, W. (2022). *Modelos de aprendizaje automático de ensamble para predecir la generación de energía eléctrica fotovoltaica basados en variables meteorológicas en la ciudad de Puno y Juliaca.*
- MathWorks. (2024). *Data Acquisition System Development*. Data Acquisition System Development - MATLAB & Simulink.
<https://la.mathworks.com/discovery/data-acquisition-system.html>
- Minh, N., Mai, D. T. D., & Nguyen, H. H. P. (2022). PV array Fault Classification based on Machine Learning. *2022 11th International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, 322–326.
<https://doi.org/10.1109/ICCAIS56082.2022.9990272>
- Nagy, Z. (2018). *Artificial Intelligence and Machine Learning Fundamentals: Develop real-world applications powered by the latest AI advances*. Packt Publishing Ltd.
- Novas Castellano, N., Garcia Salvador, R. M., Portillo Rodriguez, F., Fernandez-Ros, M., & Gazquez Parra, J. A. (2024). Chapter 19 - Renewable energy: The future of photovoltaic energy. En T. M. Letcher (Ed.), *Living with Climate Change* (pp. 373–396). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-18515-1.00002-2>
- Pandey, R., Khatri, S. K., Singh, N. K., & Verma, P. (2022). *Artificial Intelligence and Machine Learning for EDGE Computing*. Academic Press.
- Qaadán, S., & Alshare, A. (2022). Forecasting Solar Photovoltaic Power Output in the German Jordanian University in Amman Using Artificial Intelligence and Machine Learning Algorithms. *2022 10th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCMA)*, 243–248.
<https://doi.org/10.1109/ICCMA56665.2022.10011464>



- Rodriguez, A. (2023, marzo 8). *Sensores electrónicos: ¿Qué son y cómo funcionan?* diarioelectronicohoy.com. <https://www.diarioelectronicohoy.com/sensores-electronicos-que-son-y-como-funcionan/>
- Roque, S., & Lopez, J. (2023). Análisis de fuentes de generación de energías no convencionales adaptables al Centro Poblado de Supucachi, provincia de Puno, departamento de Puno. *Universidad Nacional del Altiplano*. <https://repositorio.unap.edu.pe/handle/20.500.14082/20047>
- Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2014). *Metodología de la investigación*. McGRAW-HILL.
- Santana, N. C., Villeda, J. E., De Jesús, D. A., & Cortes, A. S. (2024). Celdas Solares. *TEPEXI Boletín Científico de la Escuela Superior Tepeji del Río*, 11(21), 44–46. <https://doi.org/10.29057/estr.v11i21.11650>
- Shi, J., Lee, W.-J., Liu, Y., Yang, Y., & Wang, P. (2011). Forecasting power output of photovoltaic system based on weather classification and support vector machine. *2011 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IAS.2011.6074294>
- Siuce, E. (2022). *Ángulo de Inclinación Óptimo Para Incrementar la Potencia Eléctrica de Generación del Panel Solar Fotovoltaico de la Universidad Nacional del Centro del Perú*. <http://repositorio.uncp.edu.pe/handle/20.500.12894/8318>
- Ullah, A., Imran, H., Maqsood, Z., & Butt, N. Z. (2019). Investigation of optimal tilt angles and effects of soiling on PV energy production in Pakistan. *Renewable Energy*, 139, 830–843. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.02.114>
- Varughese, R. A., & Karpagam, R. (2022). Prediction Of Solar Power Generation Based On Machine Learning Algorithm. *2022 Third International Conference on Intelligent Computing Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*, 396–400. <https://doi.org/10.1109/ICICICT54557.2022.9917846>



ANEXOS

ANEXO 1: Datos recogidos de día 1/05/2024 durante 30 minutos iniciales con el ángulo de inclinación de 15 grados.

Tabla 7

Registro de datos durante 30 minutos iniciales con el ángulo de 15 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	05:31:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:32:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:33:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:34:00	0.3663	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:35:00	0.4121	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:36:00	0.4666	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:37:00	0.5302	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:38:00	2.0264	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:39:00	2.3305	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:40:00	2.7327	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:41:00	3.1946	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:42:00	3.7504	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:43:00	4.6666	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:44:00	1.1106	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:45:00	0.9973	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:46:00	1.3555	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:47:00	2.8535	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:48:00	8.4583	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:49:00	7.7990	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:50:00	11.7611	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:51:00	6.2613	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:52:00	5.7327	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:53:00	8.8807	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:54:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:55:00	10.4994	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:56:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:57:00	7.9809	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:58:00	1.3457	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	05:59:00	2.6592	0.0000	0.0000	15

Nota: se muestra los primeros datos registrados durante los primeros 30 minutos del 1/05/2024



ANEXO 2: Datos recogidos de día 1/05/2024 (medio día – 30 minutos) con ángulo de inclinación de 15 grados.

Tabla 8

Registro de datos del medio día durante 30 minutos con el ángulo de 15 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	12:00:00	18.6183	4.9461	91.5957	15
1/05/2024	12:01:00	18.3372	4.9761	91.5365	15
1/05/2024	12:02:00	18.3810	4.8841	91.1405	15
1/05/2024	12:03:00	17.9995	4.9800	90.8422	15
1/05/2024	12:04:00	18.4822	4.9352	90.6286	15
1/05/2024	12:05:00	18.3743	4.9300	90.7506	15
1/05/2024	12:06:00	18.4179	4.9307	90.8210	15
1/05/2024	12:07:00	18.2861	4.9828	90.7173	15
1/05/2024	12:08:00	18.2002	4.9269	90.5254	15
1/05/2024	12:09:00	17.9945	4.9856	90.1066	15
1/05/2024	12:10:00	18.3246	4.9103	89.9095	15
1/05/2024	12:11:00	18.3871	4.9171	90.3978	15
1/05/2024	12:12:00	18.3402	4.9813	90.8824	15
1/05/2024	12:13:00	18.4660	4.9380	91.3574	15
1/05/2024	12:14:00	18.3696	4.9569	91.2385	15
1/05/2024	12:15:00	18.3841	4.9637	91.3775	15
1/05/2024	12:16:00	18.4928	4.9639	91.4735	15
1/05/2024	12:17:00	18.6237	4.9033	91.4900	15
1/05/2024	12:18:00	18.5404	4.8378	91.1112	15
1/05/2024	12:19:00	18.5689	4.8977	90.7332	15
1/05/2024	12:20:00	18.7437	4.8237	90.6868	15
1/05/2024	12:21:00	18.3280	4.9327	90.5951	15
1/05/2024	12:22:00	18.5330	4.8823	90.6666	15
1/05/2024	12:23:00	18.4998	4.9260	89.9776	15
1/05/2024	12:24:00	18.3401	4.8972	89.6883	15
1/05/2024	12:25:00	18.4709	4.8457	89.5787	15
1/05/2024	12:26:00	18.5781	4.8218	89.5764	15
1/05/2024	12:27:00	18.3763	4.8973	89.8012	15
1/05/2024	12:28:00	18.4151	4.8305	89.8507	15
1/05/2024	12:29:00	18.2436	4.9168	89.8978	15

Nota: se muestra datos registrados durante los primeros 30 minutos del medio día del 1/05/2024



ANEXO 3: Datos recogidos de día 1/05/2024 (30 minutos en la tarde) con ángulo de inclinación de 15 grados.

Tabla 9

Datos recogidos en la tarde durante 30 minutos con ángulo de 15 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	17:30:00	9.8924	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:31:00	10.0656	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:32:00	5.9263	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:33:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:34:00	10.4206	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:35:00	11.6940	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:36:00	9.6489	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:37:00	3.5019	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:38:00	10.6148	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:39:00	12.9742	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:40:00	13.0111	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:41:00	10.4305	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:42:00	0.0000	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:43:00	2.7677	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:44:00	12.2808	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:45:00	11.9244	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:46:00	10.4372	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:47:00	8.8547	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:48:00	7.3663	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:49:00	6.1482	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:50:00	5.2104	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:51:00	4.4375	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:52:00	3.8377	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:53:00	3.3446	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:54:00	2.9395	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:55:00	2.5944	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:56:00	2.3094	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:57:00	2.0710	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:58:00	0.5628	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	17:59:00	0.5117	0.0000	0.0000	15
1/05/2024	18:00:00	0.4681	0.0000	0.0000	15

Nota: en esta tabla se muestra datos registrados durante la tarde del 1/05/2024 un intervalo de 30 minutos.



ANEXO 4: Datos recogidos de día 1/05/2024 durante 30 minutos iniciales, con el ángulo de inclinación de 25 grados.

Tabla 10

Registro de datos durante 30 minutos iniciales con el ángulo de 25 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	05:31:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:32:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:33:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:34:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:35:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:36:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:37:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:38:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:39:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:40:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:41:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:42:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:43:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:44:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:45:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:46:00	0.9699	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:47:00	1.5847	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:48:00	5.2075	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:49:00	5.1914	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:50:00	9.3186	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:51:00	18.7770	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:52:00	19.0749	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:53:00	17.1340	0.0585	1.0058	25
1/05/2024	05:54:00	19.7273	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	05:55:00	18.2404	0.0657	1.1907	25
1/05/2024	05:56:00	18.7888	0.0643	0.0000	25
1/05/2024	05:57:00	20.2631	0.0000	1.0539	25
1/05/2024	05:58:00	18.6953	0.0807	0.0000	25
1/05/2024	05:59:00	20.4712	0.0000	0.0000	25

Nota: se muestra los primeros datos registrados durante los primeros 30 minutos del 1/05/2024



ANEXO 5: Datos recogidos de día 1/05/2024 (medio día – 30 minutos) con ángulo de inclinación de 25 grados.

Tabla 11

Registro de datos del medio día durante 30 minutos con el ángulo de 25 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	12:00:00	17.7685	6.5700	116.8323	25
1/05/2024	12:01:00	17.4384	6.6202	115.7727	25
1/05/2024	12:02:00	17.5900	6.4517	113.5376	25
1/05/2024	12:03:00	17.6600	6.3750	111.9274	25
1/05/2024	12:04:00	17.6961	6.2679	111.0767	25
1/05/2024	12:05:00	17.7744	6.2827	111.7861	25
1/05/2024	12:06:00	17.3890	6.3684	112.1245	25
1/05/2024	12:07:00	17.7973	6.3596	113.3658	25
1/05/2024	12:08:00	17.9184	6.3652	114.7051	25
1/05/2024	12:09:00	18.0684	6.3698	0.0000	25
1/05/2024	12:10:00	18.0482	6.6154	117.5942	25
1/05/2024	12:11:00	17.9563	6.5704	118.1467	25
1/05/2024	12:12:00	17.8869	6.6116	118.3672	25
1/05/2024	12:13:00	17.8957	6.6977	120.0728	25
1/05/2024	12:14:00	18.1526	6.7103	122.2071	25
1/05/2024	12:15:00	17.8168	4.3425	77.4324	25
1/05/2024	12:16:00	17.7330	5.8571	104.6790	25
1/05/2024	12:17:00	17.7288	6.7155	119.1571	25
1/05/2024	12:18:00	17.8963	6.5206	118.1833	25
1/05/2024	12:19:00	18.2661	6.4721	118.9273	25
1/05/2024	12:20:00	17.6235	6.8167	119.4925	25
1/05/2024	12:21:00	17.9015	6.7751	121.5462	25
1/05/2024	12:22:00	17.8608	6.8195	122.6708	25
1/05/2024	12:23:00	17.7203	6.8751	122.9692	25
1/05/2024	12:24:00	17.9304	6.7017	120.2618	25
1/05/2024	12:25:00	17.5867	6.7073	117.8771	25
1/05/2024	12:26:00	17.9708	6.5031	117.0154	25
1/05/2024	12:27:00	17.4476	6.7471	117.8449	25
1/05/2024	12:28:00	17.8173	6.6561	118.8623	25
1/05/2024	12:29:00	17.5918	6.8083	119.9642	25

Nota: se muestra datos registrados durante los primeros 30 minutos del medio día del 1/05/2024



ANEXO 6: Datos recogidos de día 1/05/2024 (30 minutos por la tarde) con ángulo de inclinación de 25 grados.

Tabla 12

Datos recogidos en la tarde durante 30 minutos con ángulo de 25 grados

Fecha	Hora	Voltaje_DC	Corriente_DC	Potencia_Activa	Angulo_de_inclinación
1/05/2024	17:30:00	0.0000	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:31:00	7.0029	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:32:00	9.4620	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:33:00	8.8025	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:34:00	2.8433	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:35:00	8.9634	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:36:00	7.5973	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:37:00	11.9378	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:38:00	10.2448	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:39:00	12.4073	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:40:00	11.2488	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:41:00	9.9255	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:42:00	8.6471	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:43:00	7.4240	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:44:00	6.3933	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:45:00	5.5201	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:46:00	4.8355	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:47:00	4.2792	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:48:00	3.7985	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:49:00	3.3861	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:50:00	3.0106	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:51:00	2.6805	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:52:00	2.3947	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:53:00	2.1527	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:54:00	0.3895	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:55:00	0.3534	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:56:00	0.3233	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:57:00	0.2973	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:58:00	0.2758	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	17:59:00	0.2558	0.0000	0.0000	25
1/05/2024	18:00:00	0.2396	0.0000	0.0000	25

Nota: en esta tabla se muestra datos registrados durante la tarde del 1/05/2024 un intervalo de 30 minutos

ANEXO 7: Panel solar inclinado a 15 grados desde una perspectiva lateral, destacando la estructura y la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada. ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).

Figura 42

Ajuste del panel solar a un ángulo de 15 grados



29 abr. 2024 15:46:34
-15.8351S -70.0186W
Puno

Nota: ajuste del panel solar a un ángulo de 15 grados con la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada

ANEXO 8: Panel solar con 15 grados de inclinación, pero desde una perspectiva superior, resaltando su orientación y posición en el entorno., ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0185°W).

Figura 43

Anclaje de la estructura del panel solar en ángulo de 15 grados



ANEXO 9: Panel solar fotovoltaico con inclinación ajustada a 25 grados, montado sobre una estructura de aluminio en forma de triángulo rectángulo, ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).

Figura 44

Ajuste del panel solar a un ángulo de inclinación de 25 grados



ANEXO 10: Panel solar inclinado a 25 grados desde una perspectiva lateral cercana, resaltando la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada y la herramienta de nivel, ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).

Figura 45

Ajuste del panel solar a un ángulo de inclinación de 25 grados a la estructura



Nota: ajuste del panel solar a un ángulo de 25 grados con la escuadra con ángulo de precisión metálica reforzada

ANEXO 11: Paneles solares de 15 y 25 grados de inclinación desde una vista superior amplia, destacando su disposición y alineación., ubicada en Puno, Perú (15.8351°S, 70.0186°W).

Figura 46

Vista superior de los paneles solares ajustados a los ángulos de 15 y 25 grados de inclinación



ANEXO 12: Instalación de los paneles solares de 15 y 25 grados de inclinación ubicadas en la ciudad de Puno, Perú.

Figura 47

Instalación de los paneles solares



Nota: la figura muestra la instalación de los paneles solares junto a los investigadores

ANEXO 13: Diseño e implementación del sistema de adquisición de datos.

Figura 48

Diseño del diagrama general del sistema de adquisición de datos

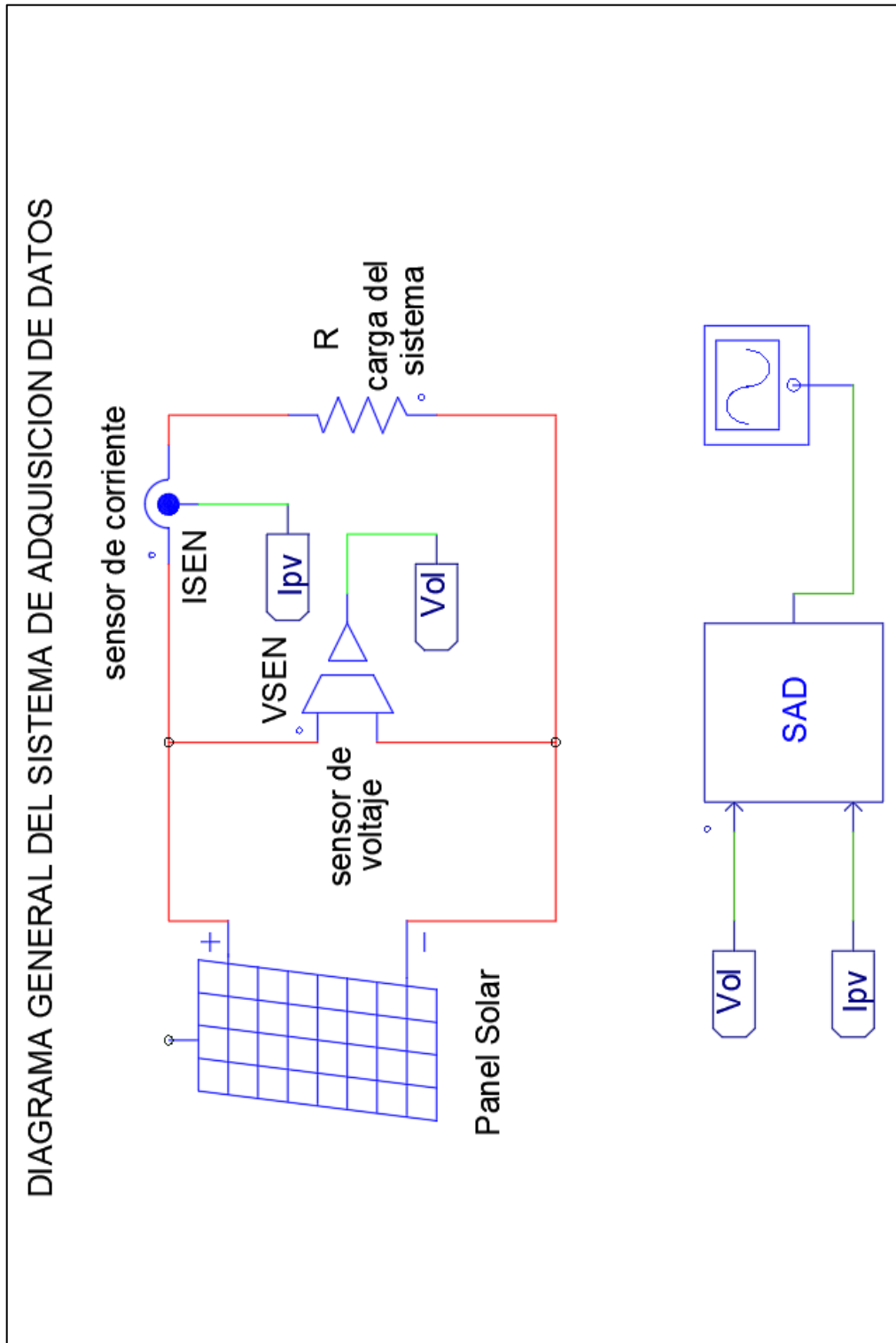


Figura 49

Diseño del sistema de adquisición de datos

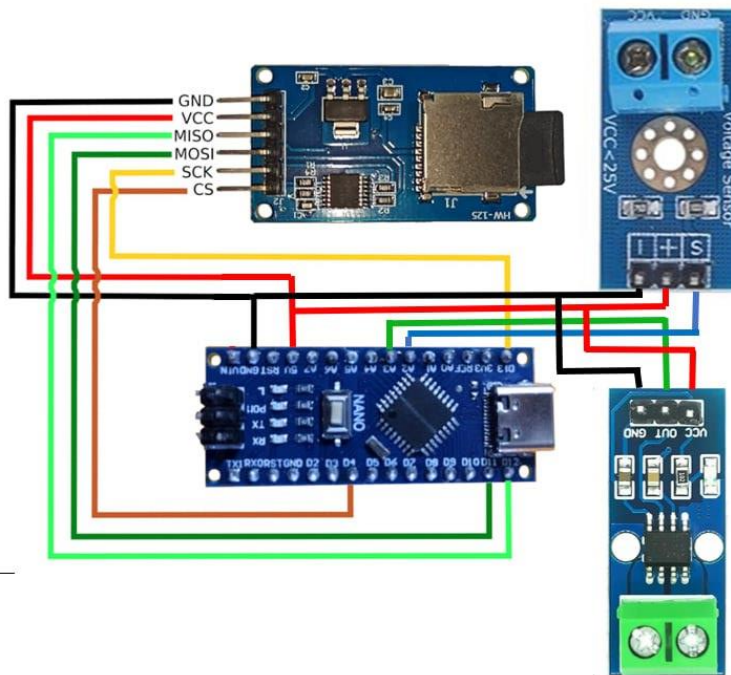
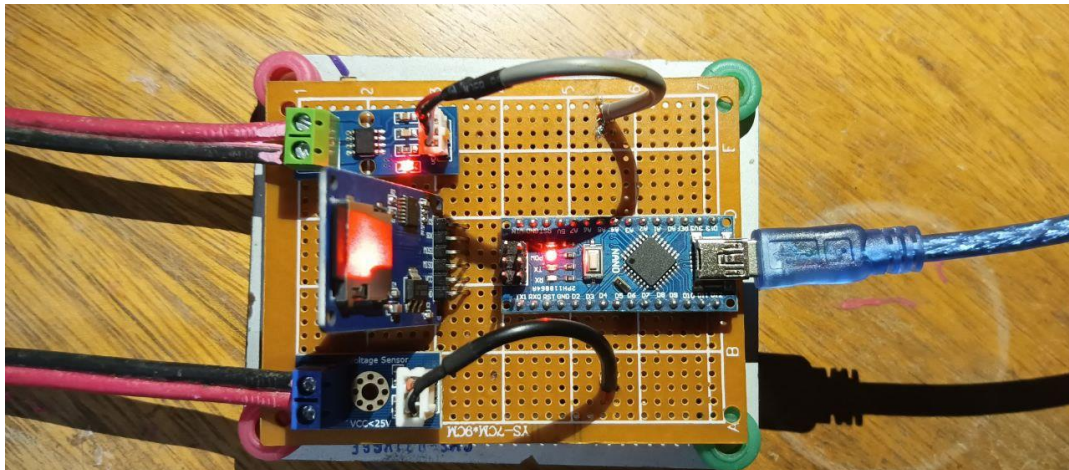


Figura 50

Implementación del sistema de adquisición de datos





ANEXO 14: Código del sistema de adquisición de datos.

```
#include <SPI.h>
#include <SD.h>

// Pines para sensores
const int pinSensorCorriente = A3; // Pin del sensor de corriente
const int pinSensorVoltaje = A2; // Pin del sensor de voltaje

// Configuración de la tarjeta SD
const int chipSelect = 4;

// Factores de conversión
const float factorCorriente = 0.01; // Conversión para corriente
const float factorVoltaje = 0.1; // Conversión para voltaje

// Variables para manejo del tiempo
unsigned long intervaloRegistro = 60000; // 1 minuto en
milisegundos
unsigned long tiempoInicio = 0; // Tiempo en el que inició
el registro

// Bandera para indicar si el encabezado ya fue escrito
bool encabezadoEscrito = false;

void setup() {
  Serial.begin(9600);

  // Inicializar SD
  if (!SD.begin(chipSelect)) {
    Serial.println("Error inicializando la tarjeta SD");
    return;
  }
  Serial.println("Tarjeta SD inicializada.");

  // Configuración de pines
  pinMode(pinSensorCorriente, INPUT);
  pinMode(pinSensorVoltaje, INPUT);

  // Crear archivo y agregar encabezado solo la primera vez
  File archivo = SD.open("datos.txt", FILE_WRITE);
  if (archivo) {
    if (!encabezadoEscrito) {
      archivo.println("Hora, Voltaje_DC, Corriente,
Potencia_Activa");
      encabezadoEscrito = true;
    }
    archivo.close();
  }
}
```



```
    } else {  
        Serial.println("Error al abrir el archivo en la SD.");  
    }  
}  
  
void loop() {  
    // Verificar si ha pasado el intervalo de tiempo (1 minuto)  
    unsigned long horaActual = millis();  
    if (horaActual - tiempoInicio >= intervaloRegistro) {  
        registrarDatos();  
        tiempoInicio = horaActual;  
    }  
}  
  
// Función para registrar datos  
void registrarDatos() {  
    // Obtener hora actual simulada  
    unsigned long horaActual = millis();  
    int horas = (horaActual / 3600000) % 24;        // Convertir a  
    horas (24h formato)  
    int minutos = (horaActual / 60000) % 60;        // Convertir a  
    minutos  
    int segundos = (horaActual / 1000) % 60;        // Convertir a  
    segundos  
  
    // Crear cadena de hora en formato hh:mm:ss  
    String horaString = (horas < 10 ? "0" : "") + String(horas) + ":"  
    +  
        (minutos < 10 ? "0" : "") + String(minutos) +  
    ":" +  
        (segundos < 10 ? "0" : "") +  
    String(segundos);  
  
    // Leer sensores  
    int lecturaCorriente = analogRead(pinSensorCorriente);  
    int lecturaVoltaje = analogRead(pinSensorVoltaje);  
  
    // Convertir las lecturas a valores físicos  
    float corriente = lecturaCorriente * factorCorriente;  
    float voltaje = lecturaVoltaje * factorVoltaje;  
    float potencia = corriente * voltaje;  
  
    // Crear string de datos  
    String datos = horaString + ", " + String(voltaje, 5) + ", " +  
    String(corriente, 5) + ", " + String(potencia, 5);  
  
    // Guardar en la SD  
    File archivo = SD.open("datos.txt", FILE_WRITE);  
    if (archivo) {
```



```
// Escribir los datos sin encabezado
archivo.println(datos);
archivo.close();

// Mostrar datos en el monitor serial
Serial.println(datos);
} else {
  Serial.println("Error al abrir el archivo en la SD.");
}
}
```



ANEXO 15: Código en Python de la regresión lineal multivariable con el modelo OLS.

```
#Libreria especializada en el manejo y análisis de estructuras de
datos
import pandas as pd
#Libreria especializada en el cálculo numérico y el análisis de
datos
import numpy as np
#Libreria especializada en la creación de gráficos
import matplotlib.pyplot as plt
#Libreria para la división de Data en: "Train" y "Test"
from sklearn.model_selection import train_test_split
#Libreria para importar el algoritmo de regresión lineal tipo OLS
from sklearn.linear_model import LinearRegression
#Libreria para encontrar los valores para estas métricas usando
nuestros datos de prueba
from sklearn import metrics
#Cargar datos del archivo CSV
cargar_archivo =
pd.read_csv('/content/data_filtrado_sistemas_FV.csv')
#Convertir archivo en DataFrame
data = pd.DataFrame(cargar_archivo)
data
data.describe()
X = data[['Hora',
          'Voltaje_DC',
          'Corriente_DC',
          'Angulo_15°=1_25°=0']]
Y = data[['Potencia_Activa']]
X.head(5)
porcentaje = 0.2
semilla = 100
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y,
test_size=porcentaje, random_state=semilla)
#Declarar el modelo en la variable "reg"
reg = LinearRegression() #OLS
#Entrenar el modelo con el comando "fit" a las variables ->
X_train, y_train
reg.fit(X_train, y_train)
#Imprimir la constante de la formula
print(reg.intercept_)
#Imprimir el coeficiente de la formula
print(reg.coef_)

#Datos predecidos
y_pred = reg.predict(X_test)
y_pred
```



```
#Datos actuales
y_test

#Calculamos el MSE
MSE = metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)
#Calculamos el RMSE
RMSE = np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
#Calculamos el MAE
MAE = metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)

#Imprimimos los valores
print('Mean Squared Error:', MSE)
print('Root Mean Squared Error:', RMSE)
print('Mean Absolute Error:', MAE)

import seaborn as sns

plt.figure(figsize=(8, 6))

y_test_values = y_test['Potencia_Activa'].values

# Redimensiona y_pred a una dimensión
y_pred = y_pred.ravel()

# Para la línea diagonal:
sns.lineplot(x=[min(y_test_values.min(), y_pred.min()),
               max(y_test_values.max(), y_pred.max())],
             y=[min(y_test_values.min(), y_pred.min()),
               max(y_test_values.max(), y_pred.max())],
             linestyle='--', color='red') #, label='Potencia
Predicha')

# Gráfico de dispersión:
sns.scatterplot(x=y_test_values, y=y_pred)

plt.xlabel("Potencia Real")
plt.ylabel("Potencia Predicha")
plt.title("Regresión Lineal Multivariable Tipo OLS")
plt.grid(True)
plt.show()
```



ANEXO 16: Declaración jurada de autenticidad de tesis



Universidad Nacional
del Altiplano Puno



Vicerrectorado
de Investigación



Repositorio
Institucional

DECLARACIÓN JURADA DE AUTENTICIDAD DE TESIS

Por el presente documento, Yo Wilder Reynaldo Mamani Juli,
identificado con DNI 71480530 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, **Programa de Segunda Especialidad**, **Programa de Maestría o Doctorado**
Ingeniería Electrónica

informo que he elaborado el/la **Tesis** o **Trabajo de Investigación** denominada:
" REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA PRODUCCIÓN
DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS FOTOVOLTAICOS CON
DIFERENTES GRADOS DE INCLINACIÓN "

Es un tema original.

Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y **no existe plagio/copia** de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como tuyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

En caso de incumplimiento de esta declaración, me someto a las disposiciones legales vigentes y a las sanciones correspondientes de igual forma me someto a las sanciones establecidas en las Directivas y otras normas internas, así como las que me alcancen del Código Civil y Normas Legales conexas por el incumplimiento del presente compromiso

Puno 16 de diciembre del 2024


FIRMA (obligatoria)



Huella



DECLARACIÓN JURADA DE AUTENTICIDAD DE TESIS

Por el presente documento, Yo Luis Alberto Gomez Guispe,
identificado con DNI 71727991 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado
Ingeniería Electrónica

informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación denominada:

“ REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA PRODUCCIÓN
DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS FOTOVOLTAICOS EN
DIFERENTES GRADOS DE INCLINACIÓN ”

Es un tema original.

Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y **no existe plagio/copia** de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como tuyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

En caso de incumplimiento de esta declaración, me someto a las disposiciones legales vigentes y a las sanciones correspondientes de igual forma me someto a las sanciones establecidas en las Directivas y otras normas internas, así como las que me alcancen del Código Civil y Normas Legales conexas por el incumplimiento del presente compromiso

Puno 16 de diciembre del 2024

FIRMA (obligatoria)



Huella



ANEXO 17: Autorización para el depósito de tesis en el Repositorio Institucional



Universidad Nacional
del Altiplano Puno



Vicerrectorado
de Investigación



Repositorio
Institucional

AUTORIZACIÓN PARA EL DEPÓSITO DE TESIS O TRABAJO DE INVESTIGACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Por el presente documento, Yo Wilder Reynaldo Mamani Juli,
identificado con DNI 7480530 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado

Ingeniería Electrónica
informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación denominada:

" REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS FOTOVOLTAICOS CON DIFERENTES GRADOS DE INCLINACIÓN "

para la obtención de Grado, Título Profesional o Segunda Especialidad.

Por medio del presente documento, afirmo y garantizo ser el legítimo, único y exclusivo titular de todos los derechos de propiedad intelectual sobre los documentos arriba mencionados, las obras, los contenidos, los productos y/o las creaciones en general (en adelante, los "Contenidos") que serán incluidos en el repositorio institucional de la Universidad Nacional del Altiplano de Puno.

También, doy seguridad de que los contenidos entregados se encuentran libres de toda contraseña, restricción o medida tecnológica de protección, con la finalidad de permitir que se puedan leer, descargar, reproducir, distribuir, imprimir, buscar y enlazar los textos completos, sin limitación alguna.

Autorizo a la Universidad Nacional del Altiplano de Puno a publicar los Contenidos en el Repositorio Institucional y, en consecuencia, en el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto, sobre la base de lo establecido en la Ley N° 30035, sus normas reglamentarias, modificatorias, sustitutorias y conexas, y de acuerdo con las políticas de acceso abierto que la Universidad aplique en relación con sus Repositorios Institucionales. Autorizo expresamente toda consulta y uso de los Contenidos, por parte de cualquier persona, por el tiempo de duración de los derechos patrimoniales de autor y derechos conexos, a título gratuito y a nivel mundial.

En consecuencia, la Universidad tendrá la posibilidad de divulgar y difundir los Contenidos, de manera total o parcial, sin limitación alguna y sin derecho a pago de contraprestación, remuneración ni regalía alguna a favor mío; en los medios, canales y plataformas que la Universidad y/o el Estado de la República del Perú determinen, a nivel mundial, sin restricción geográfica alguna y de manera indefinida, pudiendo crear y/o extraer los metadatos sobre los Contenidos, e incluir los Contenidos en los índices y buscadores que estimen necesarios para promover su difusión.

Autorizo que los Contenidos sean puestos a disposición del público a través de la siguiente licencia:

Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional. Para ver una copia de esta licencia, visita: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

En señal de conformidad, suscribo el presente documento.

Puno 16 de diciembre del 20 24

FIRMA (obligatoria)



Huella



AUTORIZACIÓN PARA EL DEPÓSITO DE TESIS O TRABAJO DE INVESTIGACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Por el presente documento, Yo Luis Alberto Gomez Quispe,
identificado con DNI 71727991 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado

Ingeniería Electrónica,
informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación denominada:

" REGRESIÓN MULTIVARIABLE PARA LA PREDICCIÓN DE LA PRODUCCIÓN
DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN DOS SISTEMAS FOTOVOLTAICOS FDN
DIFERENTES GRADOS DE INCLINACIÓN "

para la obtención de Grado, Título Profesional o Segunda Especialidad.

Por medio del presente documento, afirmo y garantizo ser el legítimo, único y exclusivo titular de todos los derechos de propiedad intelectual sobre los documentos arriba mencionados, las obras, los contenidos, los productos y/o las creaciones en general (en adelante, los "Contenidos") que serán incluidos en el repositorio institucional de la Universidad Nacional del Altiplano de Puno.

También, doy seguridad de que los contenidos entregados se encuentran libres de toda contraseña, restricción o medida tecnológica de protección, con la finalidad de permitir que se puedan leer, descargar, reproducir, distribuir, imprimir, buscar y enlazar los textos completos, sin limitación alguna.

Autorizo a la Universidad Nacional del Altiplano de Puno a publicar los Contenidos en el Repositorio Institucional y, en consecuencia, en el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto, sobre la base de lo establecido en la Ley N° 30035, sus normas reglamentarias, modificatorias, sustitutorias y conexas, y de acuerdo con las políticas de acceso abierto que la Universidad aplique en relación con sus Repositorios Institucionales. Autorizo expresamente toda consulta y uso de los Contenidos, por parte de cualquier persona, por el tiempo de duración de los derechos patrimoniales de autor y derechos conexos, a título gratuito y a nivel mundial.

En consecuencia, la Universidad tendrá la posibilidad de divulgar y difundir los Contenidos, de manera total o parcial, sin limitación alguna y sin derecho a pago de contraprestación, remuneración ni regalía alguna a favor mío; en los medios, canales y plataformas que la Universidad y/o el Estado de la República del Perú determinen, a nivel mundial, sin restricción geográfica alguna y de manera indefinida, pudiendo crear y/o extraer los metadatos sobre los Contenidos, e incluir los Contenidos en los índices y buscadores que estimen necesarios para promover su difusión.

Autorizo que los Contenidos sean puestos a disposición del público a través de la siguiente licencia:

Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional. Para ver una copia de esta licencia, visita: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

En señal de conformidad, suscribo el presente documento.

Puno 16 de diciembre del 2024

FIRMA (obligatoria)



Huella