

Impacto del cambio climático en la generación del SFV-CIPD-UNALM: proyecciones al 2100 bajo el escenario extremo SSP5-8.5

Impact of climate change on the generation of the SFV-CIPD-UNALM: projections to 2100 under the extreme SSP5-8.5 scenario

José Andres Matos Salazar^{1*} 
Kenyi Glicerio Cavalcanti Cárdenas¹ 

1 Departamento Académico de Ordenamiento Territorial y Construcción, Facultad de Ingeniería Agrícola, Universidad Nacional Agraria La Molina. Lima, Perú.



Citar como: Matos Salazar, J. A. y Cavalcanti Cárdenas, K. G. (2026). «Impacto del cambio climático en la generación del SFV-CIPD-UNALM: proyecciones al 2100 bajo el escenario extremo SSP5-8.5». *South Sustainability*, 7(2), e164.
DOI: 10.21142/SS-0702-2026-e164

Recibido: 19/6/2026
Revisado por pares
Aceptado: 20/8/2026



© Los autores, 2026. Publicado por la Universidad Científica del Sur (Lima, Perú)

*E-mail de correspondencia:
jmatos@lamolina.edu.pe

Editor asociado:
Anwar Yarin

RESUMEN

El sistema fotovoltaico de 10 paneles de 325 W instalado en el Centro de Investigación y Prevención de Desastres de la Universidad Nacional Agraria La Molina (Lima, Perú) cubrió el 32,3 % de la demanda energética del edificio durante 2019-2022, lo que motivó evaluar su desempeño futuro frente al cambio climático. Se analizaron 33 modelos climáticos del proyecto CMIP6 bajo el escenario SSP5-8.5, aplicando corrección de sesgo (BIAS). Para seleccionar el modelo más representativo se evaluó la temperatura ambiente histórica de PISCO, validada con registros de Meteocontrol, y la irradiancia observada de la misma plataforma. El modelo CNRM-CM6-1-HR-f2 fue seleccionado como el más representativo. Las proyecciones de potencia hasta el 2100 estiman valores mensuales por panel fotovoltaico máximos de 280,94 W y mínimos de 199,51 W. Asimismo, la potencia promedio anual durante el periodo 2024-2100 fue de 239,809 W, equivalente a una reducción del 26,21 % respecto a la capacidad nominal de 325 W del panel fotovoltaico. El test de Mann-Kendall evidenció una tendencia decreciente estadísticamente significativa. Los resultados indican que el estrés térmico reducirá la eficiencia del sistema y la tasa de retorno energético, lo que limitará la producción fotovoltaica en Lima y resaltará la necesidad de considerar los efectos del cambio climático en la planificación energética y el diseño de edificaciones sostenibles.

Palabras clave: energía solar fotovoltaica, cambio climático, proyecciones climáticas, modelos CMIP6, sistemas fotovoltaicos

ABSTRACT

The photovoltaic system, comprising ten 325 W panels, installed at the Disaster Prevention and Research Center of the National Agrarian University La Molina (Lima, Peru) met 32.3% of the building's energy demand between 2019 and 2022, prompting an evaluation of its future performance in the face of climate change. Applying bias correction, thirty-three climate models from the CMIP6 project were analyzed under the SSP5-8.5 scenario. To select the most representative model, historical ambient temperature data from PISCO (validated against Meteocontrol records) and observed irradiance from the same platform were evaluated. The CNRM-CM6-1-HR-f2 model was selected as the most representative. Power projections through 2100 estimate maximum and minimum monthly values of 280.94 W and 199.51 W, respectively. Furthermore, the average annual power output for the period 2024-2100 was 239.809 W, representing a 26.21% reduction relative to the photovoltaic module's nominal capacity of 325 W. The Mann-Kendall test revealed a statistically significant downward trend. The results indicate that thermal stress will reduce system efficiency and the energy return rate, thereby limiting photovoltaic generation in Lima and highlighting the need to consider climate change impacts in energy planning and sustainable building design.

Keywords: photovoltaic solar energy, climate change, climate projections, CMIP6 models, photovoltaic systems



Introducción

El cambio climático constituye uno de los mayores desafíos contemporáneos para los sistemas energéticos a nivel global, debido a su influencia sobre la disponibilidad de recursos naturales, la estabilidad climática y la seguridad energética. El incremento sostenido de la temperatura media global, la intensificación de eventos extremos y las alteraciones en los patrones de irradiancia solar están modificando las condiciones bajo las cuales operan las tecnologías de generación renovable, particularmente la energía solar fotovoltaica (IPCC, 2023; Organización Meteorológica Mundial, 2025). En este contexto, la transición hacia sistemas energéticos sostenibles requiere no solo ampliar la capacidad instalada de fuentes renovables, sino también comprender cómo el cambio climático afectará su desempeño a largo plazo (International Renewable Energy Agency, 2019; Jakhar y Raj, 2023).

Una de las alternativas más relevantes en la búsqueda de la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero y del cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible es la energía solar fotovoltaica. Gracias a los avances tecnológicos y a su facilidad de implementación, su potencial se ha incrementado (Colina-Calvo, 2024; Gálvez Ñañez, 2024). Sin embargo, su rendimiento depende de variables ambientales como la temperatura del aire, la irradiancia solar y las condiciones climáticas locales, las cuales pueden verse modificadas bajo distintos escenarios de cambio climático (Epeni-Tombo *et al.*, 2023; Bamisile *et al.*, 2025). Diversos estudios muestran que el incremento de temperatura reduce la eficiencia de los módulos fotovoltaicos, mientras que las variaciones en la irradiancia y la nubosidad afectan la producción anual de energía (Oni *et al.*, 2024; Cabello *et al.*, 2025).

La respuesta de los sistemas fotovoltaicos frente al cambio climático evidencia una influencia sobre su producción energética tanto a escala regional como global. Por ello, es necesario utilizar proyecciones climáticas que representen adecuadamente las condiciones locales, especialmente al evaluar variables como la temperatura y la irradiancia, cuyo comportamiento influye en el desempeño energético de estos sistemas (Narvaez *et al.*, 2023; Nwokolo *et al.*, 2023).

Asimismo, las proyecciones climáticas requieren un proceso de corrección del sesgo, debido a que en Sudamérica se cuenta con una diversidad geográfica considerable, la cual genera lecturas diferentes para distintas variables climáticas que son influyentes en la generación de energía solar fotovoltaica.

Esto trae como consecuencia incertidumbres significativas en los estudios de producción energética mediante energías renovables cuando no se aplican técnicas adecuadas de corrección (Arias *et al.*, 2021;

Gateño *et al.*, 2023). En tal sentido, se requiere regionalizar los modelos climáticos utilizando información histórica mediante métodos de corrección del sesgo, como el método de BIAS, con la finalidad de obtener una representación confiable de las variables climáticas para evaluaciones de largo plazo.

Los modelos del Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) se utilizan para representar variables climáticas bajo diferentes trayectorias socioeconómicas compartidas (Shared Socioeconomic Pathways, SSP). Estos modelos presentan mejoras respecto a CMIP5 en la representación de procesos físicos y socioeconómicos (Gütschow *et al.*, 2021; Song *et al.*, 2025). Entre las trayectorias disponibles, SSP5-8.5 representa un escenario de altas emisiones de gases de efecto invernadero, por lo que se utiliza para evaluar el impacto del cambio climático sobre los sistemas energéticos (IPCC, 2023; Zhou *et al.*, 2023). Sin embargo, los modelos presentan sesgos cuando se aplican a escala local, por lo que requieren un proceso de regionalización y corrección antes de ser utilizados (Piani *et al.*, 2010; Hess *et al.*, 2022; Li y Li, 2022). Por tal motivo, se emplean técnicas estadísticas y enfoques avanzados para mejorar la representación climática regional, reducir los sesgos y mejorar la capacidad predictiva de los modelos (Mouatadid *et al.*, 2022; Oloyede *et al.*, 2023). Asimismo, los diagramas de Taylor permiten comparar el desempeño de los modelos y seleccionar el que mejor representa las condiciones locales (Taylor, 2001; Anžel *et al.*, 2023).

En el contexto peruano, la planificación energética enfrenta desafíos relacionados con la variabilidad climática, la concentración urbana y la necesidad de fortalecer la infraestructura resiliente (Cómez *et al.*, 2023). A pesar del alto potencial solar del país, los estudios que integran datos observados locales y modelos climáticos para evaluar y proyectar la eficiencia de los sistemas fotovoltaicos siguen siendo limitados (Blanco-Villafuerte y Hartinger, 2023; Apoyo y Asociados, 2024). En ese sentido, bases de datos climáticos como PISCO y junto con registros en tiempo real provenientes de plataformas como Meteocontrol, permiten validar y ajustar los modelos climáticos a las condiciones locales donde se desarrollan los estudios de proyección. Por tal motivo, y considerando la información disponible, el presente estudio tiene como objetivo analizar el impacto del cambio climático en las variables temperatura e irradiancia en la producción energética de un sistema fotovoltaico instalado en el Centro de Investigación y Prevención de Desastres (CIPD) de la Universidad Nacional Agraria La Molina (UNALM), mediante modelos CMIP6 bajo el escenario SSP5-8.5. Específicamente, se busca regionalizar y corregir el sesgo de los modelos climáticos utilizando datos PISCO y observaciones del sistema fotovoltaico, seleccionar el modelo que mejor represente las condiciones locales y estimar los cambios en la producción energética para el periodo 2024-2100.

Metodología

Área de estudio y sistema fotovoltaico

El estudio se desarrolló en el sistema fotovoltaico instalado en el CIPD de la UNALM, ubicado en Lima (Perú). El sistema está conformado por 10 paneles fotovoltaicos de 325 W de potencia nominal cada uno, con una potencia instalada total de 3,25 kWp y con las características técnicas como se muestra en la Tabla 1, conectados para abastecer parcialmente la demanda energética del edificio. El monitoreo del desempeño del sistema se realizó mediante la plataforma Meteocontrol, la cual registra datos meteorológicos y eléctricos en tiempo real, incluyendo temperatura ambiental, irradiancia solar y potencia generada.

Tabla 1. Características eléctricas del panel solar

Marca	Canadian Solar
Modelo	MAXPOWER CS6U-315
Tipo de célula	Policristalino
Potencia máxima	325 W
Tensión en circuito abierto	45,50 V
Corriente Corto Circuito (Isc)	9,34 A
Voltaje en la potencia máxima	37,0 V
Corriente en el punto máximo	8,78 A
Coefficiente de temperatura	-0,41 % / °C
Máxima tensión del sistema	1000 V (IEC)
Peso	22,40 kg
Dimensiones	1960 x 992 x 40 mm

Datos climáticos observados y simulados

Se utilizaron datos mensuales de temperatura máxima y mínima provenientes del producto PISCO para el periodo histórico 1981-2014, para de esa manera obtener el promedio mensual, ampliamente empleado en estudios climáticos regionales por su consistencia espacial y temporal. Previamente, los datos de PISCO fueron validados con información observada de la plataforma Meteocontrol, plataforma que registra en tiempo real datos de producción y datos de las variables climáticas, lo que garantiza la alta confiabilidad y precisión de los mismos para representar las condiciones climáticas locales. Esta validación fue fundamental para asegurar que los datos de PISCO pudieran servir de base confiable para la evaluación de los modelos climáticos.

Las proyecciones climáticas futuras se obtuvieron de 33 modelos climáticos globales del CMIP6, bajo el escenario SSP5-8.5, descargados desde la plataforma Climate Explorer (<https://climexp.knmi.nl/start.cgi>). Este escenario fue seleccionado por representar una trayectoria de altas emisiones y permitir la evaluación del

impacto climático bajo condiciones extremas, relevantes para análisis de resiliencia energética.

Corrección de sesgo de los modelos CMIP6

Dado que los modelos climáticos globales presentan sesgos sistemáticos a escala local, se aplicó un proceso de corrección de sesgo estadística a las salidas de temperatura de los modelos CMIP6 seleccionados. Como referencia se utilizó información de la data PISCO como datos históricos, previamente validada por los datos observados de la plataforma Meteocontrol, que sirvieron de base para la reducción del sesgo presente en los modelos y así lograr una adecuada representatividad regional de las proyecciones climáticas (Hess *et al.*, 2022).

Evaluación estadística y selección preliminar de modelos

Posterior a la corrección del sesgo, se evaluó la representatividad de la temperatura simulada por los modelos del CMIP6 utilizando información histórica de PISCO, previamente validada con datos registrados por la plataforma Meteocontrol. Los 33 modelos fueron evaluados mediante el coeficiente de correlación de Pearson (r), el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), con el fin de identificar aquellos que mejor representan las condiciones climáticas del área de estudio. Como complemento, se incorporó la desviación estándar mediante el diagrama de Taylor, lo que permitió resumir la evaluación y seleccionar los cinco modelos con mejor desempeño para la variable temperatura.

Para completar la selección del modelo climático, se evaluó la irradiancia utilizando los cinco modelos preseleccionados. Para ello, la irradiancia simulada por cada modelo se comparó con los registros observados de la plataforma Meteocontrol mediante el coeficiente de correlación de Pearson (r), el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE). A partir de la evaluación conjunta de estos indicadores se seleccionó el modelo CNRM-CM6-1-HR-f2 para las proyecciones climáticas del sistema fotovoltaico de la UNALM.

Análisis de la variabilidad intermodelo

Para caracterizar la variabilidad entre los 33 modelos climáticos CMIP6 corregidos mediante BIAS Correction para el periodo 1981-2016, se realizó un análisis descriptivo de la dispersión de las simulaciones de temperatura. Por ello, se calculó la desviación estándar poblacional de las series mensuales de cada modelo y el coeficiente de variación (CV) como medida de dispersión relativa. Finalmente, se obtuvieron parámetros estadísticos como la media, mediana, mínimo, máximo y percentiles 25 y 75, con la finalidad de resumir la variabilidad intermodelo y complementar la evaluación de representatividad de los modelos climáticos.



Cálculo de la potencia eléctrica del sistema fotovoltaico

La potencia fue ajustada mediante un *performance ratio* representativo, que incorpora pérdidas asociadas a temperatura, cableado, inversores y otros factores operativos. Se obtuvieron series de producción mensual y anual para el periodo 2024-2100 a partir de los datos del modelo climático seleccionado, lo que permitió evaluar la evolución futura del desempeño del sistema bajo el escenario SSP5-8.5.

Análisis de tendencias en la producción fotovoltaica

Para identificar posibles cambios sistemáticos en la producción energética a lo largo del tiempo, se aplicó el test no paramétrico de Mann-Kendall a las series de producción anual. Este método permitió detectar la presencia de tendencias estadísticamente significativas sin asumir normalidad en los datos, y fue ampliamente

utilizado en estudios climáticos y energéticos. El análisis se realizó con un nivel de significancia del 5 %, lo que permitió evaluar la dirección y magnitud de las tendencias proyectadas en la producción fotovoltaica.

Resultados

Descarga de datos observados e información climática proyectada

Para iniciar el análisis energético con proyecciones futuras hasta 2100, se necesita información histórica de PISCO que debe ser validada con datos registrados por la plataforma Meteocontrol, mientras que, para los datos meteorológicos proyectados, se descargó información de la página web Climate Explorer del proyecto CMIP6 utilizando una trayectoria socioeconómica compartida de SSP5-8.5, lo que se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2. Modelos descargados del CMIP6 para un escenario SSP5-8.5

Nro. de modelo	Modelo	Institución (país/región)	Resolución horizontal lat/lon (°)
1	ACCESS-CM2	CSIRO (Australia)	1,25/1,88
2	ACCESS-ESM1-5	CSIRO-ARCCSS (Australia)	1,25/1,88
3	AWI-CM-1-1-MR	AWI (Alemania)	1,88/1,88
4	BCC-CSM2-MR	BCC (China)	1,13/1,13
5	CESM2	NCAR (Estados Unidos)	1,00/1,00
6	CESM2-WACCM	NCAR (Estados Unidos)	0,94/1,25
7	CIESM	NCAR (Estados Unidos)	1,00/1,00
8	CMCC-CM2-SR5	CMCC (Italia)	0,94/1,25
9	CNRM-CM6-1-HR-f2	CNRM (Francia)	1,40/1,40
10	CNRM-CM6-1-f2	CNRM (Francia)	1,40/1,40
11	CNRM-ESM2-1-f2	CNRM (Francia)	1,40/1,40
12	CanESM5	CCCma (Canadá)	2,80/2,80
13	CanESM5-CanOE-p2	CCCma (Canadá)	2,80/2,80
14	EC-Earth3	EC-Earth consortium (Europa)	0,70/0,70
15	EC-Earth-Veg	EC-Earth consortium (Europa)	1,13/1,13
16	FGOALS-f3-L	IAP-CAS (China)	1,00/1,00
17	FGOALS-g3	IAP-CAS (China)	2,00/2,00
18	GFDL-ESM4	NOAA-GFDL (Estados Unidos)	1,00/1,25
19	GISS-E2-1-G-p3	GISS (Estados Unidos)	2,00/2,00
20	HadGEM3-GC31-LL-f3	MOHC (Reino Unido)	1,25/1,25
21	INM-CM4-8	INM (Rusia)	1,50/2,00
22	INM-CM5-0	INM (Rusia)	1,50/2,00
23	IPSL-CM6A-LR	IPSL (Francia)	1,25/2,50
24	KACE-1-0-G	KMA (Corea del Sur)	2,00/2,00
25	MIROC-ES2L-f2	JAMSTEC (Japón)	1,40/1,40
26	MIROC6	JAMSTEC, AORI, NIES, RSCS (Japón)	1,40/1,40
27	MPI-ESM1-2-HR	MPI-M (Alemania)	0,94/0,94

28	MPI-ESM1-2-LR	MPI-M (Alemania)	1,78/1,88
29	MRI-ESM2-0	JAMSTEC (Japón)	1,40/1,40
30	NESM3	MRI (Japón)	1,12/1,13
31	NorESM2-LM	NCC (Noruega)	1,90/2,50
32	NorESM2-MM	NCC (Noruega)	0,94/1,25
33	UKESM1-0-LL-f2	UKMO (Reino Unido)	1,25/1,25

Nota. Adaptado de Gateño *et al.* (2023). Datos obtenidos de Climate Explorer.

Corrección del sesgo de la T° ambiente de los modelos climáticos descargados y análisis estadístico

Se aplicó un método de corrección de sesgo (BIAS) estadístico para regionalizar las simulaciones globales a las condiciones microclimáticas locales. Este procedimiento optimizó la representatividad de la temperatura ambiente simulada por los modelos, ya que mejoró los estadísticos necesarios para la selección preliminar basados en esta primera variable de control. Los coeficientes de correlación de Pearson (r) y de determinación (R^2) resultantes se exponen en la Tabla 3.

Después de evaluar estos coeficientes, se establecieron como criterios de preselección valores superiores a 0,9460 para el coeficiente de correlación de Pearson y superiores a 0,8950 para el coeficiente de determinación. Los modelos que cumplieron ambos criterios fueron considerados para una segunda etapa de evaluación mediante la variable irradiancia, mientras que la selección definitiva del modelo climático se realizó considerando los resultados obtenidos en ambas etapas de evaluación.

Además, para complementar la evaluación estadística de los modelos, se evaluó la variabilidad intermodelo mediante la desviación estándar y el coeficiente de variación. La Tabla 4 resume los estadísticos descriptivos obtenidos para ambos indicadores y permite caracterizar la dispersión entre las simulaciones corregidas.

Tabla 4. Variabilidad intermodelo de las simulaciones CMIP6

Indicador	Desviación estándar (°C)	Coefficiente de variación (%)
Media	0,70	3,57
Mediana	0,70	3,57
Mínimo	0,38	1,78
Máximo	1,13	5,65
Percentil 25	0,62	3,10
Percentil 75	0,78	4,02

La dispersión intermodelo presentó una desviación estándar media de 0,70 °C, con valores comprendidos entre 0,38 °C y 1,13 °C. Asimismo, el coeficiente de variación promedio fue de 3,57 %, lo que indica una baja variabilidad relativa entre las simulaciones corregidas. El intervalo intercuartílico (P25-P75) mostró valores de desviación estándar entre 0,62 °C y 0,78 °C, lo que evidencia una variabilidad intermodelo relativamente baja y estable. Estos resultados complementan la evaluación estadística previa y respaldan la selección de los modelos con mejor desempeño para su análisis mediante el diagrama de Taylor.

Asimismo, considerando la evaluación de la variabilidad intermodelo y el diagrama de Taylor, se observa que los seis modelos evaluados representan de manera

Tabla 3. Análisis estadístico global de los modelos climáticos evaluados y selección parcial

Modelo	Coef. de correlación de Pearson (r)	Coef. de determinación (R^2)	Error absoluto medio (MAE)	Raíz del error cuadrático medio (RMSE)	Preseleccionado
INM-CM5-0	0,9575	0,9169	0,6307	0,8478	Sí
FGOALS-g3	0,9559	0,9139	0,6452	0,8652	Sí
BCC-CSM2-MR	0,9541	0,9103	0,6622	0,8840	Sí
CNRM-CM6-1-HR-f2	0,9476	0,8980	0,6838	0,9444	Sí
KACE-1-0-G	0,9476	0,8951	0,7154	0,9582	Sí
CNRM-CM6-1-f2	0,9417	0,8867	0,7098	1,0007	No



adecuada las condiciones locales de temperatura, aunque presentan diferencias en su desempeño estadístico. El modelo INM-CM5-0 obtuvo los mejores resultados en esta etapa de evaluación, seguido por FGOALS-g3, BCC-CSM2-MR, CNRM-CM6-1-HR-f2, KACE-1-0-G y CNRM-CM6-1-f2. De acuerdo con los criterios establecidos para la variable temperatura, los cinco primeros modelos fueron preseleccionados para una segunda etapa de evaluación mediante la irradiancia. Posteriormente, la selección del modelo climático empleado en las proyecciones de producción se realizó considerando de manera conjunta los resultados obtenidos para ambas variables. La Figura 1 resume la evaluación de los modelos para la variable temperatura.

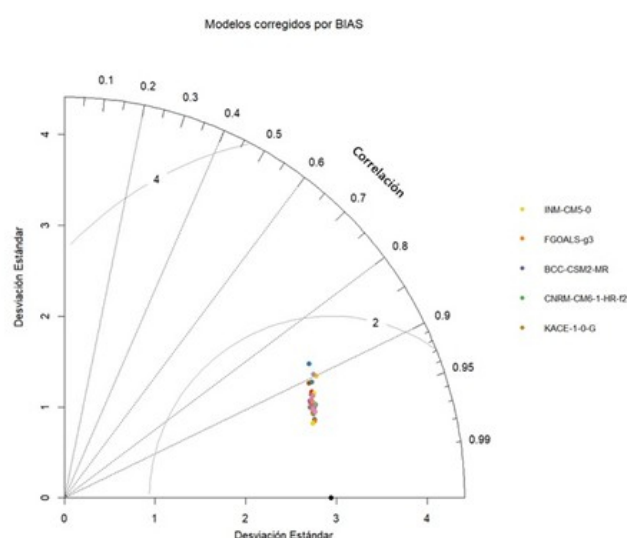


Figura 1. Evaluación de los modelos de simulación mediante el diagrama de Taylor

Con el fin de evaluar la consistencia de los resultados obtenidos en la primera fase, se incorporó la irradiancia como una segunda variable de control. El propósito de este análisis fue verificar la representación de la radiación solar en la zona de estudio para los modelos previamente preseleccionados. Para ello, se evaluaron el coeficiente de Pearson, el coeficiente de determinación (R^2), el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), cuyos resultados se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5. Evaluación estadística de los modelos preseleccionados mediante la irradiancia observada

Modelos	r	R^2	MAE	RMSE
BCC-CSM2-MR	0,14	0,02	28,48	35,47
CNRM-CM6-1-HR-f2	0,73	0,54	25,56	31,3
FGOALS-g3	-0,24	0,06	118,43	124,83
INM-CM5-0	0,55	0,30	20,26	26,04
KACE-1-0-G	0,57	0,33	24,69	30,62

Aunque el modelo INM-CM5-0 presentó los menores valores de MAE y RMSE, el modelo CNRM-CM6-1-HR-f2 obtuvo los mayores valores del coeficiente de correlación de Pearson y del coeficiente de determinación. Considerando que el objetivo del estudio fue seleccionar el modelo que mejor representa el comportamiento temporal de la irradiancia observada, se seleccionó el modelo CNRM-CM6-1-HR-f2 para las proyecciones futuras.

Valores del performance ratio

Paralelamente a la caracterización climática, se recopiló la información técnica referida al rendimiento operativo de la instalación fotovoltaica. Los registros históricos del factor de funcionamiento del sistema se obtuvieron a través de la plataforma de monitoreo Meteocontrol. Esta serie de datos mensuales permitió calibrar la ecuación de producción de energía solar respecto a las variables meteorológicas analizadas. Los valores del rendimiento operativo correspondientes al periodo de evaluación se detallan en la Tabla 6.

Tabla 6. Valores del *performance ratio* 2018-2023

Mes	Performance ratio %
Enero	78,90
Febrero	69,86
Marzo	77,90
Abril	77,66
Mayo	75,10
Junio	84,90
Julio	88,30
Agosto	74,59
Septiembre	80,73
Octubre	95,24
Noviembre	90,50
Diciembre	84,46

Producción anual promedio esperada

A partir de las proyecciones climáticas obtenidas, se determinó la tendencia de la generación energética a largo plazo. En la Figura 2 se expone el comportamiento de la potencia promedio anual esperada por panel fotovoltaico para el periodo 2024-2100, obtenida mediante las proyecciones del modelo CNRM-CM6-1-HR-f2.

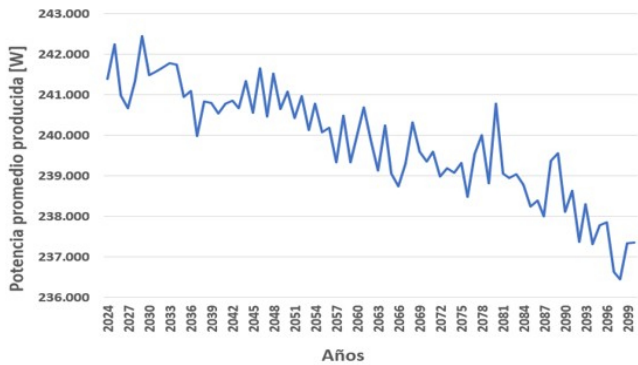


Figura 2. Potencia promedio anual esperada por panel solar entre 2024 y 2100 para el modelo CNRM-CM6-1-HR-f2

La producción de potencia promedio anual por panel fotovoltaico presentó valores comprendidos entre 242,454 W y 236,446 W durante el periodo de evaluación, con un promedio de 239,809 W. Al contrastar este promedio con la potencia nominal del módulo (325 W), se registra una reducción del 26,21 %, equivalente a 85,191 W. A nivel de sistema, la potencia promedio anual alcanza aproximadamente los 2398,09 W. Este comportamiento de la producción energética se asocia directamente con la variabilidad de las condiciones de temperatura e irradiancia proyectadas para la zona de estudio.

Evaluación mediante el test de Mann-Kendall

El análisis de la producción de potencia a lo largo del tiempo se complementó mediante la aplicación del test estadístico no paramétrico de Mann-Kendall. Este procedimiento estadístico se utilizó para evaluar la significancia de la tendencia temporal en los valores de generación proyectados. Los parámetros estadísticos derivados de esta prueba matemática se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7. Valores de evaluación con el test de Mann-Kendall

Parámetro	Valor
τ	-0,0575
p -value	0,0089

A partir de los resultados expuestos, se determinó la existencia de una tendencia negativa estadísticamente significativa en la serie de producción energética mensual. El valor del coeficiente tau (τ) de Mann-Kendall se situó en -0,0575, mientras que el nivel de significancia (p -value) fue de 0,0089, lo que confirma un patrón de disminución consistente para la serie temporal analizada bajo el escenario climático SSP5-8.5.

Discusión

La validación de los datos históricos de temperatura de PISCO con los registros observados de la plataforma

Meteocontrol permitió establecer una base climática confiable para la evaluación del sistema fotovoltaico del CIPD-UNALM. Este enfoque es consistente con estudios previos realizados en América del Sur, donde se resalta que la validación con datos observados locales es indispensable para reducir las discrepancias asociadas a la resolución espacial de los modelos climáticos y productos interpolados (Arias *et al.*, 2021; Gateño *et al.*, 2023). Resultados similares han sido reportados en evaluaciones climáticas regionales aplicadas a estudios de impacto energético (Narvaez *et al.*, 2023).

Así también, al realizar las correcciones estadísticas a los valores de temperatura de los modelos, se obtuvieron valores cercanos a las condiciones locales de la zona de estudio. Estos resultados coinciden con los reportes presentados por Piani *et al.* (2010) y Li y Li (2022). De manera semejante para el contexto fotovoltaico, nuestros resultados de producción dependen de la temperatura ambiente y la temperatura de celdas de los módulos fotovoltaicos, lo que genera caídas en la eficiencia del sistema en cuanto a la producción. Esto es coincidente con los resultados de Epeni-Tombo *et al.* (2023) y Bamisile *et al.* (2025), quienes establecen la necesidad de aplicar ajustes estadísticos a las variables climáticas antes de realizar proyecciones energéticas.

La selección del modelo CNRM-CM6-1-HR-f2 responde a la evaluación de los parámetros estadísticos y la implementación mediante los diagramas de Taylor, metodologías utilizadas por Anžel *et al.* (2023). Asimismo, el seleccionar un solo modelo no es algo alejado de la realidad, pues Gateño *et al.* (2023) y Narvaez *et al.* (2023) muestran que, de un conjunto de modelos, solo existe uno que representa de mejor manera las condiciones necesarias para la evaluación. La selección de este modelo también incluye la incorporación de la irradiancia como uno de los factores más influyentes en la generación de energía fotovoltaica, tal y como lo mencionan Planas (2021) y Cabello *et al.* (2025).

Si se evalúa la caída de la potencia promedio anual comparada con la potencia nominal del sistema, esta representa el 26,21 %, un valor que sigue la tendencia de otros resultados obtenidos en la región, los cuales atribuyen esta caída a los incrementos de temperatura ambiente cuando se aplican escenarios de cambio climático, tal y como mencionan Jakhar y Raj (2023) y Narvaez *et al.* (2023) en sus respectivas investigaciones. Además, resulta relevante la inclusión del *performance ratio* como se realizó en la investigación, pues las pérdidas en la eficiencia no solo se deben a las variaciones de temperatura, sino también al envejecimiento del sistema y pérdidas operativas, de modo que podemos establecer estimaciones realistas en la producción energética (Oni *et al.*, 2024). Los valores mensuales del *performance ratio* se obtuvieron de los registros de Meteocontrol entre octubre de 2018 y diciembre de 2023, y se mantuvieron constantes

durante las proyecciones hasta 2100. Esta condición constituye una limitación del estudio, debido a que no incorpora la degradación progresiva de los módulos durante el periodo proyectado.

Finalmente, el hecho que las proyecciones posean una tendencia negativa estadísticamente significativa como resultado de la evaluación por medio del test de Mann-Kendall coincide con las proyecciones realizadas por el Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC, 2023) y la Organización Meteorológica Mundial (2025), quienes establecen que existirá una disminución gradual de la producción fotovoltaica cuando el análisis se encuentra bajo el escenario SSP5-8.5.

De manera particular, Nwokolo *et al.* (2023) y Bamisile *et al.* (2025) encontraron que existen caídas en la generación de energía fotovoltaica asociadas al cambio climático, las cuales, aunque moderadas, respaldan los resultados obtenidos de la presente investigación.

Conclusiones

Al realizar la evaluación de los modelos climáticos para identificar al que mejor representará las condiciones locales del distrito de La Molina, donde se encuentra el CIPD, se determinó que el modelo CNRM-CM6-1-HR-f2, bajo el escenario SSP5-8.5, presenta la representación más adecuada tanto para la temperatura como para la irradiancia. Esta selección se sustentó en la regionalización de los datos y la corrección del sesgo por el método BIAS.

Al incorporar este modelo en las fórmulas de producción fotovoltaica, los resultados proyectados de potencia hacia fines del siglo XXI establecen una tendencia decreciente en los valores de la potencia generada por el sistema. Este comportamiento coincide con diversos

estudios que evalúan la producción fotovoltaica bajo escenarios de altas emisiones. Esta tendencia negativa es estadísticamente significativa, lo que evidencia que el cambio climático puede afectar de manera gradual el rendimiento de los sistemas fotovoltaicos.

Estos resultados permiten evidenciar que cuando se desea realizar una planificación energética basada en las fuentes renovables, como la energía solar, se debe incorporar no solo criterios técnicos, sino también evaluaciones climáticas a largo plazo. De esta manera, se fortalecerá la contribución de las energías renovables en la sostenibilidad energética.

Contribución de autoría

JAMS: investigación, conceptualización, metodología, *software*, curación de datos, análisis estadístico (prueba de Mann-Kendall), metodología, obtención del financiamiento y redacción del manuscrito original.

KGCC: conceptualización, análisis formal, validación, metodología, revisión y edición, supervisión y administración del proyecto.

Fuente de financiamiento

Laboratorio de Energías Renovables, Universidad Nacional Agraria La Molina.

Potenciales conflictos de interés

Los autores declaran no tener conflictos de intereses,

Declaración sobre el uso de IA

Los autores declaran que no se utilizó inteligencia artificial en ninguna parte del proceso de preparación del manuscrito.

Referencias bibliográficas

- Anžel, A., Heider, D. y Hattab, G. (2023). «Interactive polar diagrams for model comparison». *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 242, 107843. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107843>
- Apoyo y Asociados. (2024). «Sector Eléctrico Peruano». Apoyo y Asociados.
- Arias, P., Ortega, G., Villegas, L. y Martínez, A. (2021). «Colombian climatology in CMIP5/CMIP6 models: Persistent biases and improvements». *Revista Facultad de Ingeniería*, (100), pp. 75-96. Disponible en: <https://www.redalyc.org/journal/430/43068102007/html/>
- Bamisle, O., Acen, C., Cai, D., Huang, Q. y Stafell, I. (2025). «The environmental factors affecting solar photovoltaic output». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 208, 115073. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.115073>
- Blanco-Villafuerte, L. y Hartinger, S. M. (2023). «Impact of climate change on the health of peruvians: challenges and strategies for a comprehensive response». *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública*, 40(2), pp. 130-131. Disponible en: <https://doi.org/10.17843/rpmpesp.2023.402.12998>
- Cabello, J. R., Bullejos, D. y Rodríguez-Prieto, A. (2025). «Effect of irradiance and temperature on the occurrence of arc flash in photovoltaic power systems». *Electric Power Systems Research*, 240, 111224. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.111224>
- Colina-Calvo, A. O. (2024). «A Comprehensive Review of Peru's Energy Scenario: Advancing Energy Access, Sustainability, and Policy Implications». *Revista Kawsaypacha: Sociedad y Medio Ambiente*, (14). Disponible en: <https://doi.org/10.18800/kawsaypacha.202402.D006>
- Epeni-Tombo, G. B., Rodríguez Gámez, M., Loor Castillo, G., Vázquez Pérez, A. y Nuñez Alvarez, J. R. (2023). «Influence of ambient temperature in the city of Portoviejo, Ecuador on the energy performance of photovoltaic modules». *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 13(1), pp. 46-54. Disponible en: <https://doi.org/10.11591/ijece.v13i1.pp46-54>
- Gálvez Ñañez, R. (2024). «El impacto de la reducción de costos en la producción de energía renovable: un camino eficaz para combatir el cambio climático». *Pie de Página*, (14), pp. 17-22. Disponible en: <https://doi.org/10.26439/piedepagina2024.n14.7497>
- Gateño, F., Mendoza, P., Vásquez, N., Jiménez, H., Jerez, C., Lagos-Zúñiga, M., Vargas, X., Rubio-Álvarez, E. y Montserrat, S. (2023). *Evaluating CMIP6 Models for climate impact assessments in Chile*. Disponible en: <https://essopenarchive.org/doi/full/10.22541/essoar.169081521.10708502/v1>
- Gómez, J. R., Elliot, P. y Salazar Diez de Sollano, F. J. (2023). *Hacia una agenda de transición energética en el Perú: una propuesta*. Washington, D.C.: Banco Interamericano de Desarrollo. Disponible en: <https://doi.org/10.18235/0005054>
- Gütschow, J., Jeffery, M. J., Günther, A. y Meinshausen, M. (2021). «Country-resolved combined emission and socio-economic pathways based on the Representative Concentration Pathway (RCP) and Shared Socio-Economic Pathway (SSP) scenarios». *Earth System Science Data*, 13(3), pp. 1005-1040. Disponible en: <https://doi.org/10.5194/essd-13-1005-2021>
- Hess, P., Lange, S., Schötz, C. y Boers, N. (2022). «Deep learning for bias-correcting CMIP6-class Earth system models». Disponible en: <http://arxiv.org/abs/2301.01253>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2023). *Climate Change 2023. Synthesis Report*. [P. Arias, ed.]. Disponible en: <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647>
- International Renewable Energy Agency. (2019). *Future of solar photovoltaic. Deployment, investment, technology, grid integration and socio-economic aspects*. International Renewable Energy Agency. Disponible en: https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Nov/IRENA_Future_of_Solar_PV_2019.pdf
- Jakhar, R. y Raj, R. (2023). «A Review on the Impacts of Climate Change on the Power Systems». *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 12(6), pp. 56-61. Disponible en: <https://doi.org/10.35940/ijitee.F9572.0512623>
- Li, X. y Li, Z. (2022). «Evaluation of bias correction techniques for generating high-resolution daily temperature projections from CMIP6 Models». [Preprint]. Disponible en: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1788844/v1>
- Ministerio de Energía y Minas. (S. f.). «Planificación energética y energías renovables». Disponible en: <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/5242217/Planificaci%C3%B3n%20Energ%C3%A9tica%20y%20Energ%C3%ADas%20Renovables.pdf?v=1696625923>
- Mouatadid, S., Orenstein, P., Flaspohler, G., Cohen, J., Oprescu, M., Fraenkel, E. y Mackey, L. (2022). «Adaptive Bias Correction for Improved Subseasonal Forecasting». Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41467-023-38874-y>
- Narvaez, G., Bressan, M., Pantoja, A. y Giraldo, L. F. (2023). «Climate change impact on photovoltaic power potential in South America». *Environmental Research Communications*, 5(8). Disponible en: <https://doi.org/10.1088/2515-7620/acf02e>
- Nwokolo, S. C., Obiwulu, A. U. y Ogbulezie, J. C. (2023). «Machine learning and analytical model hybridization to assess the impact of climate change on solar PV energy production». *Physics and Chemistry of the Earth*, 130, 103389. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.pce.2023.103389>
- Oloyede, A., Ozuomba, S., Asuquo, P., Olatomiwa, L. y Longe, O. M. (2023). «Data-driven techniques for temperature data prediction: big data analytics approach». *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(2). Disponible en: <https://doi.org/10.1007/s10661-023-10961-z>
- Oni, A. M., Mohsin, A. S. M., Rahman, M. M. y Hossain Bhuian, M. B. (2024). «A comprehensive evaluation of solar cell technologies, associated loss mechanisms, and efficiency enhancement strategies for photovoltaic cells». *Energy Reports*, 11, pp. 3345-3366. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2024.03.007>
- Organización Meteorológica Mundial. (2025). *State of the Global Climate 2024*. Disponible en: <https://wmo.int/publication-series/state-of-global-climate/state-of-global-climate-2024>
- Piani, C., Weedon, G. P., Best, M., Gomes, S. M., Viterbo, P., Hagemann, S. y Haerter, J. O. (2010). «Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models». *Journal of Hydrology*, 395(3-4), pp. 199-215. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.10.024>
- Planas, O. (2021). «Irradiancia solar e irradiación solar». Disponible en: <https://solar-energia.net/es/que-es-energia-solar/radiacion-solar/irradiacion-solar>
- Song, Y. H., Chung, E. S. y Ayugi, B. O. (2025). «CMIP6 GCMs Projected Future Koppen-Geiger Climate Zones on a Global Scale». *Earth's Future*, 13(1), e2023EF004401. Disponible en: <https://doi.org/10.1029/2023EF004401>
- Taylor, K. E. (2001). «Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram». *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 106(D7), pp. 7183-7192. Disponible en: <https://doi.org/10.1029/2000JD900719>



Zhou, Z., Zhang, L., Chen, J., She, D., Wang, G., Zhang, Q., Xia, J. y Zhang, Y. (2023). «Projecting Global Drought Risk Under Various SSP-RCP Scenarios». *Earth's Future*, 11(5), e2022EF003420. Disponible en: <https://doi.org/10.1029/2022EF003420>