



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI

DIRECCIÓN DE POSGRADO

MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD

MODALIDAD: INFORME DE INVESTIGACIÓN

Título:

Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de Magister en Electricidad
mención Sistemas Eléctricos de Potencia

Autor:

Romero Toro Eduardo Xavier

Tutor:

Ing. Cristian Fabián Gallardo Molina, M.Sc.

LATACUNGA –ECUADOR

2026

AVAL DEL TUTOR

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Titulación “Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro” presentado por el Ing. Romero Toro Eduardo Xavier para optar por el título magíster en Electricidad mención Sistemas Eléctricos de Potencia.

CERTIFICO

Que dicho trabajo de investigación ha sido revisado en todas sus partes y se considera que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación para la valoración por parte del Tribunal de Lectores que se designe y su exposición y defensa pública.

Latacunga, junio 2026

A handwritten signature in blue ink, reading "Cristian Fabián Gallardo Molina", is written over a horizontal dotted line. The signature is stylized with large loops and a long horizontal stroke at the end.

Ing. Cristian Fabián Gallardo Molina, M.Sc.

CC. 0402847692

AVAL DEL TRIBUNAL

El trabajo de Titulación: “Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro”, ha sido revisado, aprobado y autorizado su impresión y empastado, previo a la obtención del título de magíster en Electricidad mención sistemas eléctricos de potencia; el presente trabajo reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la exposición y defensa.

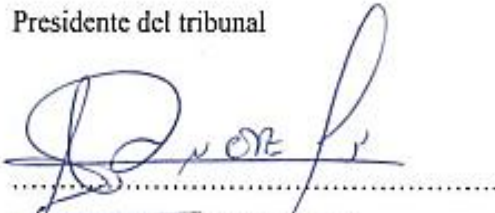
Latacunga, junio 2026



Ing. Walter Paul Rueda Flores, Mg.

CC:0503689896

Presidente del tribunal



Ing. Cruz Loya Edwin Vinicio

CC: 1710814920

Lector 2



Ing. Sixto Fidel Aimacaña Quishpe

CC: 0503425209

Lector 3

DEDICATORIA

Dedico este artículo a mis padres, por su amor, esfuerzo y apoyo incondicional, pilares fundamentales en mi vida. Gracias por sus consejos, confianza y acompañamiento constante durante mi formación académica. Este logro también les pertenece. A Dios, por ser mi guía y fortaleza en los momentos difíciles, por brindarme sabiduría, perseverancia y la oportunidad de alcanzar esta meta. A Alejandra Villacís, por su apoyo, comprensión y palabras de aliento durante este proceso. Gracias por acompañarme, motivarme y ser una fuente de inspiración para seguir adelante.

Finalmente, agradezco a quienes han formado parte de mi vida y formación, aportando enseñanzas y experiencias que hicieron posible este logro académico.

Eduardo Xavier Romero Toro

AGRADECIMIENTO

Expreso mi sincero agradecimiento a la Universidad Técnica de Cotopaxi por brindarme la oportunidad de desarrollar mi formación académica y hacer posible la realización de este artículo científico.

Asimismo, agradezco a todo el cuerpo académico que acompañó este proceso, por sus enseñanzas, orientación y valioso aporte al desarrollo de esta investigación.

Finalmente, extendiendo mi gratitud a todas las personas que, de manera directa o indirecta, contribuyeron y apoyaron la culminación de este trabajo.

Eduardo Xavier Romero Toro

RESPONSABILIDAD DE AUTORÍA

Quien suscribe, declara que asume la auditoría de los contenidos y resultados obtenido en el presente trabajo de titulación.

Latacunga, junio 2026

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Ing. Romero Toro Eduardo Xavier', is written over a horizontal dotted line.

Ing. Romero Toro Eduardo Xavier

CC: 0550192678

RENUNCIA DE DERECHOS

Quien suscribe, cede los derechos de auditoría intelectual total y/o parcial del presente trabajo de titulación a la Universidad Técnica de Cotopaxi.

Latacunga, junio 2026



.....
Ing. Romero Toro Eduardo Xavier
CC: 0550192678

AVAL DEL PRESIDENTE

Quien suscribe, declara que el presente trabajo de Titulación: Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro, contiene las correcciones a las observaciones realizadas por los lectores en sesión científica del tribunal.

Latacunga, junio 2026

A handwritten signature in blue ink, consisting of a large, stylized 'W' followed by 'P Rueda Flores'.

Ing. Walter Paul Rueda Flores, Mg.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
DIRECCIÓN DE POSGRADO
MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD
MENCIÓN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

Título: Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro

Autor: Romero Toro Eduardo Xavier

Tutor: Ing. Gallardo Molina Cristian Fabian, M.Sc.

RESUMEN

El estudio comprende la integración del modelado estocástico y la optimización de un sistema fotovoltaico (FV) conectado a la red mediante las herramientas HOMER Pro y Python. Se aplicaron funciones probabilísticas, junto con tres métricas (coeficiente de determinación R^2 , criterio de información de Akaike AIC y prueba de Kolmogórov-Smirnov KS) a los datos de consumo de la Universidad Técnica de Cotopaxi (UTC). En la UTC, se observó una variación de la radiación diaria entre 3,98 y 4,55 kWh/m²/día, mientras que la demanda mensual varió desde un mínimo de 521 kWh hasta un máximo de 4.529,00 kWh. Los resultados del sistema fotovoltaico óptimo involucraron diversos aspectos técnicos, determinándose que este debe contar con una capacidad de 6,20 kW, una producción anual de 6.764,00 kWh y un factor de capacidad del 9,62 %. En relación con los aspectos económicos, se demostró la viabilidad económica del sistema al presentar un costo nivelado de energía (LCOE) de 0,085 USD/kWh y un costo presente neto (NPC) de 47.711,87 USD. Este estudio es fundamental para modelar el comportamiento de la carga, mejorando la robustez del sistema y proporcionando un sólido respaldo para la planificación energética sostenible.

PALABRAS CLAVES: energía solar, modelado estocástico, distribución gamma, optimización energética, HOMER Pro, Python.

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE COTOPAXI
DIRECCIÓN DE POSGRADO
MAESTRÍA EN ELECTRICIDAD MENCIÓN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE
POTENCIA

Title: Stochastic modeling and optimization of photovoltaic systems using probabilistic profiles of demand and solar radiation with HOMER Pro.

Author: Eduardo Xavier Romero Toro

Tutor: Ing. Cristian Fabián Gallardo Molina. Mg.

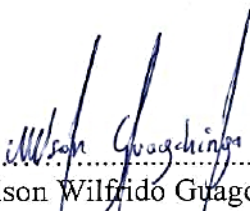
ABSTRACT

The study involves the integration of stochastic modeling and optimization of the on-grid photovoltaic (PV) system with Homer Pro and Python tools. Probabilistic functions were applied, along with 3 metrics (coefficient of determination R^2 , Akaike AIC information criterion and Kolmogorov-Smirnov KS test) on consumption data from the Cotopaxi Technical University (UTC). Under the UTC, there was a variation in daily radiation between 3.98 - 4.55 kWh/m²/day, while the monthly demand varied from a minimum equal to 521 kWh to a maximum of 4,529.00 kWh. The results of the optimal photovoltaic system involved several technical aspects, with which it must have a capacity of 6.20 kW, annual production of 6,764.00 and a capacity factor of 9.62%. In relation to the economic aspects, the economic viability of the system was demonstrated by having a levelized cost of energy (LCOE) of 0.085 USD/kWh and a net present cost (NPC) of \$47,711.87. This study is essential for modelling the charging behaviour, which improves the robustness of the system, which provides solid support for sustainable energy planning.

KEYWORD: solar energy, stochastic modeling, gamma distribution, energy optimization, HOMER Pro, Python.

Nelson Wilfrido Guagchinga Chicaiza con cédula de identidad número: 0503246415, magister en la Enseñanza del idioma inglés como lengua extranjera, con número de registro de la SENESCYT: 1010-2019-2041252; **CERTIFICO** haber revisado y aprobado la traducción al idioma inglés del resumen del trabajo de investigación con el título: Modelado Estocástico y Optimización de Sistemas Fotovoltaico Usando Perfiles Probabilísticos de Demanda y Radiación Solar con Homer Pro. Caso de estudio Sector Eléctrico de Eduardo Xavier Romero Toro, aspirante a magister en Electricidad mención Sistemas Eléctricos de Potencia.

Latacunga, junio, 05, 2026


.....
Nelson Wilfrido Guagchinga Chicaiza
0503246415

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1. INFORMACIÓN GENERAL	1
2. INTRODUCCIÓN	1
3. Modelado Matemático	3
3.1 Monte Carlo.....	3
3.2 Demanda de carga	3
3.3 Optimización Estocástica	5
3.3.1 Función Objetivo	5
3.3.2 Parámetros de entrada	5
3.3.3 Restricciones.....	6
3.4 Diseño del Estudio.....	7
4. RESULTADOS.....	9
4.1 Consumo de Electricidad.....	9
4.2 Distribución Estadística del consumo	9
4.3 Simulación Monte Carlo.....	10
4.4 Radiación Solar en la UTC.....	10
4.5 Sistema PV conectado a la red: Análisis Técnico y Económico	11
4.6 Comparación entre metodologías de diseños.	16
5. CONTRIBUCIÓN CIENTÍFICA	17
6. CONCLUSIONES	17
7. REFERENCIAS	18

ÍNDICE DE FIGURAS

Figure 1. Proceso de diseño. Fuente: elaborado por los autores.....	8
Figura 2. Consumo mensual en UTC. Fuente: creado por los autores.	9
Figura 3. Evaluación de distribuciones estadísticas. Fuente: elaborado por los autores.	10
Figura 4. Datos reales vs. proyección de Monte Carlo. Fuente: elaborado por los autores.	10
Figura 5. Sistema PV conectado a la red. Fuente: elaborado por los autores.....	11
Figura 6. Costos proyectados del sistema. Fuente: elaborado por los autores.	12
Figura 7. Amortización del proyecto. Fuente: elaborado por los autores.....	13
Figura 8. Flujos de caja acumulados. Fuente: elaborada por los autores.	13

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Consumo eléctrico mensual en la UTC. Fuente: elaborado por los autores.	9
Tabla 2. Radiación solar – UTC. Fuente: elaborado por los autores.....	11
Tabla 3. Costos de inversión del sistema PV. Fuente: elaborado por los autores.	12
Tabla 4. Producción anual de energía. Fuente: elaborado por los autores.	13
Tabla 5. Producción anual de energía. Fuente: elaborada por los autores.....	14
Tabla 6. Consumo anual de energía del sistema. Fuente: elaborada por los autores.	14
Tabla 7. Parámetros operativos del sistema FV conectado a la red. Fuente: elaborada por los autores.	15
Tabla 8. Demanda y consumo del inversor y rectificador. Fuente: elaborada por los autores.	15
Tabla 9. Análisis comparativo de estudios previos. Fuente: elaborada por los autores.	16

1. INFORMACIÓN GENERAL

Título del Proyecto:	Modelado estocástico y Optimización de sistemas fotovoltaicos usando perfiles probabilísticos de demanda y radiación Solar con HOMER Pro
Línea de investigación:	Energías alternativas y renovables, eficiencia energética y protección ambiental.
Proyecto de investigación asociado:	Desarrollo de sistemas eficientes para el abastecimiento y uso de energía eléctrica a nivel local, regional o nacional.
Grupo de Investigación:	Sistemas Eléctricos de Potencia
Red nacional o internacional:	Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE)

2. INTRODUCCIÓN

El constante incremento del consumo de energía eléctrica y las preocupaciones ambientales constituyen factores que impulsan el uso de energías renovables, como la energía solar fotovoltaica (FV). Cuando esta se integra a la red eléctrica, se requieren métodos que permitan simular la incertidumbre asociada tanto a la irradiancia solar como a la demanda de energía [1]. La irradiancia presenta variaciones diarias (con forma de campana) y estacionales debido a las condiciones atmosféricas y a la cobertura nubosa. Esta variabilidad genera incertidumbre en la producción de energía eléctrica, por lo que es necesario disponer de un modelo que permita abordar esta problemática [2].

La variabilidad también se presenta en el consumo diario de electricidad. El modelado mediante métodos probabilísticos permite capturar esta incertidumbre y ajustarla de una manera más adecuada [3]. Según [4], los enfoques estocásticos son apropiados para modelar la variabilidad y se adaptan de manera efectiva a situaciones reales, en lugar de basarse únicamente en condiciones promedio. Además, es necesario que exista una sincronización entre los dos parámetros de variabilidad mencionados anteriormente para lograr una buena eficiencia del sistema fotovoltaico [5].

Existen diversas revisiones que presentan temas orientados a sistemas fotovoltaicos con la aplicación de modelos estocásticos. Sin embargo, el conocimiento abordado en el presente trabajo se encuentra, por lo general, disperso en líneas temáticas independientes. Por un lado, varios estudios se enfocan exclusivamente en el modelado probabilístico de la irradiancia diurna mediante distribuciones Beta o Weibull [6], [7]. No obstante, también existen investigaciones que emplean técnicas más avanzadas. Según [8] se aplicaron ecuaciones diferenciales estocásticas que, mediante errores aleatorios horarios, permiten capturar con alta precisión las variaciones intrahorarias. Por otra parte, estudios basados en el método de Monte Carlo, como el realizado por [9], demostraron desviaciones del 24,4 % entre la generación de energía estimada y la real, lo que sugiere la necesidad de evaluar estos escenarios extremos en el diseño y la operación de sistemas fotovoltaicos dentro de redes de distribución. De manera similar, [10] estimó la probabilidad de sobretensiones provocadas por sistemas fotovoltaicos congestionados, utilizando métodos basados en el riesgo para redes eléctricas activas. Asimismo, autores como [11], [12] señalaron que los sistemas fotovoltaicos y la demanda energética en redes de baja tensión pueden considerarse procesos estocásticos debido a su variabilidad. Actualmente existen herramientas como HOMER Pro, PVsyst, entre otras [13]. Por ejemplo, [9] utilizó un modelo determinístico con PVsyst para estimar la producción de energía fotovoltaica a partir de irradiancias promedio. Sin embargo, este enfoque presentó limitaciones a nivel ambiental y operativo al no considerar la variabilidad inherente de las condiciones reales.

Para resolver este problema, los autores proponen la simulación de Monte Carlo con el fin de cuantificar la incertidumbre y evaluar el modelo bajo condiciones reales. Además, aplican simulaciones mediante HOMER Pro, herramienta que permite generar un análisis técnico y económico integral [14]. Estos escenarios incorporan modelos estocásticos bajo condiciones extremas, lo que contribuye a mejorar el desempeño de los sistemas fotovoltaicos durante todo el período simulado [15], [16]. Asimismo, este software ofrece estudios de sensibilidad para

evaluar el uso de diversas tecnologías, perfiles de carga y fuentes de energía eléctrica [17].

3. Modelado Matemático

3.1 Monte Carlo

El método de Monte Carlo consiste en realizar iteraciones repetidas dentro de un modelo matemático mediante proyecciones aleatorias, con el fin de reproducir la variabilidad real asociada a parámetros inciertos. A partir de los resultados obtenidos en estas iteraciones, se determina la media P50. (μ), varianza (σ^2), incertidumbre (desviación estándar σ), y un intervalo de confianza (CI) para los resultados proyectados se obtienen como se muestra en la Ecuación 1, donde: [9]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \\ \sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2 \\ \sigma = \sqrt{\sigma^2} \\ CI = \mu \pm Z \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \end{array} \right. \quad (1)$$

- N es el número total de simulaciones de Monte Carlo.
- X_i representa una posible producción anual.
- Z es el valor crítico de la distribución normal estándar, el cual indica cuántas desviaciones estándar (σ) se encuentran alrededor de la media muestral $\bar{X}$.

La demanda resultante permite una proyección óptima de la incertidumbre, respaldando una toma de decisiones más robusta en el diseño y la planificación de fuentes de energía, en comparación con metodologías determinísticas como la optimización lineal y los enfoques de punto único [17], [18].

3.2 Demanda de carga

La demanda eléctrica se representa como una función de las distribuciones de probabilidad definidas en la Ecuación 2, donde [4], [5], [19], [20]:

- k y c son los parámetros de forma y escala de la función, respectivamente.
- α es el parámetro de forma y β es el parámetro de tasa ($=1/\mu$).
- λ es la tasa de ocurrencia, definida como el inverso de μ .

$$\left\{ \begin{array}{l} f(x) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi}} \rightarrow \text{Normal} \\ f(x) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\sigma^2}}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \rightarrow \text{Log-normal} \\ f(x) = \frac{k}{c} \left(\frac{x}{c}\right)^{k-1} e^{-(x/c)^k} \rightarrow \text{Weibull} \\ f(x) = \frac{\beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(\alpha)} \rightarrow \text{Gamma} \end{array} \right. \quad (2)$$

$$\{f(x) = \lambda e^{\lambda x}; x \geq 0 \rightarrow \text{Exponential}$$

El análisis se realiza principalmente mediante estadística descriptiva, utilizando la media, la desviación estándar y el rango para examinar la variabilidad de los indicadores simulados. Además, se emplean la prueba de bondad de ajuste de Kolmogórov-Smirnov (KS), el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el coeficiente de determinación (R^2) para validar y calibrar las funciones de distribución, como se muestra en la Ecuación 3, donde [21], [22], [23]:

$$\left\{ \begin{array}{l} KS = \max_{1 \leq i \leq n} \left(F(X_i) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(X_i) \right) \\ AIC = -2 \ln(\mathcal{L}(\theta_{MLE|X})) + 2K \\ R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2}{N} \\ RSS = \sum_{i=1}^N (X_i - f(t_i, p))^2 \end{array} \right. \quad (3)$$

- RSS se considera como la suma residual de cuadrados entre los valores reales X_i y los valores predichos $f(t_i, p)$.
- $\mathcal{L}$ representa la función de verosimilitud.
- θ_{MLE} es la estimación de máxima verosimilitud.
- Por lo tanto, $\mathcal{L}(\theta_{MLE|X_i})$ es el valor máximo de la log-verosimilitud. Estos

datos son experimentales, obtenidos a partir de una función de distribución de probabilidad que depende de los parámetros. X_i .

- K denota los parámetros estimados, incluida la varianza.

De esta manera, el objetivo es priorizar aquellas distribuciones que proporcionen ajustes satisfactorios para datos positivos y asimétricos, como las distribuciones Gamma y Log-normal. Dado que HOMER Pro permite realizar simulaciones considerando la incertidumbre en algunas de las variables más críticas, esta herramienta se complementa con análisis de sensibilidad relacionados con factores como las variaciones en la vida útil del sistema y la tasa de descuento (DR), y la eficiencia del sistema, factores que influyen directamente en los resultados económicos.

3.3 Optimización Estocástica

3.3.1 Función Objetivo

El enfoque de optimización propuesto considera un sistema fotovoltaico (FV) conectado a la red, cuyo objetivo es minimizar el costo presente neto (NPC) mientras satisface la demanda de energía eléctrica. Esto se expresa en la Ecuación 4, como se cita en [19], [24]:

$$\begin{aligned} \min \text{ NPC} \\ N \\ = \sum_{n=1} \frac{C_{\text{cap},n} + C_{\text{rep},n} + C_{\text{O\&M},n} - C_{\text{salv},n}}{(1 + DR)^n} \end{aligned} \quad (4)$$

- $C_{\text{cap},n}$: costo de capital.
- $C_{\text{rep},n}$: costos de reemplazo.
- $C_{\text{O\&M},n}$: costos de operación y mantenimiento.
- $C_{\text{salv},n}$: valor de rescate.
- N Ciclo de vida útil del proyecto.
- DR Tasa de descuento.

3.3.2 Parámetros de entrada

Cuando no se dispone de registros horarios completos, HOMER genera valores de irradiancia a partir de promedios mensuales aplicando la Ecuación 5. El algoritmo

muestra una relación temporal de las horas en las que el cielo se encuentra nublado y despejado. Además, el error es inferior al 5 % en comparación con los datos reales.

$$G_{ave} = K_t G_{0,ave} \quad (5)$$

- K_t representa el índice de claridad.
- G_{ave} y $G_{0,ave}$ indican la irradiancia sintética y la irradiancia extraterrestre, respectivamente.

Con los perfiles de irradiancia y demanda generados, HOMER Pro realiza simulaciones combinando las variables de entrada. Para ello, aplica un análisis iterativo de Monte Carlo, en el cual cada configuración es evaluada de acuerdo con una distribución de probabilidad que describe la incertidumbre. La Ecuación 6 muestra la obtención del costo nivelado de energía (LCOE), donde el término CRF corresponde al factor de recuperación de capital [19], [26], [27].

$$LCOE = \frac{C_{annualized}}{E_{Produced}} = 0,085 \text{ \$/kWh} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} C_{annualized} &= NPC \times CRF(TD, N) \\ \{ \quad CRF(TD, N) &= \frac{TD(1 + TD)^N}{(1 + TD)^N - 1} \end{aligned}$$

3.3.3 Restricciones

Al diseñar sistemas fotovoltaicos (FV) conectados a la red, es esencial estimar las restricciones técnicas para la capacidad mínima y máxima del arreglo fotovoltaico y el tamaño del inversor. El sistema debe tener una capacidad instalada tal que la potencia fotovoltaica máxima P_{FV} sea mayor que el consumo de carga P_{load} , pero sin sobredimensionarse más allá de los límites físicos o económicos. En cuanto al inversor P_{inv} se requiere que no se pierda energía debido a la saturación y que los costos no aumenten por un sobredimensionamiento. Como señala [28], se considera una relación de dimensionamiento de potencia (PSR) de aproximadamente 1,19, como se muestra en la Ecuación 7.

$$P_{load} < P_{PV}, P_{inv} \quad (7)$$

$$\{ \quad PSR = \frac{P_{FV}}{P_{inv}}$$

$$1 < PSR \leq 1,19$$

3.4 Diseño del Estudio

En este estudio se sigue un enfoque cuantitativo, científico, descriptivo, explicativo y cuasi experimental, ya que se realizan simulaciones basadas en dos escenarios diferentes. Además, se utilizan simulaciones computacionales para evaluar cuantitativamente el efecto del modelado estocástico sobre el desempeño técnico y económico de un sistema fotovoltaico (FV) conectado a la red. El software principal empleado es HOMER Pro, mientras que se utiliza código en Python para generar perfiles horarios de demanda mediante la incorporación de funciones de distribución de probabilidad.

Se detalla un procedimiento de diseño (véase la Figura 1), que comienza con la definición de los escenarios y continúa hasta la obtención de los resultados, como se indica a continuación:

P1. Se establece como caso de estudio el sistema fotovoltaico (FV) conectado a la red presente en la UTC. Además, se definen los parámetros y condiciones, tales como la capacidad instalada, la demanda de electricidad y las condiciones climáticas.

P2. Los datos de radiación solar se obtuvieron de la base de datos NASA-POWER incorporada en HOMER Pro. A partir de esta fuente, se utilizan los valores de irradiancia solar horizontal (GHI, Global Horizontal Irradiance) correspondientes al caso de estudio [29]. A partir de ello, se utilizan los valores de radiación solar horizontal (GHI, Irradiancia Global Horizontal) correspondientes al caso de estudio

P3. Antes de ejecutar la simulación, se deben preparar los perfiles de demanda utilizando Python, aplicando simulación estocástica con funciones de distribución probabilística (Gamma, Log-normal y Weibull). Estas fueron validadas mediante métricas como la prueba KS y el criterio AIC. Posteriormente, en HOMER Pro, estos datos horarios son reemplazados mediante un archivo .csv personalizado.

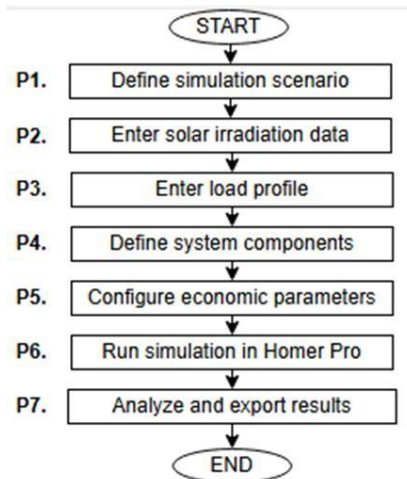


Figure 1. *Proceso de diseño. Fuente: elaborado por los autores.*

P4. Se incluyen tres componentes esenciales: paneles, inversores y controladores. En función de ello, se definen la eficiencia, la vida útil, la degradación anual y los costos.

P5. Se definen los parámetros económicos, incluyendo la tasa de descuento (DR), la inflación, la vida útil del proyecto N (20–25 years), y el precio de la electricidad basado en el pliego tarifario (0,085 USD/kWh), de acuerdo con la resolución de la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL) 002/24 [27].

P6. HOMER Pro es capaz de realizar diversas combinaciones de carácter técnico y económico con el fin de establecer la configuración óptima; con ello, se minimizan el NPC y el LCOE.

P7. Los resultados incluyen múltiples figuras y tablas, tales como la curva de producción de energía, la comparación entre escenarios determinísticos y estocásticos, el análisis económico, el flujo de caja anual y la sensibilidad porcentual frente a la tasa de descuento o a la variación del precio de la energía. Los informes gráficos y numéricos se exportan para su integración en el informe técnico.

4. RESULTADOS

4.1 Consumo de Electricidad

Se realizó una proyección estocástica para desarrollar el perfil de demanda horario. Este método se basó en una simulación de Monte Carlo que empleó datos de consumo eléctrico mensual (véase la Tabla 1) de la UTC.

Table 1. Consumo eléctrico mensual en la UTC. Fuente: elaborado por los autores.

Mes	kWh/mes	Mes	kWh/mes
January	521,00	July	4.310,00
February	1.767,00	August	4.529,00
March	3.608,00	September	939,00
April	3.346,00	October	825,00
May	3.873,00	November	965,00
June	3.855,00	December	987,00

La Figura 2 muestra el consumo mensual de energía en kWh, en las estaciones lluviosa (banda clara) y seca (banda oscura) en los meses de la provincia de la UTC; donde se observa un alto consumo desde junio (3.855 kWh/mes) hasta agosto (4.529 kWh/mes).

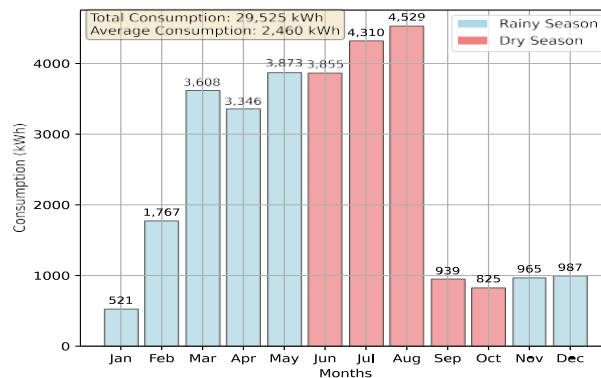


Figura 2. Consumo mensual en UTC. Fuente: creado por los autores.

4.2 Distribución Estadística del consumo

La Figure 3 muestra una comparación estadística bajo los criterios KS, IAC, error de proyección y estabilidad, basada en simulaciones de Monte Carlo. Estos se definen bajo un nivel de rendimiento porcentual; entre ellos, el mejor resultado

corresponde a la distribución normal con 79.3%, seguida de cerca por la distribución Gamma con 79.1%. Ambas distribuciones muestran un ajuste muy bueno con un valor p mayor a 0.27 y una estabilidad superior al 90%, lo que muestra un nivel aceptable de consistencia en las simulaciones. En contraste, la distribución de Weibull presentó el desempeño más bajo con 76.6%.

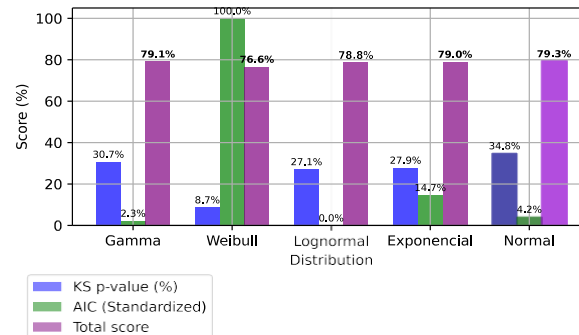


Figura 3. Evaluación de distribuciones estadísticas. Fuente: elaborado por los autores.

4.3 Simulación Monte Carlo

Se muestra una comparación entre los valores de consumo mensual de energía y el modelo estocástico con Monte Carlo en la Figura 4. El valor promedio se identifica mediante la línea roja, mientras que la banda sombreada representa los rangos percentiles P10–P90 y los intercuartiles 25 %–75 %. Por lo tanto, se observa la dispersión de las simulaciones y su concentración.

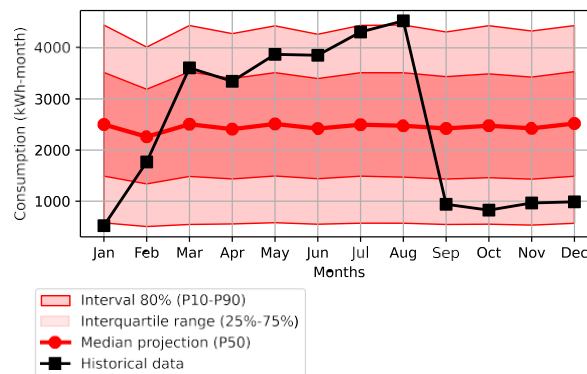


Figura 4. Datos reales vs. proyección de Monte Carlo. Fuente: elaborado por los autores.

4.4 Radiación Solar en la UTC

Tabla 2 detalla los valores mensuales de K_{ey} y la irradiación solar media diaria para la UTC. Se observa que los valores diarios oscilan desde un mínimo relativamente bajo de 3.980 kWh/m²/día registrado en diciembre hasta 4.550 kWh/m²/día en

marzo, lo que refleja una disponibilidad constante del recurso solar a lo largo del año. El índice de claridad K_t presenta una variación reducida entre los meses del año, alcanzando su valor máximo de 0,457 en julio, mientras que en diciembre es mínimo, con un valor de 0,397.

Tabla 2: Radiación solar – UTC. Fuente: elaborado por los autores.

Meses	K_t	Radiación kWh/m ² /día
Enero	0,408	4,140
Febrero	0,416	4,350
Marzo	0,433	4,550
Abril	0,426	4,330
Mayo	0,430	4,120
Junio	0,437	4,020
Julio	0,457	4,270
Agosto	0,453	4,460
Septiembre	0,414	4,270
Octubre	0,408	4,240
Noviembre	0,422	4,300
Diciembre	0,397	3,980

4.5 Sistema PV conectado a la red: Análisis Técnico y Económico

Este sistema PV incluye la conexión a la red eléctrica, los convertidores y la carga, como se muestra en la Figura 5, cuyo objetivo es abastecer parcialmente la demanda energética de la UTC. Además, tiene una capacidad de 6,20 kW pico, cuyo valor presenta el ajuste adecuado para minimizar el Costo Presente Neto (NPC) sin afectar el funcionamiento del sistema..

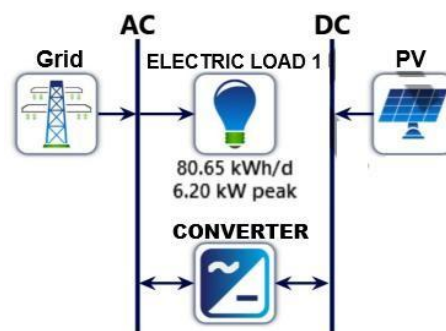


Figura 5. Sistema PV conectado a la red. Fuente: elaborado por los autores.

El NPC tiene un valor máximo de 47.711,87 USD, el cual es equivalente a la inversión total del proyecto durante todo su periodo útil, como se indica en la Figura 6. El LCOE indica el precio unitario de generación y es igual a 0,085 USD/kWh. Finalmente, el costo anual de operación es de 2.458,19 USD, y su mayor valor se debe al mantenimiento del sistema PV. Bajo todos estos parámetros, la propuesta es técnica y económicamente viable.



Figura 6. Costos proyectados del sistema. Fuente: elaborado por los autores.

La Tabla 3 muestra los costos de los componentes del sistema PV para el período del proyecto de 25 años, con un valor total de 21.115,79 USD y distribuidos de la siguiente manera: 20.076,21 USD para los módulos PV y 1.038,58 USD para el convertidor. Además, se presentan costos de reemplazo del convertidor por un valor de 334,62 USD, costos de operación/mantenimiento (O&M) equivalentes a 22.947,43 USD en la red y 2.172,10 USD en el sistema PV. También se incluye un valor de rescate al final del ciclo de vida, que en este caso es negativo de 52,42 USD para el convertidor, reflejando un valor residual negativo. Por lo tanto, el NPC es igual a 47.711,87 USD, lo que representa el costo monetario total en el tiempo presente y permite la implementación y operación del sistema durante todo su ciclo de vida.

Tabla 3. Costos de inversión del sistema PV. Fuente: elaborado por los autores.

Components	Capital (\$)	Replace ment (\$)	O&M (\$)	Salvage (\$)	Total (\$)
Generic PV	20.076,21	0,00	2.172,10	0,00	22.248,31
Grid	0,00	0,00	22.947,43	0,00	22.947,43
Others	1,00	0,00	1.081,94	0,00	1.082,94
Converter	1.038,58	334,62	112,41	-52,42	1.433,19
System	21.115,79	334,62	26.313,88	-52,42	47.711,87

La amortización de los costos de su instalación se ilustra en la Tabla 4 y la Figura 7, donde se refleja el flujo económico. Parte de la inversión (21.115,79 USD) y, a lo largo de los años, se presenta un gasto operativo anual de 2.422,11 USD, el cual se acumula cada año. En el año 15, se presenta un reemplazo del convertidor por un valor equivalente a 346,19 USD.

Tabla 4. Producción anual de energía. Fuente: elaborado por los autores.

Source	kWh/year	%
Generic PV	6.764,00	22.2
Grid Purchase	23.648,00	77.8
Total	30.412,00	100

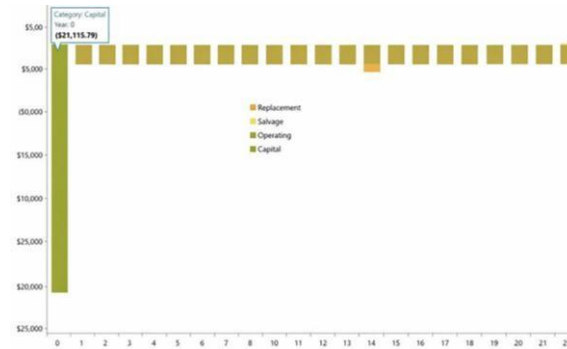


Figura 7. Amortización del proyecto. Fuente: elaborado por los autores.

El flujo de caja acumulado expresado en la Figura 8 muestra cómo varía durante los 25 años de duración del proyecto PV conectado a la red. En el año 0 se considera la inversión, la cual representa un valor negativo, ya que corresponde a los costos iniciales del sistema. A medida que transcurren los años, este valor disminuye debido a los ahorros generados por el sistema PV. Este tipo de comportamiento indica que el sistema PV es económicamente rentable y viable para su implementación futura.

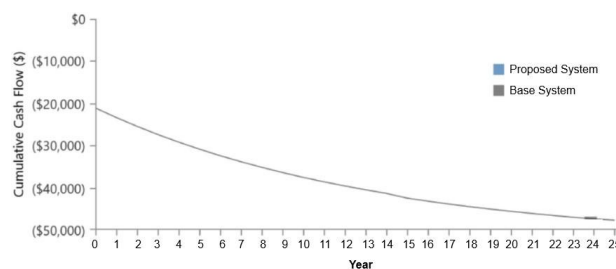


Figura 8. Flujos de caja acumulados. Fuente: elaborada por los autores.

La Tabla 5 describe la producción de energía eléctrica tanto con el sistema FV como mediante la compra de energía. Esta se divide en un 22,2 % (6.764,00 kWh/año) con el sistema FV y el resto, es decir, 77,8 % (23.648,00 kWh/año), fue cubierto mediante la compra de energía de la red eléctrica. Por lo tanto, el sistema FV suministra un poco más de una quinta parte de la demanda eléctrica de la UTC; por consiguiente, existe una alta dependencia de la red convencional.

Tabla 5. Producción anual de energía. Fuente: elaborada por los autores.

Fuente	kWh/año	%
FV genérico	6.764,00	22.2
Compra de energía de la red	23.648,00	77.8

Un total del 99,5 % (29.437,00 kWh/año) corresponde al consumo de carga primaria en corriente alterna (CA), que se considera la principal demanda energética del sistema, como se muestra en la Tabla 6. Sin embargo, también existe un consumo relacionado con la red de 147 kWh/año, equivalente al 0,5 %, donde se genera un pequeño excedente de energía.

Tabla 6. Consumo anual de energía del sistema. Fuente: elaborada por los autores.

Categoría	kWh/año	%
Carga primaria de AC	29.437	99,5
Carga primaria de DC	0	0
Carga diferible	0	0
Excedente de energía	147	0,5
Total	29.584	100

El sistema FV opera con una capacidad nominal de 6,20 kW, como se muestra en la Tabla 7; además, tiene una producción anual total estimada de 6.764,00 kWh, lo que equivale a una generación promedio de 18,5 kWh por día. Adicionalmente, presenta un factor de capacidad instalada del 9,62 %, 4.380 horas de funcionamiento del sistema FV por año y una potencia máxima de 5,66 kW. La penetración del sistema FV conectado a la red se estima en el 23 % de la demanda total. Finalmente, el LCOE se sitúa en 0,085 USD/kWh, sin pérdidas por

producción recortada, lo que refleja un aprovechamiento eficiente de la energía solar.

Tabla 7. Parámetros operativos del sistema FV conectado a la red. Fuente: elaborada por los autores.

Parámetro	Valor	Unidad
Capacidad nominal	6,20	kW
Producción promedio	0,772	kW
	18,5	kWh/día
Factor de capacidad	9,62	%
Producción total	6.764,00	kWh/año
Producción mínima	0	kW
Producción máxima	5,66	kW
Penetración PV	23	%
Horas de funcionamiento	4.380,00	h/año
Costo nivelado de la energía	0,085	\$/kWh
Producción desaprovechada	0	kWh
Ahorro anual	574,94	\$/año

El inversor fotovoltaico (convertidor) tiene una capacidad nominal (producción máxima) de 3,46 kW, que opera con una potencia promedio de 0,678 kW, con un factor de capacidad del 19,6 %, como se ilustra en la Tabla 8. Durante un año de funcionamiento del inversor, es decir, 4.380 horas, el sistema generó 5.936,00 kWh de energía, con un balance de 6.249,00 kWh o un ingreso energético de 6.249,00 kWh. Al realizar los cálculos, se obtuvieron pérdidas de 312 kWh. Esto puede representarse como resultado de la conversión de energía y de las sobrecargas.

Tabla 8. Demanda y consumo del inversor y rectificador. Fuente: elaborada por los autores.

Parameter	Inverter	Rectifier	Unit
Capacity	3,46	3,46	kW
Output	Average	0,678	0,00
	Minimum	0,00	0,00
	Maximum	3,46	0,00
Capacity factor	19,6	0,00	%
Operating hours	4.380,00	0,00	h/year

Energy output	5.936,00	0,00	kWh/year
Energy input	6.249,00	0,00	kWh/year
Losses	312	0,00	kWh/year

4.6 Comparación entre metodologías de diseños.

La propuesta de los autores se considera superior a las demás citadas en la Tabla 9 [7], [9], [24] ya que integra el modelado estocástico y la optimización técnico-económica del sistema fotovoltaico conectado a la red mediante HOMER Pro. A diferencia de las investigaciones mencionadas anteriormente, que emplean enfoques deterministas, distribuciones truncadas o validaciones parciales a nivel estadístico, la propuesta incluye múltiples distribuciones probabilísticas para la demanda y la radiación solar, con métricas estadísticas como valores p, R^2 , AIC y KS, lo que contribuye a validar la incertidumbre. De igual manera, la simulación de Monte Carlo permite comparar múltiples modos de operación y escenarios de costos, dando como resultado un diseño fotovoltaico conectado a la red en el que el desempeño técnico y económico se optimiza simultáneamente.

Tabla 9. Análisis comparativo de estudios previos. Fuente: elaborada por los autores.

Aspects	[9]	[7]	[24]	Proposed Approach
Probability distributions (demand and/or radiation)				
Weibull	X	✓	Time series (ARIMA), no statistical distributions	✓
Log-normal	X	X		✓
Normal	✓	X		✓
Gamma	X	X		✓
Exponential	X	X		✓
Statistical metrics				
Mean (P50)	✓	✓	X	✓
Standard deviation	✓	✓	X	✓
Confidence intervals	✓	✓	X	✓
p-value	✓	X	X	✓
R ²	X	X	X	✓
AIC	X	X	✓	✓
KS	X	X	X	✓

MAPE	X	✓	✓	X
Applied methodologies				
Monte Carlo	✓	X	X	✓
Neural networks	X	✓	X	X
Single-point	X	X	✓	X
Application software				
Homer Pro	X	X	X	✓
PVSyst	✓	X	X	X
Matlab	X	✓	✓	X
On-grid PV system designs				
Technical	✓	✓	✓	✓
Economic	X	X	X	✓

5. CONTRIBUCIÓN CIENTÍFICA

La contribución científica de esta investigación radica en la integración del modelado estocástico en el proceso de optimización energética de sistemas fotovoltaicos, utilizando HOMER Pro y Python como herramientas complementarias de simulación. Este trabajo aporta un enfoque metodológico pionero al representar la variabilidad de la irradiación solar y de la demanda eléctrica mediante distribuciones de probabilidad Gamma, Normal, Log-normal, Exponencial y Weibull, lo que permite modelar con mayor precisión la incertidumbre presente en los sistemas reales.

Además, se emplean pruebas estadísticas como R^2 , AIC y la prueba KS para validar el modelo desarrollado y su aplicabilidad tanto en entornos académicos como prácticos. Finalmente, este modelo contribuye al sector energético al establecer un marco base que puede ser replicado en otras instituciones educativas. Por lo tanto, se presenta como una herramienta científica válida para el diseño de sistemas fotovoltaicos en escenarios de incertidumbre.

6. CONCLUSIONES

Los resultados presentados demuestran que el modelo estocástico permite representar de manera más realista la variabilidad diaria de la irradiancia solar (3,98

– 4,55 kWh/m²) y la variabilidad mensual de la demanda eléctrica (521 – 4.529,00 kWh). En comparación con un modelo determinista clásico, los modelos estocásticos también capturan la incertidumbre del recurso natural, dando lugar a configuraciones de sistemas fotovoltaicos conectados a la red más robustas frente a la variabilidad meteorológica y de consumo.

La aplicación de Python y HOMER Pro fue fundamental para la implementación de la metodología integrada de simulación y optimización. En Python, se construyeron perfiles horarios de demanda basados en diferentes densidades de distribución probabilística, cuyos desempeños fueron del 79,2 % (Gamma), 76,6 % (Weibull), 78,7 % (Log-normal), 79,2 % (Exponencial) y 79,3 % (Normal), validados mediante métricas estadísticas como R², AIC y KS. Mientras tanto, en HOMER Pro se realizaron múltiples simulaciones tecnoeconómicas, guiadas por el conjunto accesible de configuraciones que permitieron optimizar el Costo Presente Neto (NPC) hasta USD 47.711,87 y un Costo Nivelado de la Energía (LCOE) de USD 0,085/kWh.

HOMER Pro establece varios parámetros técnicos, como la capacidad óptima de 6,20 kW del sistema fotovoltaico conectado a la red, junto con una producción anual de 6.764 kWh y un factor de capacidad del 9,62 %. Los resultados del LCOE de 0,085 USD/kWh se encuentran dentro del marco tarifario ARCONEL 002/24. El NPC total de la operación fue de USD 47.711,87 y los costos operativos se mantuvieron estables a lo largo de los años, demostrando que el sistema era técnicamente viable y económicamente rentable, ya que el consumo de electricidad proveniente de la red fue muy bajo.

7. REFERENCIAS

- [1] C. Meriem, B. Boumdienne, C. Asma, B. M. Mohamed, y S. Aicha, “Study of a photovoltaic system connected to the network and simulated by the code PVSYST”, en *2014 North African Workshop on Dielectric Materials for*

- Photovoltaic Systems (NAWDMPV)*, Oct. 2014, pp. 1–5. doi: [10.1109/NAWDMPV.2014.6997605](https://doi.org/10.1109/NAWDMPV.2014.6997605).
- [2] L. D. Riihimäki, X. Li, Z. Hou, y L. K. Berg, “Improving prediction of surface solar irradiance variability by integrating observed cloud characteristics and machine learning”, *Solar Energy*, vol. 225, pp. 275–285, Sep. 2021, doi: [10.1016/j.solener.2021.07.047](https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.07.047).
- [3] M. Marweni, M. Hajji, M. Mansouri, y M. F. Mimouni, “Short-Term Solar Irradiance and Power Forecasting in Uncertain Photovoltaic Systems”, January 9, 2025, *Research Square*. doi: [10.21203/rs.3.rs-5766097/v1](https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5766097/v1).
- [4] L. Zhang, S. Wang, Z. Ni, y F. Li, “Maximum power point tracking control of photovoltaic systems using a hybrid improved whale particle swarm optimization algorithm”, *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, vol. 47, no. 1, pp. 1789–1803, Dec. 2025, doi: [10.1080/15567036.2024.2448157](https://doi.org/10.1080/15567036.2024.2448157).
- [5] I. D. Huayta, K. A. C. Chirapo, J. R. A. Mamani, y A. Apaza-Tarqui, “Estimation of Solar Irradiance using the measured parameters of the photovoltaic system by Artificial Neural Network”, *Journal of Ecohumanism*, vol. 4, no. 2, pp. 125–142, Jan. 2025, doi: [10.62754/joe.v4i2.5818](https://doi.org/10.62754/joe.v4i2.5818).
- [6] M. F. N. Khan, “A novel probabilistic generation for grid connected PV based distributed generation”, *Journal of Engineering Research*, vol. 8, no. 1, March. 2020, doi: [10.36909/jer.v8i1.5634](https://doi.org/10.36909/jer.v8i1.5634).
- [7] M. U. Afzaal , “Probabilistic Generation Model of Solar Irradiance for Grid Connected Photovoltaic Systems Using Weibull Distribution”, *Sustainability*, vol. 12, no. 6, p. 2241, Jan. 2020, doi: [10.3390/su12062241](https://doi.org/10.3390/su12062241).
- [8] Y. Qiu, J. Lin, Z. Zhou, N. Dai, F. Liu, y Y. Song, “Achieving an Accurate Random Process Model for PV Power Using Cheap Data: Leveraging the SDE and Public Weather Reports”, *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 124–135, Jan. 2025, doi: [10.17775/CSEEJPES.2021.09640](https://doi.org/10.17775/CSEEJPES.2021.09640).
- [9] A. K. Al-Hanoot, H. Mokhlis, S. Mekhilef, M. Alghoul, M. A. Aqil, y M. Alhanut, “Monte Carlo simulation for real-world energy yield analysis of car park solar PV system installations in harsh environments”, *Results in*

- Engineering*, vol. 28, p. 106996, Dec. 2025, doi: [10.1016/j.rineng.2025.106996](https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106996).
- [10] C. Lu, Z. Liu, y L. Kong, “Risk Analysis of Distribution Network with Distributed Photovoltaic Based on Probabilistic Load Flow Algorithm”, en *2024 International Conference on New Power System and Power Electronics (NPSPE)*, Aug. 2024, pp. 208–213. doi: [10.1109/NPSPE62515.2024.00041](https://doi.org/10.1109/NPSPE62515.2024.00041).
- [11] M. Höger, M. Baherník, M. Regul’a, y M. Kajanová, “Stochastic Modelling of Loads in Medium Voltage Distribution Networks”, en *2022 ELEKTRO (ELEKTRO)*, May 2022, pp. 1–6. doi: [10.1109/ELEKTRO53996.2022.9803459](https://doi.org/10.1109/ELEKTRO53996.2022.9803459).
- [12] Z. Raubenheimer, M. J. Chihota, y B. Bekker, “Towards Dynamic Probabilistic Load Models for Active Distribution Network Planning”, en *2025 33rd Southern African Universities Power Engineering Conference (SAUPEC)*, Jan. 2025, pp. 1–6. doi: [10.1109/SAUPEC65723.2025.10944353](https://doi.org/10.1109/SAUPEC65723.2025.10944353).
- [13] M. A. M. Ramli, H. R. E. H. Boucekara, y A. S. Alghamdi, “Optimal sizing of PV/wind/diesel hybrid microgrid system using multi-objective self-adaptive differential evolution algorithm”, *Renewable Energy*, vol. 121, pp. 400–411, Jun. 2018, doi: [10.1016/j.renene.2018.01.058](https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.01.058).
- [14] J. García-García, G. Osma-Pinto, J. García-García, y G. Osma-Pinto, “Sizing and Sensitivity of a Stand-alone Microgrid Using Homer Pro”, *TecnoLógicas*, vol. 26, núm. 56, Apr. 2023, doi: [10.22430/22565337.2565](https://doi.org/10.22430/22565337.2565).
- [15] F. K. Alhousni, F. B. I. Alnaimi, P. C. Okonkwo, I. Ben Belgacem, H. Mohamed, y E. M. Barhoumi, “Photovoltaic Power Prediction Using Analytical Models and Homer-Pro: Investigation of Results Reliability”, *Sustainability*, vol. 15, no. 11, p. 8904, Jan. 2023, doi: [10.3390/su15118904](https://doi.org/10.3390/su15118904).
- [16] HOMER Software, “HOMER® Pro Self-sufficiency and Resilience”. [Online]. Available at: <https://www.homerenergy.com/products/pro/index.html> (Accessed Date: September 24, 2025).
- [17] S. Giannelos, D. Pudjianto, T. Zhang, y G. Strbac, “Energy Hub Operation Under Uncertainty: Monte Carlo Risk Assessment Using Gaussian and KDE-

- Based Data”, *Energies*, vol. 18, no. 7, p. 1712, Jan. 2025, [doi: 10.3390/en18071712](https://doi.org/10.3390/en18071712).
- [18] C. Luo , “Photovoltaic system modeling and forecasting techniques: A survey”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 162, p. 112516, Dec. 2025, [doi: 10.1016/j.engappai.2025.112516](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112516).
- [19] HOMER® Energy, “HOMER® Pro Version 3.7 User Manual”, ago. 2016. [Online]. Available at: <https://www.homerenergy.com/pdf/HOMERHelpManual.pdf>. (Accessed Date: October 27, 2025)
- [20] M. Ben Amara, E. Rdhaounia, y M. Balghouthi, “Adaptive solar irradiance forecasting in arid regions: Enhancing accuracy with localized atmospheric adjustments”, *Journal of Engineering Research*, Jul. 2024, [doi: 10.1016/j.jer.2024.07.008](https://doi.org/10.1016/j.jer.2024.07.008).
- [21] S. Portet, “A primer on model selection using the Akaike Information Criterion”, *Infectious Disease Modelling*, vol. 5, pp. 111–128, Jan. 2020, [doi: 10.1016/j.idm.2019.12.010](https://doi.org/10.1016/j.idm.2019.12.010).
- [22] Y. Kassem, H. Gökçekuş, H. Çamur, y E. Esenel, “Statistical analysis and determination of best-fit probability distribution for monthly rainfall in Northern Cyprus”, *Desalination and Water Treatment*, vol. 215, pp. 347–379, March. 2021, [doi: 10.5004/dwt.2021.26556](https://doi.org/10.5004/dwt.2021.26556).
- [23] S. Pasari y V. S. S. K. Nandigama, “Statistical Modeling of Solar Energy”, en *Enhancing Future Skills and Entrepreneurship*, K. S. Sangwan y C. Herrmann, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 157–165. [doi: 10.1007/978-3-030-44248-4_16](https://doi.org/10.1007/978-3-030-44248-4_16).
- [24] A. Bakeer, M. F. Elmorshedy, H. S. Salama, M. R. Elkadeem, D. J. Almakhlles, y K. M. Kotb, “Optimal design and performance analysis of coastal microgrid using different optimization algorithms”, *Electr Eng*, vol. 105, no. 6, pp. 4499–4523, Dec. 2023, [doi: 10.1007/s00202-023-01954-9](https://doi.org/10.1007/s00202-023-01954-9).
- [25] S. Mehta y P. Basak, “A Case Study on PV Assisted Microgrid Using HOMER Pro for Variation of Solar Irradiance Affecting Cost of Energy”, in *2020 IEEE 9th Power India International Conference (PIICON)*, Feb. 2020, pp. 1–6. [doi: 10.1109/PIICON49524.2020.9112894](https://doi.org/10.1109/PIICON49524.2020.9112894).

- [26] S. Aljishi , “Techno-Economic Assessment of Hybrid Renewable Energy Systems for Direct Air Capture in Saudi Arabia”, *Sustainability*, vol. 17, no. 17, p. 7659, Jan. 2025, [doi: 10.3390/su17177659](https://doi.org/10.3390/su17177659).
- [27] ARCONEL-002/2024, *Pliego Tarifario del Servicio Público de Energía Eléctrica del año 2025*, Regulación 002, el 29 de noviembre de 2024. [Online]. Available at: <https://www.cnelep.gob.ec/wp-content/uploads/2025/01/2.-Pliego-Tarifario-del-Servicio-Publico-de-Energia-Electrcia-ano-2025.pdf> (Accessed Date: October 1, 2025).
- [28] H. Imad Hazim, K. Azmi Baharin, C. Kim Gan, y A. H. Sabry, “Techno-economic optimization of photovoltaic (PV)-inverter power sizing ratio for grid-connected PV systems”, *Results in Engineering*, vol. 23, p. 102580, Sep. 2024, [doi: 10.1016/j.rineng.2024.102580](https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102580).
- [29] P. Stackhouse, “NASA Power | DAV”. [Online]. Available at: <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/> (Accessed Date: October 8, 2025)