



**INSTITUTO LATINOAMERICANO DE
TECNOLOGÍA, INFRAESTRUCTURA Y
TERRITORIO**

**PROGRAMA DE POSGRADO
INTERDISCIPLINARIO EN ENERGÍA Y
SUSTENTABILIDAD**

**METODOLOGÍA CIRCULAR PARA LA RECIRCULACIÓN Y RECICLAJE
DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS MEDIANTE MODELADO
COMPUTACIONAL**

JULIETH FERNANDA GARCIA HOYOS

Foz de Iguazú - PR
2026

METODOLOGÍA CIRCULAR PARA LA RECIRCULACIÓN Y RECICLAJE DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS MEDIANTE MODELADO COMPUTACIONAL

JULIETH FERNANDA GARCIA HOYOS

Calificación de Maestría presentado al Programa Interdisciplinario de Posgrado en Energía y Sustentabilidad de la Universidad Federal de la Integración Latinoamericana, como requisito parcial para la obtención del título de Maestría en Energía y Sustentabilidad.

Área de concentración: Energía y Sustentabilidad

Orientador: Gustavo A. Ronceros Rivas

Catalogação elaborada pelo Setor de Tratamento da Informação
Catalogação de Publicação na Fonte. UNILA - BIBLIOTECA LATINO-AMERICANA - CENTRAL

G216

Hoyos, Julieth Fernanda Garcia.

Metodología circular para la recirculación y reciclaje de módulos fotovoltaicos mediante modelado computacional / Julieth Fernanda Garcia Hoyos. - Foz do Iguaçu, 2026.
115 f.: il.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal da Integração Latino-Americana, Instituto Latino-Americano de Energia e Sustentabilidade, Programa de Pós-Graduação Interdisciplinar em Energia e Sustentabilidade. Foz do Iguaçu - PR, 2026.

Orientador: Gustavo Adolfo Ronceros Rivas.

1. Energia elétrica - Módulo fotovoltaico. 2. Degradação ambiental - Avaliação. 3. Simulação (Computadores). 4. Métodos Estatísticos - Modelo Monte Carlo. 5. Reaproveitamento - Energia circular. 6. Ciclo de vida do produto - Fim de vida útil (EoL). I. Ronceros Rivas, Gustavo Adolfo. II. Título.

CDU 621.383.51

**METODOLOGÍA CIRCULAR PARA LA RECIRCULACIÓN Y RECICLAJE
DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS MEDIANTE MODELADO
COMPUTACIONAL**

Calificación de Maestría presentado al Programa Interdisciplinario de Posgrado en Energía y Sustentabilidad de la Universidad Federal de la Integración Latinoamericana, como requisito parcial para la obtención del título de Maestría en Energía y Sustentabilidad.

BANCA EXAMINADORA

Orientador: Gustavo A. Ronceros Rivas
PPGIES-UNILA

Prof Dr. Slavon Silveira Motta
- IFF

Prof Dr. Rodrigo Delfim Guarizi
- UNILA

Prof Dr. Rafael Drumond Mancosu (Suplente)
-UNILA

Foz de Iguazú, 05 de junio de 2026

AGRADECIMIENTOS

Al profesor Dr. Gustavo Adolfo Ronceros Rivas por su constante orientación, motivación y valiosas contribuciones académicas a lo largo del desarrollo de esta investigación.

A mi madre Olga Lucia Hoyos, mi padre Oscar Fernando Garcia y mi hermana Maria Jose Garcia, quienes constituyen el fundamento de mi vida, por su apoyo incondicional, paciencia y por inculcarme principios y valores esenciales.

A mi querido novio Jair Castaño Delgado y a su familia, por su comprensión y respaldo durante los momentos en que mi dedicación a este trabajo implicó ausencia.

Al PPGIES, por brindarme la oportunidad de crecimiento y formación tanto en el ámbito personal como profesional.

A la Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), por el apoyo financiero otorgado, fundamental para la realización de esta investigación.

RESUMO

A rápida expansão da capacidade fotovoltaica tem impulsionado a transição para sistemas de baixo carbono, mas também tem aumentado o volume de módulos em fim de vida útil (End of Life, EoL), gerando desafios para sua gestão sustentável no contexto da economia circular. A ausência de ferramentas quantitativas integradas limita a avaliação confiável da degradação e a seleção de estratégias ótimas sob incerteza. Este estudo propõe um arcabouço computacional de pré-diagnóstico para a avaliação da degradação e apoio à tomada de decisão em módulos fotovoltaicos em fim de vida útil. A abordagem estende modelos híbridos por meio de uma arquitetura orientada à decisão. A metodologia integra um modelo elétrico de cinco parâmetros (um diodo e duas resistências), funções determinísticas de envelhecimento e simulação estocástica baseada em Monte Carlo, com o objetivo de quantificar a variabilidade do desempenho associada a mecanismos de degradação. O arcabouço computacional foi implementado em Python e validado com dados experimentais de módulos solares SOLAREX MSM-56, com aproximadamente 22 anos de operação em campo. Os resultados do modelo elétrico apresentam desvios inferiores a 1% em Condições Padrão de Teste (Standard Test Conditions, STC), confirmando sua elevada precisão na reprodução das curvas I-V e P-V, bem como na estimativa do ponto de máxima potência (Maximum Power Point, MPP). A degradação estimada pelo enfoque determinístico atingiu 21,14% em relação às condições nominais STC; entretanto, ao comparar a degradação simulada em condições reais (~30%) com a observada experimentalmente (~23%), a diferença reduz-se para aproximadamente 7 pontos percentuais, evidenciando o impacto das condições de operação e das simplificações do modelo. No enfoque estocástico, a degradação média obtida foi de 33,48%, em boa concordância com o valor experimental médio (33,38%), com erro absoluto médio próximo de 3,12%. Por fim, a análise probabilística indicou que a distribuição da degradação se concentra em torno do limiar de reutilização (32%), com aproximadamente metade (P50) dos cenários simulados abaixo desse valor e a outra metade acima, evidenciando que o sistema se encontra em uma região crítica de transição entre reutilização viável e degradação avançada. Em conjunto, a abordagem proposta permite quantificar a degradação, representar a incerteza do sistema e apoiar a tomada de decisão para a gestão sustentável de módulos fotovoltaicos em fim de vida útil.

Palavras-chave: Módulo fotovoltaico; Avaliação da degradação; Simulação computacional; Simulação Monte Carlo; Economia circular; Fim de vida útil (EoL).

RESUMEN

La rápida expansión de la capacidad fotovoltaica ha impulsado la transición hacia sistemas bajos en carbono, pero también ha incrementado el volumen de módulos al final de su vida útil (End of life, EoL), generando desafíos para su gestión sostenible en el marco de la economía circular. La falta de herramientas cuantitativas integradas limita la evaluación confiable de la degradación y la selección de estrategias óptimas bajo incertidumbre. Este estudio propone un marco computacional de prediagnóstico para evaluar la degradación y apoyar la toma de decisiones en módulos fotovoltaicos EoL. El enfoque extiende modelos híbridos mediante una arquitectura orientada a la decisión. La metodología integra un modelo eléctrico de cinco parámetros (un diodo y dos resistencias), funciones determinísticas de envejecimiento y simulación estocástica basada en Monte Carlo para cuantificar la variabilidad del desempeño asociada a mecanismos de degradación. El marco computacional fue implementado en Python y comparado utilizando datos experimentales de módulos solares MSM 56 con aproximadamente 22 años de operación en campo. Los resultados del modelo eléctrico presentan desviaciones inferiores al 1% bajo condiciones estándar de prueba (STC), confirmando su alta precisión en la reproducción de las curvas I-V y P-V, así como en la estimación del punto de máxima potencia (MPP). La degradación estimada mediante el enfoque determinista alcanzó un 21,14% respecto a los valores nominales STC; sin embargo, al comparar la degradación simulada en condiciones reales ($\approx 30\%$) con la observada experimentalmente ($\approx 23\%$), la diferencia se reduce a aproximadamente 7 puntos porcentuales, evidenciando el impacto de las condiciones de operación y las simplificaciones del modelo. En el enfoque estocástico, la degradación promedio obtenida fue del 33,48%, en buena concordancia con el valor experimental medio (33,38%), con un error absoluto cercano al 3,12%. Finalmente, el análisis probabilístico indicó que la distribución de degradación se concentra alrededor del umbral de reutilización (32%), con aproximadamente la mitad (P50) de los escenarios simulados por debajo de este valor y la otra mitad por encima, lo que evidencia que el sistema se encuentra en una región crítica de transición entre reutilización viable y degradación avanzada. En conjunto, el enfoque propuesto permite cuantificar la degradación, representar la incertidumbre del sistema y apoyar la toma de decisiones para la gestión sostenible de módulos fotovoltaicos al final de su vida útil.

Palabras claves: Módulo fotovoltaico; Evaluación de degradación; Simulación computacional; Simulación Monte Carlo; Economía circular; Fin de vida útil (EoL).

ABSTRACT

The rapid expansion of photovoltaic capacity has driven the transition toward low-carbon energy systems, while also increasing the volume of end-of-life (EoL) photovoltaic modules, creating significant challenges for their sustainable management within the circular economy framework. The lack of integrated quantitative tools limits reliable degradation assessment and the selection of optimal strategies under uncertainty. This study proposes a computational pre-diagnosis framework for degradation assessment and decision support in EoL photovoltaic modules. The approach extends hybrid modeling through a decision-oriented architecture. The methodology integrates a five-parameter electrical model (single-diode model with two resistances), deterministic aging functions, and Monte Carlo-based stochastic simulation to quantify performance variability associated with degradation mechanisms. The computational framework was implemented in Python and validated using experimental data from SOLAREX MSM-56 photovoltaic modules with approximately 22 years of field operation. The electrical model results exhibit deviations below 1% under Standard Test Conditions (STC), confirming its high accuracy in reproducing I–V and P–V curves, as well as in estimating the Maximum Power Point (MPP). Degradation estimated through the deterministic approach reached 21.14% relative to nominal STC conditions; however, when comparing simulated degradation under real operating conditions (~30%) with experimental observations (~23%), the difference is reduced to approximately 7 percentage points, highlighting the influence of operating conditions and model simplifications. In the stochastic approach, the average degradation obtained was 33.48%, in close agreement with the experimental mean value (33.38%), with an average absolute error of approximately 3.12%. Finally, the probabilistic analysis indicates that the degradation distribution is centered around the reuse threshold (32%), with approximately half (P50) of the simulated scenarios below this value and the other half above it, evidencing that the system lies within a critical transition region between viable reuse and advanced degradation. Overall, the proposed framework enables degradation quantification, uncertainty representation, and decision support for the sustainable management of end-of-life photovoltaic modules.

Keywords: Photovoltaic module; Degradation assessment; Computational simulation; Monte Carlo simulation; Circular economy; End-of-life (EoL).

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Formato Base de datos condiciones experimentales.....	41
Tabla 2. Constantes físicas y parámetros de referencia.....	46
Tabla 3. Principales Librerías de Python utilizadas.	48
Tabla 4. Variables experimentales utilizadas en el modelo computacional	50
Tabla 5. Parámetros técnicos requeridos por el modelo.....	53

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Principales elementos de un módulo fotovoltaico	16
Figura 2. Conexión de células fotovoltaicas: Paralelo y Serie	17
Figura 3. Curva I-V y los tres puntos destacables: Cortocircuito (0, I_{sc}), Punto de máxima potencia (V_{mp}, I_{mp}) y Circuito abierto (V_{oc}),0)	19
Figura 4. Modelo de circuito equivalente para célula fotovoltaica ideal.....	19
Figura 5. Modelo de circuito equivalente con una resistencia R_s	21
Figura 6. Modelo de circuito equivalente con una resistencia R_p	22
Figura 7. Composición de los módulos fotovoltaicos de c-Si (a) y CdTe (b)	30
Figura 8. Procesos y técnicas de separación y obtención de materiales	31
Figura 9. Gráfico de garantía del producto por el fabricante.....	34
Figura 10. Gráfica: tasa de degradación del panel solar	34
Figura 11. Metodología de recirculación de módulos fotovoltaicos FV al final de su vida útil.....	36
Figura 12. Metodología de recirculación de módulos fotovoltaicos FV al final de su vida útil – Sección delimitada de análisis	39
Figura 13. Estructura conceptual del diagrama de flujo del modelo de simulación (Python).	43
Figura 14. Flujograma técnico del modelo computacional (nivel implementación).....	45
Figura 15. Flujograma enfoque metodológico del modelo de degradación determinista ...	60
Figura 16. Flujograma del esquema metodológico de simulación Monte Carlo y calibración inversa basada en búsqueda estocástica.....	69
Figura 17. Características eléctricas de SOLAREX MSM -56: Datasheet del fabricante..	82
Figura 18. Curvas I-V y P-V MODELO IDEAL – ELÉCTRICO	87
Figura 19. Curvas I-V y P-V con degradación temporal – Modelo exponencial	89
Figura 20. Comparación P_{max} en año 0, año 22 y operación experimental.....	90
Figura 21. Muestreo curvas I-V y P-V con degradación temporal + Simulación Monte Carlo (ajuste con defectos físicos)	95
Figura 22. Distribución Monte Carlo de Degradación en Módulos Fotovoltaicos EoL.....	99

SUMARIO

1. INTRODUCCIÓN.....	12
2. REVISION BIBLIOGRAFICA	15
2.1. GENERALIDADES DE UN PANEL SOLAR FOTOVOLTAICO	15
2.2. CONSTRUCCIÓN TÉCNICA Y ELÉCTRICA DE UN PANEL FOTOVOLTAICO.....	16
2.3. INFLUENCIA DE LA TEMPERATURA, LA IRRADIANCIA Y EL ENVEJECIMIENTO EN EL DESEMPEÑO ELÉCTRICO DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS.	24
2.4. ECONOMÍA CIRCULAR: ESTRATEGIAS DE LAS 3R EN PANELES SOLARES	27
2.5. RECICLAJE Y REUTILIZACIÓN DE PANELES SOLARES.....	29
3. OBJETIVO	35
3.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	35
4. METODOLOGÍA	36
4.1. ESTRUCTURA METODOLÓGICA.....	38
4.1.1. Segundo Método de medición: Curvas I-V y P-V Preliminares.....	40
4.1.2. Tercer Método de medición: Simulación computacional en Python	41
4.1.3 Cuarta método de medición: Validación experimental de resultados de simulación.	80
4.2.1. 2º método de medición: Medición preliminar de curvas I-V y P-V.	83
4.2.2. 3º método de medición: Simulación computacional en Python.....	84
5. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.....	86
5.1 Comparación del modelo eléctrico bajo condiciones estándar (STC)	86
5.2. Degradación determinista: evolución temporal del desempeño:	88
5.3. Degradación probabilística: Simulación de Monte Carlo	93
5.3.1. Muestreo curvas I-V y P-V con degradación temporal + Simulación Monte Carlo (ajuste con defectos físicos)	94
6. CONCLUSIONES.....	104
6.1. TRABAJOS FUTUROS	106
Referencias	108

1. INTRODUCCIÓN

El rápido crecimiento de la tecnología fotovoltaica (FV) ha consolidado la energía solar como la fuente renovable de mayor expansión a nivel mundial, contribuyendo de manera significativa a la descarbonización de los sistemas energéticos y promoviendo la diversificación de la matriz eléctrica. En 2025, la energía solar representó el 47% de la nueva capacidad instalada de energía renovables, superando a la energía eólica y destacándose como protagonista en la expansión global de fuentes limpias. (IRENA, 2026).

Aunque este avance es positivo para la sostenibilidad energética, ha generado un desafío emergente asociado con la gestión de los módulos fotovoltaicos al final de su vida útil (EoL) (WECKEND, WADE e HEATH, 2016). Se proyecta que, para el 2050, la acumulación de estos residuos podría alcanzar aproximadamente 78 millones de toneladas, considerando que la vida útil de los paneles solares es de 25 a 30 años, según las especificaciones técnicas de la mayoría de los fabricantes (WECKEND, WADE e HEATH, 2016).

Ante este escenario, la economía circular surge como un paradigma clave para enfrentar este desafío, promoviendo modelos de producción y consumo regenerativos que prioricen la reutilización, el reacondicionamiento y el reciclaje. En el caso de los módulos FV, esto implica no solo recuperar materiales estratégicos como silicio, plata o cobre, sino también evaluar la viabilidad de una segunda vida operativa en condiciones funcionales reducidas, fomentando mercados secundarios y reduciendo la dependencia de recursos vírgenes (ROCHA e NETO, 2024).

Actualmente, las estrategias de reciclaje se basan en enfoques mecánico, térmico, químico o combinaciones entre ellos, aplicados en etapas de remoción de la estructura de aluminio, des laminado y separación de materiales (MAANI, CELIK, *et al.*, 2020). Si bien estas técnicas permiten recuperar hasta el 95 % en masa de los módulos, el valor económico recuperable es desproporcionado: materiales como vidrio y aluminio representan los mayores porcentajes en peso (69,67 % y 13,23 %, respectivamente), pero aportan poco valor (4,9 % y 18,6 %). En cambio, elementos críticos como silicio (3,23 %), plata (0,03 %) y cobre (1,06 %) concentran gran parte del

valor recuperable (45,4 %, 24,6 % y 6,4 %, respectivamente) (UNEF, 2020).

Este desequilibrio, sumado a la limitada eficiencia de los procesos industriales y a la escasa disponibilidad de instalaciones a gran escala, compromete la rentabilidad y la escalabilidad del reciclaje (PREET e SMITH, 2024); (GEROLD e ANTREKOWITSCH, 2024); (GRANATA, ALTIMARI, *et al.*, 2022). Paralelamente, la reutilización de módulos FV emerge como una estrategia con alto potencial dentro del marco de la economía circular, especialmente en aplicaciones de baja demanda energética en contextos donde aún pueden ofrecer un rendimiento aceptable para aplicaciones de menor demanda energética. Su adopción permite extender la vida útil de los módulos retirados, reduciendo la presión sobre los sistemas de reciclaje y la extracción de materias primas (SILVEIRA e JUNIOR, 2022).

No obstante, la reutilización requiere una evaluación rigurosa del estado eléctrico y estructural de los módulos, considerando parámetros clave como corriente (I), voltaje (V), potencia máxima (Pmax) y eficiencia de conversión, los cuales se ven afectados por procesos de degradación térmica, mecánica y ambiental (OLAYIWOLA, HYUN e CHOI, 2024); (MAHDI, LEAHY, *et al.*, 2024). Este deterioro influye negativamente en los parámetros eléctricos claves y, por ende, en la viabilidad técnica de su reutilización (ALIMI, MEYER e OLAYIWOLA, 2022).

Los estudios existentes sobre módulos FV EoL abordan de manera aislada el reciclaje, la reutilización o el modelado del desempeño, limitando la comprensión integral de su gestión sostenible. Esta fragmentación dificulta la implementación de estrategias efectivas dentro del marco de la economía circular, ya que no existen herramientas que combinen de manera simultánea modelos físicos, análisis de degradación y criterios de decisión operativa. En consecuencia, la selección de la ruta óptima de recirculación de los módulos, ya sea reutilización, reacondicionamiento o reciclaje, requiere evaluaciones técnicas rigurosas y basadas en datos verificables. Sin embargo, los ensayos experimentales tradicionales presentan limitaciones significativas, pues requieren equipos costosos, tiempos prolongados y condiciones difíciles de replicar (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025), lo que subraya la necesidad de desarrollar metodologías diagnósticas más accesibles y escalables, capaces de apoyar la toma de decisiones de manera sistemática y eficiente.

En este contexto, las herramientas de modelado computacional se perfilan como una alternativa prometedora para simular escenarios de degradación, estimar el comportamiento eléctrico residual de los módulos y generar indicadores técnicos cuantificables que faciliten la toma de decisiones. Esta aproximación no solo reduce la dependencia de pruebas físicas, sino que permite explorar múltiples escenarios sin incurrir en costos elevados, aumentando así la viabilidad técnica del diagnóstico a gran escala.

A partir de esta necesidad metodológica y técnica, emergen diversos cuestionamientos claves sobre la implementación efectiva de modelos de economía circular en el sector fotovoltaico:

1. ¿Un panel solar reciclado o reacondicionado es realmente eficiente y seguro para una segunda vida operativa? 2. ¿Cómo influye la degradación en los principales parámetros eléctricos, y que implicaciones tiene esto para su potencial de reutilización? 3. ¿Qué métodos de diagnósticos permiten estimar con mayor precisión el estado eléctrico residual de los módulos degradados? 4. ¿Qué modelos operativos y técnicos pueden optimizar las decisiones entre reutilización, reciclaje o reacondicionamiento en función del estado del módulo?

Frente a estas preguntas, el presente trabajo propone una metodología unificada de soporte a la decisión circular para módulos FV al final de su vida útil. La propuesta integra: modelo eléctrico, análisis probabilístico de degradación y criterios operativos de clasificación. El marco propuesto combina: (i) un modelo eléctrico de cinco parámetros conformados por un diodo con dos resistencias que incorpora degradación determinista por envejecimiento (ii) simulación probabilística mediante Monte Carlo para representar defectos estocásticos (iii) un flujo estructurado de clasificación en rutas de reutilización, reacondicionamiento o reciclaje. Este enfoque establece umbrales técnicos cuantitativos basados en indicadores de desempeño simulados y validados experimentalmente permitiendo una toma de decisiones objetiva, reproducible y escalable

Como herramienta central, se construye un modelo computacional de evaluación técnica capaz de estimar el nivel de degradación eléctrica de los módulos. Este modelo integra datos experimentales, simulaciones probabilísticas y criterios de descarte,

generando indicadores técnicos cuantificables que apoyan decisiones objetivas sobre la viabilidad de cada módulo. De manera complementaria, la metodología busca facilitar la toma de decisiones sistematizada, optimizando la selección de la ruta de recirculación más adecuada y maximizando el aprovechamiento funcional de los módulos. Asimismo, contribuye al diseño de cadenas de valor circulares, reduciendo el impacto ambiental del sector fotovoltaico y promoviendo una transición energética más eficiente y sostenible.

2. REVISION BIBLIOGRAFICA

En este capítulo se discutirán los fundamentos básicos y generalidades del panel solar fotovoltaico. Además, se abordarán los avances descritos en la literatura relacionados con los procesos de reciclaje y reutilización de los módulos, así como las herramientas que posibilitan la integración técnica y económica de dichos procesos.

2.1. GENERALIDADES DE UN PANEL SOLAR FOTOVOLTAICO

El panel solar fotovoltaico constituye la unidad funcional básica e indispensable en los sistemas de conversión directa de la radiación solar en energía eléctrica, mediante el efecto fotovoltaico. Este fenómeno físico, inicialmente descrito por Edmond Becquerel en 1839, se manifiesta como la generación de una diferencia de potencial eléctrico en los extremos de una estructura compuesta por material semiconductor, inducida por la absorción de fotones provenientes de la radiación solar (SHAH, SHAH, *et al.*, 2023).

Entre los materiales semiconductores empleados, el silicio es el más utilizado destacado tanto por su alta disponibilidad, aproximadamente el 28% de la corteza terrestre, como por su versatilidad de procesamiento en diferentes configuraciones estructurales, tales como silicio monocristalino, policristalino y amorfo, cada uno con características particulares en términos de eficiencia, costos de producción y desempeño frente a condiciones ambientales. (CRESESB, 2007).

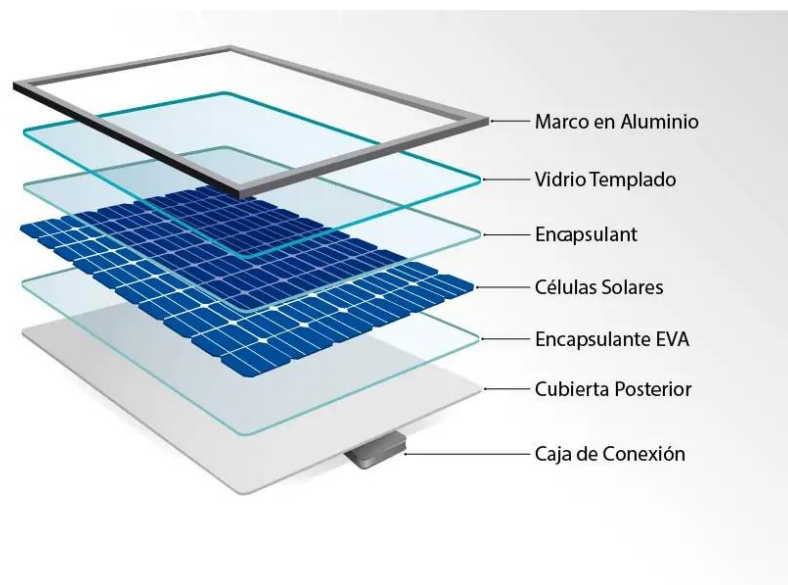
Actualmente, la investigación en tecnologías alternativas se ha intensificado en el ámbito de las células de película delgada (thin film), donde el silicio amorfo, cadmium telluride (CdTe), copper indium gallium selenide (CIGS) y sulfuro de

seleniuro de cobre y zinc (CZTS_{Se}) tienen un papel destacado. Estas tecnologías se caracterizan por un menor consumo de material semiconductor y por requerir una cantidad significativamente inferior de energía durante los procesos de fabricación, lo que contribuye a una mayor eficiencia energética global del sistema en comparación con las células cristalinas convencionales. (SIVASANKAR, AMORIM e CUNHA, 2025).

2.2.CONSTRUCCIÓN TÉCNICA Y ELÉCTRICA DE UN PANEL FOTOVOLTAICO

Un panel o modulo fotovoltaico está conformado por un conjunto de células solares interconectadas, encapsuladas y protegidas por materiales estructurales, como vidrio templado, EVA (etileno-vinil-acetato), láminas posteriores (backsheet) y un marco de aluminio, que aseguran su durabilidad ante condiciones ambientales adversas.

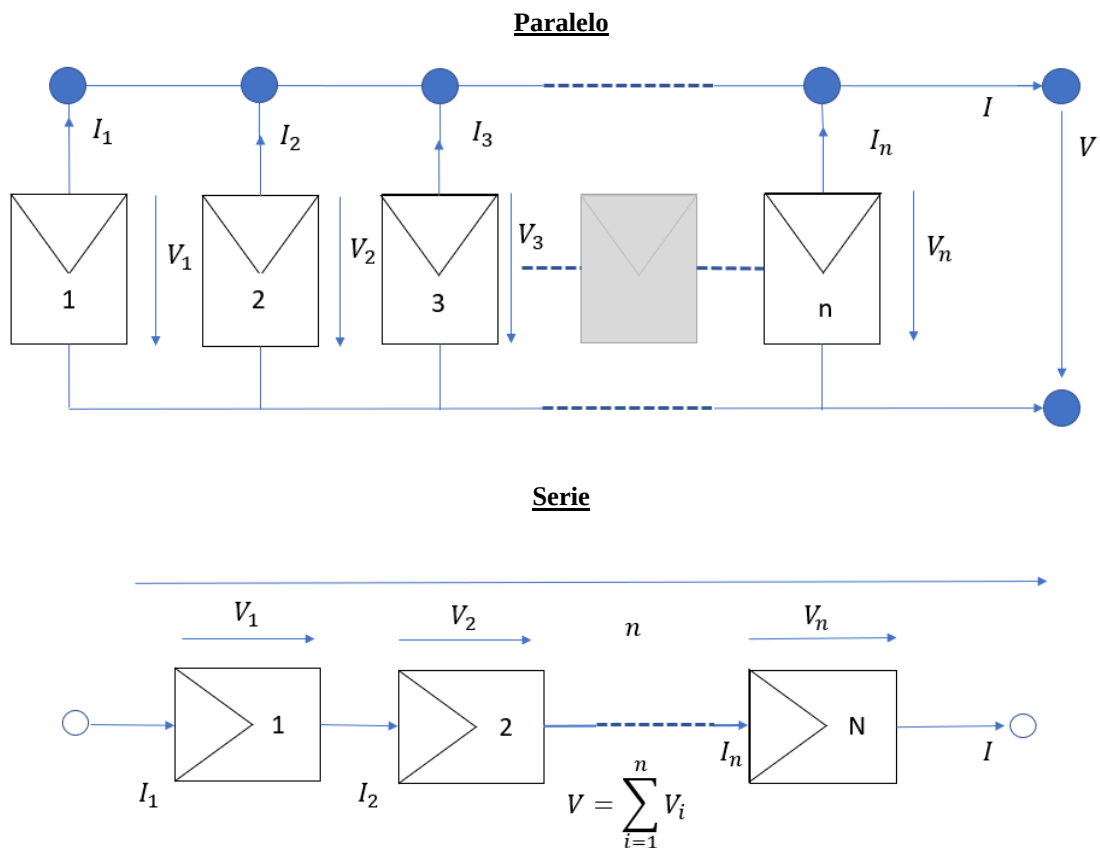
Figura 1. Principales elementos de un módulo fotovoltaico



Fuente: (AUTOSOLAR, 2025)

Las células fotovoltaicas, fabricadas comúnmente con silicio monocristalino o policristalino, se conectan eléctricamente en diferentes configuraciones para alcanzar los niveles de voltaje y corriente requeridos por el sistema Ver figura 2.

Figura 2. Conexión de células fotovoltaicas: Paralelo y Serie



Fuente. Adaptado de. (CRESESB, 2020)

La configuración más utilizada en los módulos comerciales es la conexión en serie, donde las células se enlazan uniendo el polo positivo de una con el negativo de la siguiente. Esto permite aumentar la tensión total del módulo, manteniendo constante la corriente y se adapta bien a los requisitos del sistema de carga o inversores. No obstante, una de las desventajas de este tipo de conexión es que el rendimiento del módulo puede verse afectado si una sola célula se sombrea o falla, ya que todas las células deben conducir la misma corriente. Para mitigar esta situación se suelen integrar diodos bypass, que permiten que la corriente pase la célula afectada y continúe con su flujo de energía (VIEIRA, ARAUJO, *et al.*, 2020).

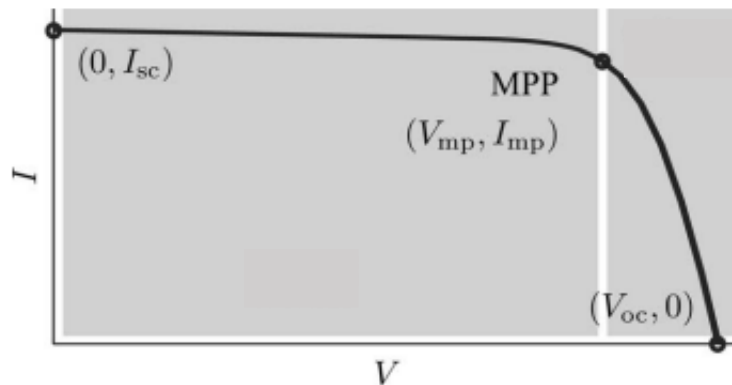
En contraste, en la conexión en paralelo, los polos positivos de las células se conectan entre sí, al igual que los polos negativos, lo que permite aumentar la corriente total manteniendo constante el voltaje. Esta configuración no es tan común a nivel de módulo individual, pero se emplea frecuentemente en sistemas o arreglos que requieren mayor entrega de corriente para alimentar cargas específicas.

Adicionalmente, en muchos casos, especialmente en instalaciones de mayor escala, se utiliza una configuración combinada (serie – paralelo). Esta disposición permite alcanzar un equilibrio entre voltaje y corriente al agrupar cadenas de celular o módulos conectados en serie, que luego se interconectan en paralelo. De esta forma, se optimiza la eficiencia eléctrica del sistema de acuerdo con las condiciones operativas.

Para profundizar en el análisis y optimización de estas configuraciones, es fundamental analizar el comportamiento eléctrico de una célula fotovoltaica que puede representarse mediante modelos de circuito equivalente, los cuales permiten simular con precisión los fenómenos físicos y eléctricos asociados al efecto fotovoltaico. Dichos modelos constituyen la base para comprender y predecir el desempeño energético de los módulos solares, al reproducir sus curvas características de corriente -voltaje (I-V) y potencia – voltaje (P-V). Estas curvas reflejan la respuesta del dispositivo frente a distintas condiciones de irradiancia solar (G) y temperatura de operación (T), variables que determinan su eficiencia eléctrica y energética (OLAYIWOLA, HYUN e CHOI, 2024).

En este contexto, los parámetros eléctricos asociados, se encuentran descritos de forma detallada en las fichas técnicas (datasheets) oficiales del fabricante. En ellas, se reportan valores claves bajo condiciones estándar de prueba, en inglés Standard Test Conditions (STC) – que representa una irradiancia G de 1000 W/m^2 , temperatura de 25°C y una masa de aire de AM1,5. Asimismo, se suelen incluir datos bajo condiciones normales de operación, en inglés Nominal Operating Cell Temperature (NOCT) - que representa una irradiancia de 800 W/m^2 , temperatura ambiente de 20°C y una velocidad del viento de 1 m/s . Esos parámetros permiten comparar el rendimiento de diferentes módulos fotovoltaicos bajo condiciones uniforme y evaluar parámetros como la potencia máxima (P_{max}), corriente en corto circuito (I_{sc}), corriente en el punto máximo de potencia (I_{mp}), tensión de circuito abierto (V_{oc}), y la tensión en el punto máximo de potencia (V_{mp}) bajo estas mismas condiciones (VILLALVA, GAZOLI e FILHO, 2009) Ver Figura 3.

Figura 3. Curva I-V y los tres puntos destacables: Cortocircuito ($0, I_{sc}$), Punto de máxima potencia (V_{mp}, I_{mp}) y Circuito abierto ($V_{oc}, 0$)

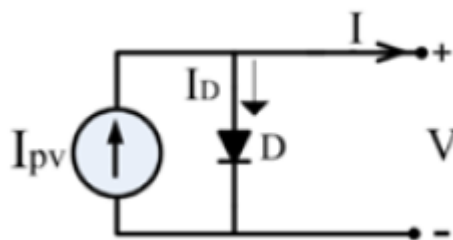


Fuente. Adaptado de. (VILLALVA, GAZOLI e FILHO, 2009)

Asimismo, la descripción del comportamiento eléctrico de una célula fotovoltaica se realiza a través de distintos modelos eléctricos equivalentes, cuyo desarrollo responde a la necesidad de representar de manera progresiva los fenómenos físicos que ocurren dentro del dispositivo. Estos modelos difieren principalmente en el número de elementos eléctricos que los componen (Diodos y Resistencias) y en la complejidad matemática de las ecuaciones que los describen (PELOZATO, 2023).

En particular, el modelo ideal constituye la representación más simple de una célula fotovoltaica y está compuesto por una fuente de corriente conectada en paralelo con un diodo, como se muestra en la Figura 4. La fuente de corriente representa la corriente fotogenerada I_{pv} , producida por la radiación solar incidente, mientras que el diodo modela el comportamiento de la unión p-n del semiconductor (JORDEHI, 2016).

Figura 4. Modelo de circuito equivalente para célula fotovoltaica ideal



Fuente. Adaptado de (JORDEHI, 2016)

En ausencia de radiación solar, la célula se comporta como un diodo convencional y su comportamiento eléctrico está descrito por la ecuación de Shockley (PELOZATO, 2023).

$$I_D = I_S \left(\exp \left(\frac{qV_D}{aK_bT} \right) - 1 \right) \quad (1)$$

Donde I_D es la corriente del diodo, I_S es la corriente de saturación inversa del diodo, V_D es la tensión aplicada al diodo, a es el factor de idealidad del diodo, q es la carga elemental del electrón (1.602×10^{-19} C), K_b es la constante de Boltzmann (8.617×10^{-5} eV/ K) y T es la temperatura absoluta de la célula, expresada en kelvin.

Cuando la célula es expuesta a la radiación solar, se genera una corriente fotogenerada I_{PV} , que circula en sentido opuesto a la corriente del diodo (RAUSCHENBACH, 1980). En consecuencia, la corriente de salida de la célula resulta de la superposición de ambas corrientes y se expresa como:

$$I = I_{PV} - I_D \quad (2)$$

Sustituyendo la ecuación de Shockley en la ecuación (2), se obtiene la ecuación característica del modelo ideal (JORDEHI, 2016)

$$I = I_{PV} - I_S \left(\exp \left(\frac{qV_D}{aK_bT} \right) - 1 \right) \quad (3)$$

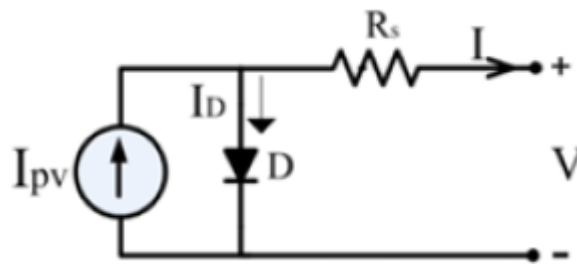
Las variables de la ecuación (3) mantienen el mismo significado definido anteriormente. La ecuación indica que la corriente de salida de la célula corresponde a la diferencia entre la corriente fotogenerada y la corriente del diodo. Asimismo, se observa que el comportamiento eléctrico de la célula depende de las condiciones ambientales. La irradiancia solar influye directamente sobre la magnitud de I_{PV} , mientras que la temperatura modifica principalmente la corriente de saturación del diodo I_S alterando la forma de la curva característica corriente – tensión (I-V) y, en consecuencia, el punto de máxima potencia del dispositivo.

El término exponencial de la ecuación proviene de la ecuación de Shockley para un diodo semiconductor y describe el comportamiento de la unión p-n ante la polarización eléctrica. Debido a esta característica exponencial, pequeñas variaciones de temperatura pueden producir cambios significativos en la tensión de circuito abierto y en el punto de máxima potencia de la célula fotovoltaica.

Sin embargo, las células fotovoltaicas reales presentan pérdidas asociadas a la resistencia de los materiales semiconductores y a las corrientes de fuga internas, fenómenos que no pueden ser representados mediante el modelo ideal. Por ello, se desarrollaron modelos eléctricos más complejos que incorporan elementos resistivos adicionales para mejorar la precisión de la representación del comportamiento eléctrico del dispositivo.

Con el fin de mejorar la precisión del modelo ideal, se incorpora una resistencia en serie (R_s), la cual representa las pérdidas óhmicas asociadas a los contactos metálicos, las interconexiones eléctricas y la resistencia propia del material semiconductor, como se muestra en la Figura 5. Este modelo, conocido como modelo de cuatro parámetros, permite describir con mayor precisión la caída de tensión observada a altas corrientes (JORDEHI, 2016).

Figura 5. Modelo de circuito equivalente con una resistencia R_s



Fuente. Adaptado de (JORDEHI, 2016)

La relación corriente – tensión de este modelo esta dada por:

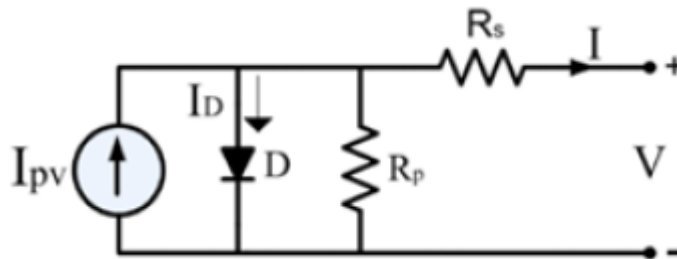
$$I = I_{PV} - I_S \left(\exp \left(\frac{q(V + IR_s)}{aK_b T} \right) - 1 \right) \quad (4)$$

Fuente. (JORDEHI, 2016)

La incorporación de la resistencia en serie introduce una caída de tensión interna debida a las pérdidas óhmicas del dispositivo. Como consecuencia, la tensión que polariza el diodo deja de ser únicamente la tensión terminal de la célula (V) y pasa a estar dada por $(V + IR_s)$. Este término adicional representa la tensión perdida al circular la corriente a través de los materiales conductores y las interconexiones de la célula, permitiendo una representación mas realista de su comportamiento eléctrico. Asimismo, la presencia de R_s modifica la pendiente de la curva característica (I-V) en la región próxima a la corriente de cortocircuito y reduce la potencia máxima entregada por el dispositivo.

No obstante, este modelo aún no considera las corrientes de fuga internas presentes en las células fotovoltaicas reales. Por esta razón, para obtener una representación más precisa del comportamiento eléctrico de la célula, se incorpora una resistencia en derivación, denominada resistencia en paralelo o derivación (R_p o R_{sh}) como se muestra en la Figura 6.

Figura 6. Modelo de circuito equivalente con una resistencia R_p



Fuente. Adaptado de (JORDEHI, 2016)

El circuito resultante, conocido como modelo de un diodo con dos resistencias o modelo de cinco parámetros, incluye tanto la resistencia serie (R_s) como la resistencia en paralelo (R_p). La incorporación de la resistencia en paralelo permite representar las corrientes de fuga y las imperfecciones del material semiconductor, aspectos que no pueden ser descritos mediante el modelo de cuatro parámetros.

La relación corriente – tensión de este modelo está dada por:

$$I = I_{PV} - I_S \left(\exp \left(\frac{q(V+IR_S)}{aK_bT} \right) - 1 \right) - \frac{(V+IR_S)}{R_p} \quad (5)$$

Fuente. (JORDEHI, 2016)

En la ecuación (5), el término:

$$\frac{(V + IR_S)}{R_p}$$

Representa la corriente de fuga que circula a través de la resistencia en paralelo. Idealmente, R_p debería tener un valor infinito para evitar pérdidas de corriente; sin embargo, en las células fotovoltaicas reales presenta un valor finito que permite el paso de una pequeña corriente de derivación. En consecuencia, cuanto menor es el valor de R_p , mayores son las pérdidas de corriente y menor es el rendimiento eléctrico del módulo.

El modelo de cinco parámetros logra un equilibrio adecuado entre precisión física y costo computacional, razón por la cual es uno de los modelos más utilizados en la simulación y análisis del desempeño de módulos fotovoltaicos comerciales. Debido a la naturaleza no lineal de su ecuación característica, la determinación de la corriente y la estimación de sus parámetros suelen realizarse mediante métodos numéricos iterativos o técnicas de optimización no lineal.

Finalmente, cuando se requiere una representación más detallada de los fenómenos físicos que tienen lugar en la célula fotovoltaica, especialmente bajo condiciones de baja irradiancia (inferior a 500 W/m^2), se emplea el modelo de dos diodos, también conocido como modelo de siete parámetros. Este modelo incorpora un segundo diodo para representar los mecanismos de recombinación de cargas en la unión p-n, fenómenos que el modelo de un solo diodo no logra describir con suficiente precisión. Aunque proporciona una mayor exactitud en la predicción del comportamiento eléctrico de la célula, el modelo de dos diodos presenta una mayor complejidad matemática y un mayor costo computacional asociado a la estimación de sus parámetros. Por esta razón, su aplicación se limita principalmente a estudios experimentales y de laboratorio, donde la precisión física es prioritaria frente a la eficiencia computacional (FRANZITTA,

ORIOLI e DI GANGI, 2017).

En síntesis, el modelado eléctrico de las células y módulos fotovoltaicos constituye una herramienta fundamental para comprender la influencia de las variables eléctricas y ambientales sobre su desempeño. La selección del modelo equivalente depende del nivel de precisión requerido, del objetivo del estudio y de los recursos computacionales disponibles. En el ámbito de la energía y la sostenibilidad, estos modelos permiten optimizar el diseño de los sistemas fotovoltaicos, predecir su rendimiento y desarrollar estrategias de gestión energética orientadas al aprovechamiento eficiente de la energía solar.

2.3.INFLUENCIA DE LA TEMPERATURA, LA IRRADIANCIA Y EL ENVEJECIMIENTO EN EL DESEMPEÑO ELÉCTRICO DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS.

El rendimiento eléctrico de un módulo fotovoltaico está condicionado por las condiciones ambientales de operación y los procesos de degradación, principalmente la temperatura, la irradiancia solar incidente y el envejecimiento o degradación del módulo, los cuales inciden directamente en su comportamiento descrito a través de las curvas I-V (Corriente – Voltaje) y P-V (Potencia-voltaje), así como en los parámetros eléctricos equivalentes, tales como la resistencia en serie (R_s) y la resistencia en derivación (R_p) (WARD, GAD, *et al.*, 2023).

La temperatura se define como la variable que cuantifica el nivel térmico de la célula fotovoltaica, afectada por la irradiancia, condiciones ambientales y disipación térmica. Su incremento provoca una reducción significativa en la V_{oc} , y V_{mp} , debido a la mayor recombinación interna de portadores y la disminución de la banda prohibida del semiconductor (IBRAHIM e NADER, 2017). Aunque la corriente de cortocircuito I_{sc} , aumenta ligeramente, este efecto no compensa las pérdidas de tensión, lo que deriva en una caída de hasta 0,5% por grado Celsius en la eficiencia, con coeficientes de aproximadamente -2.2 mV/°C en V_{oc} . (HUDISTEANU, CHERECHES, *et al.*, 2024). Investigaciones experimentales confirman que los coeficientes de temperatura de potencia para paneles monocristalinos pueden oscilar entre -0,38% y -0,45% /°C, lo que significa que se pierde entre 0,38% y el 0,45% de potencia por cada

aumento de 1 °C en la temperatura (ASLAM, AHMED, *et al.*, 2022).

La irradiancia solar, medida en W/m^2 , representa la densidad de energía solar que incide sobre la superficie del módulo y representa el principal factor que controla la corriente fotogenerada. Su aumento incrementa de manera lineal I_{sc} , e I_{mp} , traduciéndose en un aumento significativo de P_{max} , disponible bajo condiciones ideales (VILLALVA, 2015).

Con el tiempo, el desempeño del módulo se ve afectado por los procesos de degradación. Un aumento en la resistencia en serie (R_s), provocado por microfisuras, oxidación, interconexiones dañadas o falta de mantenimiento, incrementa las pérdidas internas, generando una caída de tensión en el punto máximo de potencia (V_{mp}), especialmente bajo alta irradiancia. De forma complementaria, una disminución en la resistencia en derivación (R_p), asociada a mecanismos como delaminación, corrosión, humedad, facilita fugas de corriente, alterando la pendiente de la curva I-V en la zona de baja tensión. Ambos efectos combinados reducen la potencia máxima (P_{max}) y alteran el comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico (RAHMAN, AL MANSUR, *et al.*, 2023).

El envejecimiento de los módulos es un proceso inevitable que reduce progresivamente su capacidad de generación de energía con el paso del tiempo. Este deterioro se manifiesta principalmente en la pérdida de potencia máxima P_{max} , disminución en su eficiencia global y las modificaciones de los parámetros eléctricos que describen las curvas I-V y P-V. Bajo condiciones normales de operación, los módulos fotovoltaicos de silicio presentan tasas de degradación promedio entre el 0,5 % y el 0,8 % anual, mientras que algunas tecnologías de capa delgada, como el silicio amorfo o el telururo de cadmio (CdTe), pueden presentar tasas mayores, especialmente durante los primeros años de operación (DIRK C. e R. KURTZ, 2012).

Esta degradación se puede ver acelerada por la existencia de factores ambientales, como ciclos térmicos extremos, los cuales causan fatiga mecánica en los materiales y fisuras en las células, aumentando la resistencia en serie del módulo. Otros de los factores considerados con mayor relevancia es el efecto del calor y la humedad prolongada, que favorecen la corrosión de las partes eléctricas, la delaminación del

encapsulante y la formación de caminos de fuga que derivan en pérdidas eléctricas internas (JUNQUEIRA, FERREIRA e VASCONCELLOS, 2024). En entornos tropicales o desérticos, donde la humedad y la temperatura son altamente elevadas pueden ocasionar un fenómeno adicional conocido como degradación inducida por potencial (PID). Este fenómeno produce una diferencia de potencia elevada entre las células y el marco del módulo, facilitando el movimiento de iones y la aparición de pérdidas eléctricas severas, que en algunos casos pueden superar el 30% de la potencia nominal (FONSECA, OLIVEIRA, *et al.*, 2022).

Estos efectos forman parte de un conjunto de procesos de degradación que incluyen tanto mecanismos homogéneos, asociados al envejecimiento térmico, eléctrico y ambiental, como defectos localizados, tales como microgrietas, celdas parciales o totalmente inactivas, puntos calientes (hotspots) y delaminación del encapsulante. A diferencia de la degradación global anual, estos defectos no se distribuyen de manera uniforme en el módulo y su severidad dependen de factores mecánicos, térmicos y ambientales específicos. Desde el punto de vista eléctrico, estos fenómenos generan incrementos variables en la resistencia en serie R_s , disminuyen la resistencia en derivación o paralela R_p , y pérdidas locales del área activa efectiva, afectando de forma heterogénea la potencia máxima (P_{max}) y la eficiencia global del sistema (OMAZIC, ORESKI, *et al.*, 2019).

Dado que la ocurrencia y magnitud de estos defectos presentan un comportamiento inherentemente aleatorio, su análisis requiere enfoques probabilísticos que permitan modelar escenarios múltiples y estimar la distribución del desempeño eléctrico residual (JORDAN e KURTZ, 2012).

Diversos estudios han demostrado que, aunque los fabricantes garantizan una vida útil superior a 25 años con al menos un 80% de la potencia inicial, en climas extremos las tasas reales de degradación pueden alcanzar hasta el 1,2% anual e incluso superar el 3% en algunas regiones tropicales (DIRK C. e R. KURTZ, 2012).

La degradación se refleja directamente en los parámetros eléctricos extraídos de las curvas I-V y P-V. El incremento de la resistencia en serie (R_s) reduce la

tensión en el punto de máxima potencia (V_{mp}) y disminuye el área útil de la curva P-V, provocando una reducción de la potencia máxima (P_{max}) (DOAA M., HASSAN, *et al.*, 2023). Por su parte, la disminución de la resistencia en derivación (R_p) ocasiona pérdidas de corriente útil y reduce la capacidad de generación del módulo, mientras que el aumento de la corriente de saturación inversa (I_o) inducido por la humedad o la degradación del encapsulante, disminuye progresivamente la tensión de circuito abierto (V_{oc}) y la potencia máxima (P_{max}) (ABDULWAHAB, ALKAHTANI, *et al.*, 2022).

Como resultado, las curvas P-V pierden su forma característica y el punto de máxima potencia se desplaza hacia menores valores de tensión y corriente, reduciendo significativamente el desempeño energético del módulo. Este comportamiento evidencia la estrecha relación entre los mecanismos de degradación y la pérdida progresiva de capacidad de generación eléctrica en los sistemas fotovoltaicos. Para mitigar estos efectos, es necesario realizar inspecciones visuales periódicas, análisis termográficos y mantenimientos adecuados y de esta forma la vida útil del panel se puede extender y mantener la productividad del sistema.

2.4. ECONOMÍA CIRCULAR: ESTRATEGIAS DE LAS 3R EN PANELES SOLARES

La economía circular se basa en tres principios fundamentales, definidos por organizaciones como la Fundación Ellen MacArthur, la Unión Europea y diversos estudios académicos. Los cuales son: 1. Eliminar residuos y contención desde el diseño. 2. Mantener productos y materiales en uso. 3. Regenerar los sistemas naturales. Estos principios orientan un modelo de producción y consumo enfocado en preservar el valor de los recursos, minimizar el desperdicio y mantener los materiales en uso el mayor tiempo posible. A diferencia del modelo económico lineal tradicional (Extraer – Producir - Usar - Desechar), la economía circular propone una lógica regenerativa y restaurativa. (MACARTHUR, 2022).

En el sector solar fotovoltaico, estos principios se materializan mediante las estrategias de las 3R: Reducir, Reutilizar y Reciclar. Alineadas tanto con el diseño como con los modelos de negocio circulares. Estas tres acciones permiten prolongar la vida útil de los productos consumidos, generando menos residuos y

reduciendo el consumo de energía, agua y emisiones de CO₂. Aplicado a los módulos fotovoltaicos se podría expresar de la siguiente manera (JAIN, 2023):

Reducir: implica minimizar o eliminar el uso de materiales valiosos como cobre, aluminio, plata o silicio en su fabricación, aplicando principios de ecodiseño, donde priorizan la eficiencia material desde la concepción del producto.

Reutilizar: consiste en re-incorporar paneles antiguos al mercado, mediante reparaciones, diagnóstico de fallas y adopción de nuevas tecnologías que extiendan su vida útil, evitando la extracción de nuevos recursos.

Reciclar: se refiere a recuperar materias primas al final de su vida útil (EoL), mediante procesos mecánicos, térmicos, químicos o combinaciones de estos. Aunque técnicamente, esta opción es menos favorable debido al alto esfuerzo y costos de implementación.

La aplicación práctica de los principios de la economía circular, en conjunto con las estrategias de las 3R (Reducir, Reutilizar y Reciclar), ofrece múltiples beneficios en el contexto de la gestión sostenible de los paneles solares fotovoltaicos, especialmente en relación con la mitigación de la contaminación y el cierre eficiente de su ciclo de vida. Esta integración permite no solo optimizar el uso de recursos y reducir impactos ambientales, sino también fortalecer la viabilidad técnica y económica del sector solar (JAIN, 2023).

Entre los principales beneficios se encuentra la reducción en la extracción de recursos naturales y de emisiones contaminantes, lo cual se logra mediante las estrategias de Reducir y Reciclar. Estas prácticas disminuyen la demanda de materias primas vírgenes —como silicio, aluminio y cobre—, así como las emisiones asociadas a su procesamiento y transporte, contribuyendo a una menor huella ambiental del sistema fotovoltaico (SAHAJWALLA e HOSSAIN, 2023).

Asimismo, la estrategia de Reutilizar paneles aún funcionales permite evitar el consumo de energía embebida (asociada a la producción de nuevos módulos) y reduce significativamente los costos de fabricación. Esta opción puede ser más rentable que el reemplazo total de los sistemas, especialmente cuando se aplican procesos de reacondicionamiento, diagnóstico y re-manufactura técnica (PIEDRAHITA, CÁRDENAS e ZAPATA, 2025).

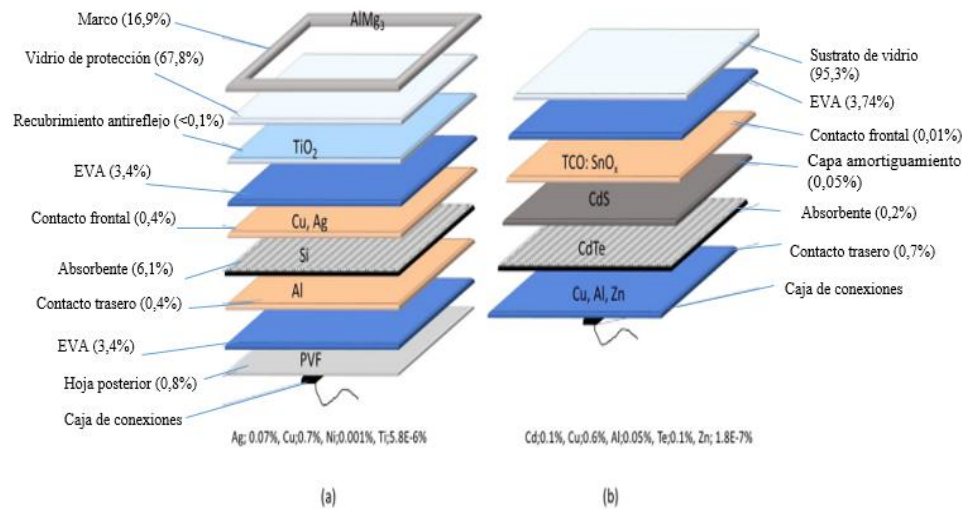
Por último, se promueve el desarrollo de modelos de negocio circulares, los cuales incorporan principios de modularidad, re-parabilidad y reciclabilidad en el diseño y comercialización de los módulos solares. Iniciativas como la reparación como servicio o la re-fabricación de componentes permiten la creación de nuevos ecosistemas económicos sostenibles, generando empleo verde y fomentando la innovación en toda la cadena de valor fotovoltaica.

2.5.RECICLAJE Y REUTILIZACIÓN DE PANELES SOLARES

Para comprender el potencial real del reciclaje y reutilización de paneles solares, es esencial conocer la composición y participación de las tecnologías más utilizadas en el mercado. Los módulos de silicio cristalino (c-Si) dominan el sector global, representando aproximadamente entre el 95-98% del mercado mundial. Las tecnologías de película delgada constituyen una fracción mucho menor del mercado (alrededor del 3–5 %), dentro de las cuales el telururo de cadmio (CdTe) representa la mayor participación, seguido por el silicio amorfo (a-Si) y otras tecnologías como el Cobre-indio-Galio-Selenio (CIGS). (MASSON, DE L'EPINE, *et al.*, 2025).

Los módulos de silicio cristalino (c-Si) están compuestos mayormente por vidrio (alrededor del 70% en peso), seguidos por aluminio en el marco, polímeros, silicio, cobre y pequeñas cantidades de plata y otros metales. Por su parte, los módulos de CdTe presentan una estructura más sencilla, con una delgada capa de CdTe depositada sobre el vidrio, lo que reduce el uso de materiales críticos, pero plantea mayores desafíos ambientales debido a la presencia de cadmio (MAANI, CELIK, *et al.*, 2020) Ver figura 7.

Figura 7. Composición de los módulos fotovoltaicos de c-Si (a) y CdTe (b)

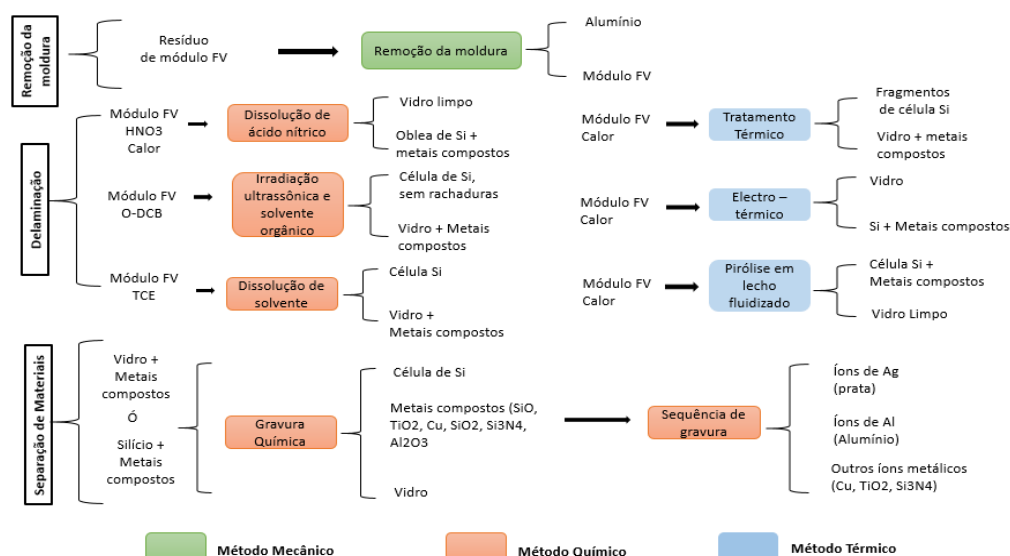


Fuente. (MAANI, CELIK, *et al.*, 2020).

Esta diferencia estructural tiene implicaciones directas para el reciclaje, debido a que, los módulos c-Si requieren procesos más complejos de separación de sus materiales mientras que los módulos CdTe, pese a su menor complejidad de recuperación, exigen un manejo más cuidadoso debido a su toxicidad potencial.

Según (MAANI, CELIK, *et al.*, 2020), los esfuerzos en el reciclaje se orientan a maximizar la pureza de cada componente mediante tres enfoques técnicos: mecánico, térmico y químico, aplicados en etapas de: (i) remoción de la estructura de aluminio, (ii) delaminación y (iii) separación de materiales. Estos procesos permiten recuperar más del 90 % del material en módulos de c-Si y hasta un 95 % en módulos de CdTe. No obstante, también presentan desventajas como generación de residuos peligrosos, baja velocidad operativa y elevados costos. Ver figura 8.

Figura 8. Procesos y técnicas de separación y obtención de materiales



Fuente. Adaptado de (MAANI, CELIK, *et al.*, 2020).

En términos ambientales, evidencias más recientes como la del programa IEA-PVPS (2023), muestran que el reciclaje de módulos fotovoltaicos es considerablemente menos impactante que su fabricación inicial. Específicamente, el reciclaje de módulos de silicio cristalino (c-Si) representa apenas el 1,1 % del impacto asociado a su producción, mientras que en módulos CdTe, el aporte al calentamiento global es hasta un 4,8 %. Estos datos no solo evidencian la baja huella ambiental del reciclaje en comparación con la producción primaria, sino que también refuerzan la necesidad de impulsar tecnologías de reciclaje avanzadas como una estrategia clave dentro de un enfoque de economía circular para la gestión del ciclo de vida de los módulos solares (STOLZ e FRISCHKNECHT, 2018).

En ese mismo sentido, realizaron una comparación entre la fabricación de módulos fotovoltaicos a partir de materias primas vírgenes y aquellos que incorporan materiales reciclados. Los resultados muestran que, mediante un proceso de reciclaje eficiente, es posible recuperar aproximadamente el 84 % de los materiales de un módulo de silicio cristalino (c-Si). No obstante, para producir 1.000 kg de nuevos módulos utilizando dichos materiales reciclados, aún se requieren cerca de 162 kg de materias primas adicionales, principalmente debido a la imposibilidad de reciclar ciertos componentes plásticos. Este hallazgo resalta tanto el potencial del reciclaje para reducir el uso de recursos naturales como sus desafíos técnicos actuales, subrayando la urgencia

de perfeccionar los procesos de recuperación para lograr una producción más sostenible y menos dependiente de recursos vírgenes (MULAZZANI, ELEFThERIADIS e LEVA, 2022).

Desde una perspectiva económica, la rentabilidad de los centros de reciclaje depende en gran medida del volumen de residuos tratados, la eficiencia de los procesos y la automatización de las líneas de recuperación. Investigaciones recientes demuestran que los modelos de negocio actuales, basados en plantas manuales o pilotos, tienden a ser económicamente desfavorables. Por ejemplo, un análisis de diferentes escenarios revela que el tratamiento de un módulo c-Si sin marco puede generar pérdidas de hasta -30 USD por unidad, mientras que solo las plantas automatizadas muestran márgenes positivos, alcanzando beneficios de hasta 3,4 USD por módulo (DENG, CHANG, *et al.*, 2019).

También, se ha identificado que la recolección de más de 19.000 toneladas anuales de residuos es un punto de inflexión para alcanzar economías de escala y lograr la rentabilidad de estos sistemas. Además, el método FRELP, analizado por (MARKERT, CELIK e APUL, 2020), propone un proceso de reciclaje industrial completo que permite recuperar materiales valiosos con un costo total de 12,43 USD/m². Al considerar los beneficios por la venta de materiales reciclados, este proceso puede generar ganancias de hasta 1,19 USD/m². Sin embargo, el transporte sigue representando el mayor costo individual —3,36 USD/m²— debido a las grandes distancias requeridas para llevar los residuos a las plantas de tratamiento.

Este panorama evidencia, que, si bien el reciclaje de módulos fotovoltaicos es ambientalmente favorable, aún enfrenta desafíos económicos relevantes que deben ser abordadas mediante estrategias integradas, tales como, el fortalecimiento de la logística inversa, la planificación estratégica de los centros de reciclaje, la inversión en tecnologías automatizadas y el desarrollo de cadenas de valor para los materiales recuperados. Solo ante esta combinación de acciones será posible construir un modelo de gestión verdaderamente circular y económicamente sostenible en el sector fotovoltaico.

Por su parte, la reutilización o uso de paneles de segunda mano es una estrategia aún en fase preliminar. La literatura disponible es escasa respecto a los procesos y mecanismos que permitan garantizar la reintegración de módulos al mercado tras su

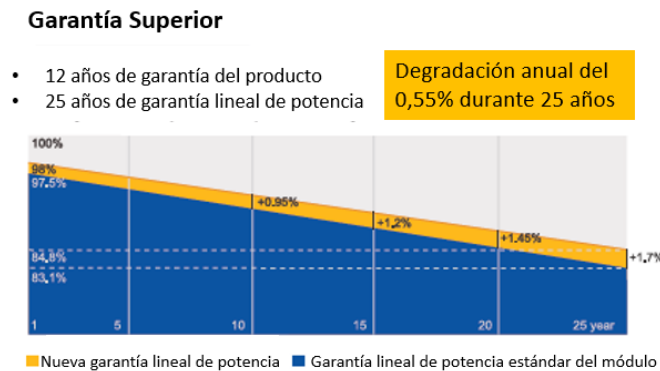
vida útil o su retiro anticipado. No obstante, la reutilización—mediante la reparación de componentes—sigue considerándose una oportunidad de negocio emergente; existe potencial de mercado secundario incluso si los módulos no operan a máxima eficiencia, por ejemplo, en aplicaciones domésticas, huertos solares o pequeños comercios (LABANDA, 2021).

Desde el punto de vista técnico, evaluar la reutilización requiere el análisis cuidadoso de parámetros eléctricos clave: corriente, voltaje, potencia pico y eficiencia de conversión, los cuales determinan la capacidad operativa del panel. Estos datos suelen hallarse en la ficha técnica del fabricante y se interpretan mediante curvas I-V y P-V bajo condiciones estándar de prueba (TSANAKAS, ORESKI, *et al.*, 2025).

Con el tiempo, estos parámetros se ven afectados por diversos procesos de degradación, donde los efectos térmicos son de especial relevancia. La exposición prolongada a altas temperaturas y los ciclos térmicos de calentamiento/enfriamiento pueden provocar daños eléctricos y mecánicos, reduciendo la eficiencia y la estabilidad del módulo durante su vida útil (MAHDI, LEAHY, *et al.*, 2024).

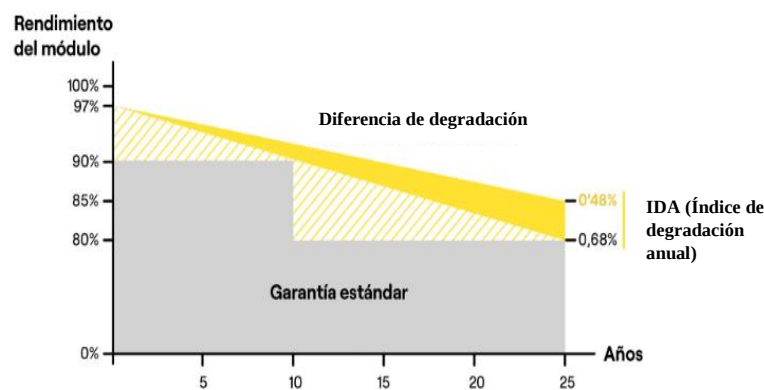
La mayoría de los fabricantes ofrecen una garantía de producto entre 10 y 12 años y una garantía de potencia de salida entre 25 y 30 años, asegurando al menos el 80 % de la potencia nominal una vez transcurrido ese periodo (Ver Figura 9). Sin embargo, la degradación de las celdas ocurre con el tiempo. La tasa anual de degradación puede oscilar entre el 0,5 % y el 0,8 %, dependiendo de la tecnología y las condiciones ambientales (Ver Figura 10). Aunque varía según el tipo de tecnología y el clima, es una referencia importante (HSIANG HSI e C. P. SHIEH, 2024).

Figura 9. Gráfico de garantía del producto por el fabricante



Fuente. (JA SOLAR, 2021) Data Sheet.

Figura 10. Gráfica: tasa de degradación del panel solar



Fuente. (SOTYSOLAR, 2025)

Si se aplican medidas adecuadas—como mantenimiento preventivo y correctivo, ajustes técnicos y limpieza periódica, la tasa de degradación anual puede reducirse, permitiendo que el módulo conserve hasta un 96 % de su potencia nominal inicial después de 20 años de uso, extendiendo así la vida útil del módulo hasta 35–40 años (CANO, 2020).

En síntesis, las investigaciones avanzan en torno al reciclaje y reutilización de paneles solares. Sin embargo, el nuevo desafío consiste en desarrollar mecanismos globales que aseguren: 1. Recuperación total de materiales con alta pureza para su retorno al mercado, 2. Minimización de impactos ambientales y sociales derivadas del reciclaje, 3. Rentabilidad del negocio. De esta forma, se aporta de forma holística a la economía circular, y la energía solar fotovoltaica podría consolidarse como realmente limpia y sostenible a lo largo del tiempo.

3. OBJETIVO

Desarrollar una metodología integral para la recirculación de módulos fotovoltaicos al final de su vida útil, aplicando principios de economía circular mediante un modelo computacional de prediagnóstico orientado al apoyo de decisiones sobre reutilización, reacondicionamiento y reciclaje.

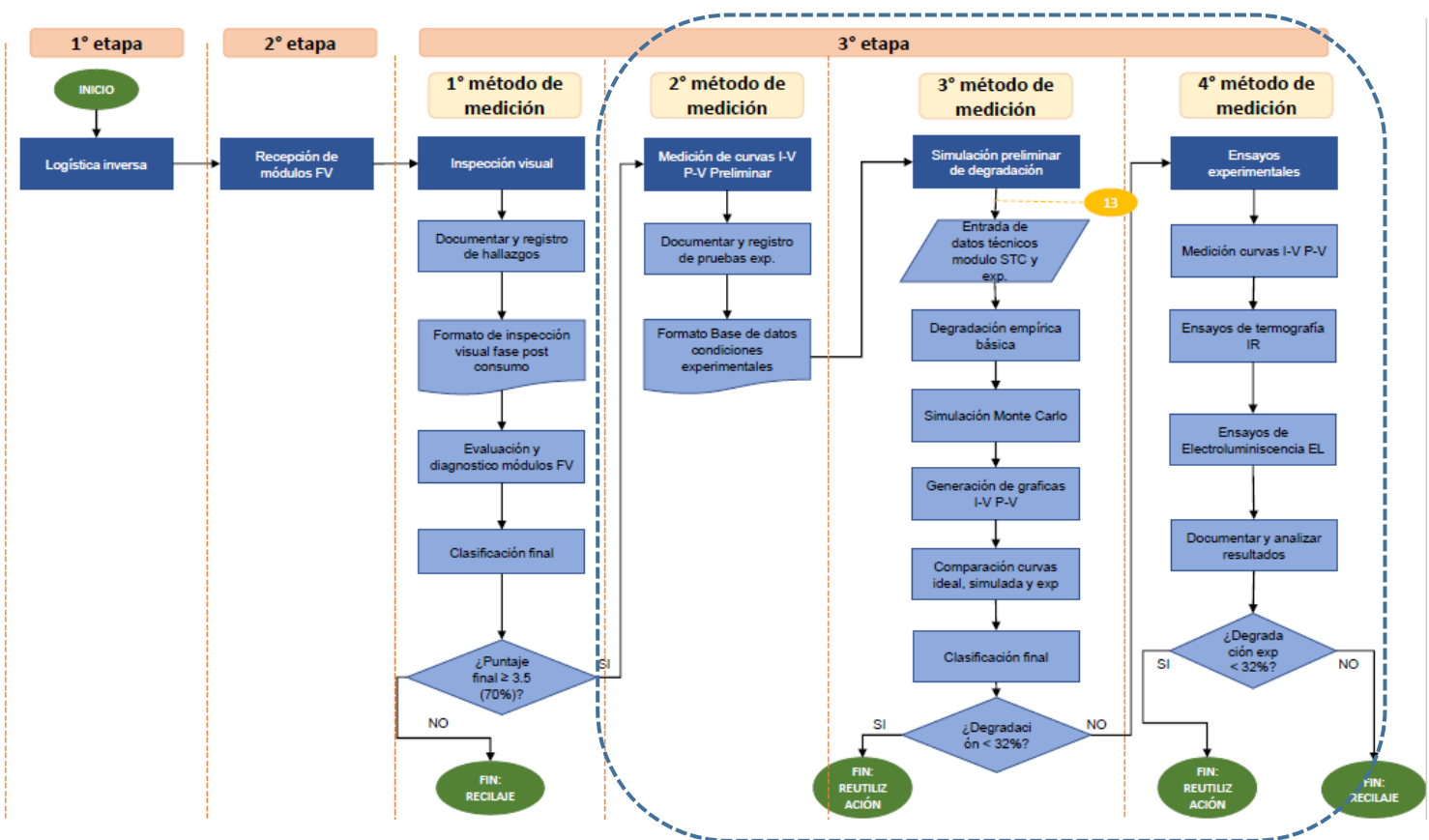
3.1.OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Diseñar un flujograma operativo que describa el proceso circular de recolección, diagnóstico y recirculación de módulos fotovoltaicos al final de su vida útil.
- Adaptar e implementar en lenguaje Python un modelo computacional basado en el modelo eléctrico de cinco parámetros para analizar la degradación determinista de módulos fotovoltaicos envejecidos en condiciones de fin de vida útil.
- Adaptar e implementar en lenguaje Python un modelo computacional basado en el modelo eléctrico de cinco parámetros, incorporando simulación probabilística de defectos físicos mediante el método de Monte Carlo, con el fin de analizar la degradación de módulos fotovoltaicos envejecidos y apoyar su clasificación técnica para reutilización o reciclaje en el marco de la economía circular
- Establecer criterios técnicos para determinar la viabilidad de recirculación de los módulos fotovoltaicos, a partir del análisis de indicadores eléctricos obtenidos mediante simulaciones deterministas y probabilísticas, validación de datos experimentales y herramientas de evaluación computacional.
- Aplicar la metodología propuesta en un caso de estudio real utilizando datos experimentales de módulos SOLAREX MSX-56, que operaron durante 22 años en las Islas Ratones, Florianópolis (Brasil), para comparar y validar, la funcionalidad y desempeño eléctrico de los módulos recuperados y determinar su viabilidad para reutilización o reciclaje.

4. METODOLOGÍA

La metodología propuesta se estructura como un marco secuencial de soporte a la decisión para la gestión de módulos fotovoltaicos (FV) al final de su vida útil (EoL, End-of-Life), tal como se ilustra en la Figura 11. Este enfoque integra diferentes etapas orientadas a la clasificación, evaluación y definición de rutas de recirculación, reutilización o reciclaje de los módulos (KÖNTGES, KURTZ, *et al.*, 2014); (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025)

Figura 11. Metodología de recirculación de módulos fotovoltaicos FV al final de su vida útil.



Fuente. Autoría propia.

Aunque el trabajo se inserta en un contexto amplio de economía circular y recirculación de módulos fotovoltaicos, la principal contribución científica de esta disertación se concentra en la etapa computacional del área punteada de color azul, la cual constituye el núcleo metodológico desarrollado en esta investigación.

Cabe resaltar que la Etapa 1 (logística inversa), la Etapa 2 (recepción y manejo preliminar) y el primer método de medición de la Etapa 3 (inspección visual y diagnóstico inicial) se incorporan como referencias metodológicas basadas en prácticas industriales consolidadas. Por lo tanto, estas etapas no son desarrolladas ni evaluadas en el presente estudio. Su inclusión permite establecer una visión integral del sistema y definir las condiciones iniciales necesarias para la gestión de los módulos fotovoltaicos a nivel industrial.

En particular, la implementación de la metodología propuesta en este trabajo inicia con el segundo método de medición de la Etapa 3 (Figura 11), correspondiente a la caracterización preliminar de las curvas corriente-voltaje (I-V) y potencia-voltaje (P-V) obtenidos a través del modelo eléctrico de cinco parámetros. El tercer método de medición consiste en la simulación computacional de degradación, donde se implementa el modelo eléctrico, mencionado anteriormente, junto con un esquema determinístico de envejecimiento y finalmente un enfoque estocástico basado en el método de Monte Carlo, permitiendo representar la evolución del desempeño eléctrico bajo distintos mecanismos de degradación y condiciones de incertidumbre, respectivamente.

El análisis de comparación y validación se complementa mediante un caso de estudio basado en módulos SOLAREX MSX-56 con 22 años de operación en Florianópolis, Brasil. Este caso permite la parametrización del modelo, la evaluación de escenarios de degradación y la cuantificación del impacto de fallas físicas sobre el comportamiento eléctrico del sistema.

En este contexto, el núcleo del procedimiento metodológico se centra en el análisis computacional, mientras que la validación experimental se estructura como una fase complementaria y selectiva posterior al análisis de simulación. En particular, el cuarto método de medición corresponde a una etapa de verificación post-simulación, aplicada únicamente a aquellos módulos que, tras la simulación preliminar de degradación (tercer método de medición), no cumplen con el umbral de desempeño aceptable ($\leq 32\%$). Estos módulos son sometidos a ensayos experimentales adicionales con el objetivo de validar los resultados del modelo y caracterizar con mayor precisión la

naturaleza de las fallas detectadas. Esta validación se realiza mediante técnicas no destructivas, incluyendo medición de curvas I–V, termografía infrarroja (IR) y electroluminiscencia (EL), las cuales permiten corroborar la consistencia del diagnóstico simulado y evaluar la integridad eléctrica y estructural del módulo.

Los resultados obtenidos en esta etapa permiten refinar la clasificación final, determinando la viabilidad de reutilización en aplicaciones de segunda vida o la necesidad de reciclaje en casos de degradación irreversible. Este enfoque jerárquico optimiza el uso de recursos experimentales al priorizar la simulación computacional como herramienta de filtrado inicial, reservando los ensayos físicos para casos críticos, lo que mejora la eficiencia, trazabilidad y escalabilidad del sistema de decisión dentro del marco de la economía circular.

4.1. ESTRUCTURA METODOLÓGICA PROPUESTA PARA EL PRESENTE TRABAJO

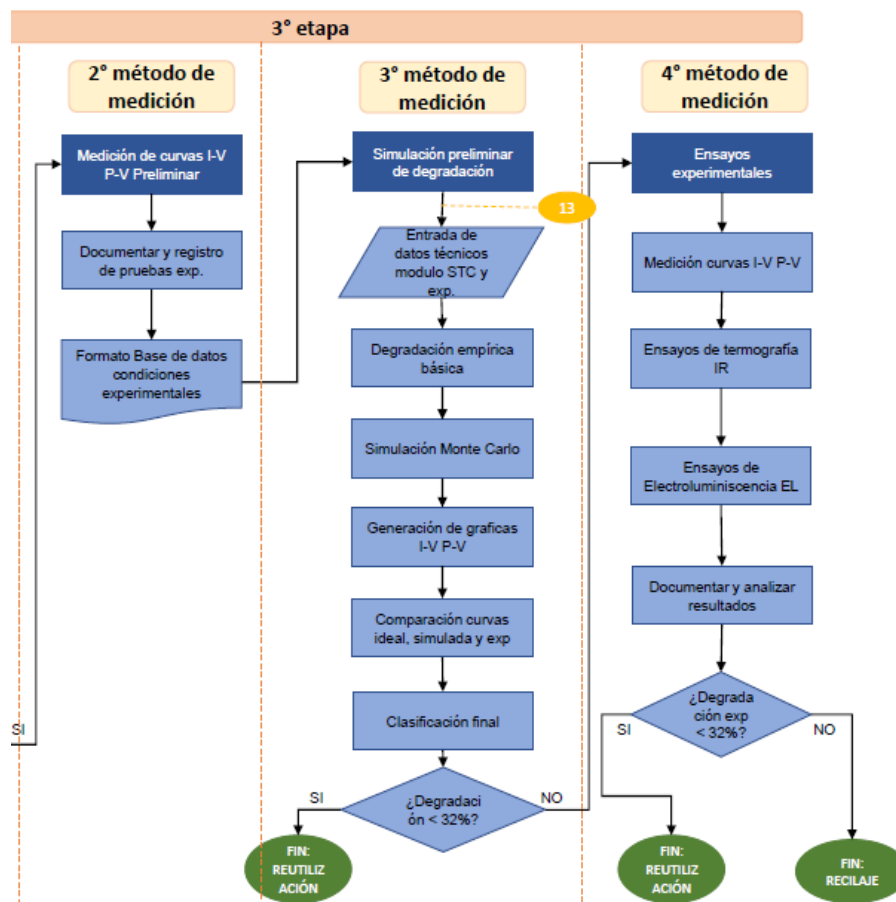
A nivel industrial, en este estudio se propone un sistema que considera una cadena operativa inicial compuesta por la logística inversa y la recepción de módulos en centros de acopio. Estas etapas incluyen el transporte, almacenamiento y manejo preliminar bajo condiciones controladas, asegurando la integridad física de los módulos y la trazabilidad del proceso. Adicionalmente, se incorpora una fase inspección visual inicial como primer filtro de evaluación de la Etapa 3, basada en la identificación de fallas estructurales y eléctricas en componentes críticos del módulo, tales como vidrio frontal, células fotovoltaicas, metalización, marco, backsheet, caja de conexiones y cables.

La inspección visual se estructura mediante un sistema de evaluación ponderado que asigna puntuaciones discretas entre 0 y 5 a cada componente, en función del grado de degradación observado y su influencia relativa sobre el desempeño global del módulo. La agregación ponderada de estas calificaciones permite obtener un indicador global de condición, normalizado en un rango de 0 a 5, el cual se utiliza como criterio preliminar de decisión dentro del flujo metodológico.

De acuerdo con el esquema de clasificación establecido, los módulos que alcanzan un puntaje global ≥ 3.5 (equivalente al 70% de condición funcional) se

consideran aptos para continuar hacia la siguiente etapa del proceso, correspondiente a la caracterización eléctrica mediante curvas I–V y P–V. En contraste, aquellos módulos con puntajes < 3.5 ($< 70\%$) presentan un nivel de degradación estructural significativo, por lo que son derivados directamente a procesos de reciclaje debido a su baja probabilidad de recuperación funcional o reutilización. A partir de este punto, los módulos seleccionados ingresan al segundo método de medición de la Etapa 3 del marco metodológico, la cual constituye el núcleo del análisis técnico del sistema propuesto. La Figura 12, en la sección delimitada, resume el flujo operativo completo del marco propuesto, el cual se estructura como un proceso secuencial de evaluación basado en filtrado progresivo, caracterización eléctrica y modelado del comportamiento degradado.

Figura 12. Metodología de recirculación de módulos fotovoltaicos FV al final de su vida útil – Sección delimitada de análisis



Fuente. Autoría propia.

4.1.1. Segundo Método de medición: Curvas I-V y P-V Preliminares

El segundo método de evaluación contemplado dentro del flujograma metodológico corresponde a la medición y reconstrucción computacional preliminar de curvas corriente–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V), herramientas fundamentales para determinar el estado operativo, el desempeño eléctrico y el nivel de degradación de módulos fotovoltaicos sometidos a largos periodos de funcionamiento.

Las curvas I–V describen la relación entre la corriente generada por el módulo fotovoltaico y el voltaje terminal bajo determinadas condiciones de irradiancia y temperatura, mientras que las curvas P–V representan la variación de la potencia eléctrica en función del voltaje de operación. A partir de estas curvas es posible identificar parámetros eléctricos críticos asociados al comportamiento energético del módulo, tales como: : 1. Corriente de cortocircuito (I_{sc}), 2. Voltaje de circuito abierto (V_{oc}), 3 y 4. Corriente y Voltaje en el punto máxima de potencia (I_{mp} , V_{mp}), 5. Potencia Máxima (P_{max}), 6 Resistencia serie y paralelo (R_s), (R_p),

Siguiendo la secuencia establecida en el flujograma metodológico, la primera fase de este procedimiento consiste en la adquisición experimental de parámetros eléctricos preliminares bajo condiciones reales de operación, considerando irradiancia natural y temperatura ambiente del módulo. Estos parámetros constituyen la base de entrada del modelo computacional desarrollado en Python y permiten representar cuantitativamente el estado eléctrico de módulos fotovoltaicos post-consumo (OLAYIWOLA, HYUN e CHOI, 2024).

Para la adquisición experimental de datos se emplean equipos especializados como el PVPM1500X de PV Engineering, un trazador portátil de curvas I–V/P–V diseñado para mediciones en campo, con capacidad de operación hasta 1500 V y 20 A DC. El sistema incorpora sensores de irradiancia y temperatura, permitiendo registrar simultáneamente las condiciones ambientales presentes durante la medición. Adicionalmente, el equipo permite estimar automáticamente parámetros eléctricos internos del módulo, como resistencia serie (R_s) y resistencia paralela (R_p), así como almacenar la información para su posterior procesamiento computacional (PV ENGINEERING, 2024). Los resultados obtenidos son organizados en una base de datos

experimentales denominada “Formato Base de Datos de Condiciones Experimentales”, estructurada con las variables siguientes:

Tabla 1. Formato Base de datos condiciones experimentales

Gexp	Texp	Voc_exp	Isc_exp	Vmp_exp	Imp_exp	Rs_exp	Rp_exp	Pmax_exp

- Gexp: Irradiancia incidente sobre el módulo (W/m^2)
- Texp: Temperatura del módulo (K)
- Voc_exp: Voltaje de circuito abierto medido (V)
- Isc_exp: Corriente de cortocircuito medida (A)
- Vmp_exp: Voltaje en el punto de máxima potencia (V)
- Imp_exp: Corriente en el punto de máxima potencia (A)
- Rs_exp: Resistencia serie estimada (Ω)
- Rp_exp: Resistencia paralelo estimada (Ω)
- Pmax_exp: Potencia máxima generada (W)

Fuente. Autoría propia

4.1.2. Tercer Método de medición: Simulación computacional en Python

El tercer método de medición consiste en el desarrollo e implementación de un modelo de simulación computacional en el lenguaje de programación Python, cuyo propósito es reproducir el comportamiento eléctrico de módulos fotovoltaicos bajo tres estados diferenciados: (i) condición ideal bajo Parámetro Estándar de Ensayo (STC), (ii) condición experimental basada en datos reales de operación en campo y (iii) condición degradada generada mediante escenarios de simulación controlados.

Este enfoque integra, en una única plataforma analítica, la información técnica suministrada por el fabricante, los datos experimentales obtenidos en campo y modelos de degradación tanto deterministas como probabilísticos. De esta manera, se posibilita una evaluación cuantitativa, comparativa y predictiva del desempeño eléctrico del módulo a lo largo de su vida útil, estableciendo un puente metodológico entre la caracterización experimental y la modelación computacional.

El núcleo del código de simulación se basa en el modelo de un diodo con dos resistencias (R_s y R_p), presentado en la ecuación (5). Para su implementación computacional en Python, se utilizó una formulación equivalente expresada en términos de la tensión térmica del diodo:

$$V_t = \frac{KT}{q} \quad (6)$$

Esta representación permite simplificar la resolución numérica de la ecuación implícita del modelo y facilita su implementación en el entorno de programación (PELOZATO, 2023). La ecuación utilizada en la simulación se expresa como:

$$I = I_{ph} - I_o \left(e^{\frac{V+IR_s}{nV_t}} - 1 \right) - \frac{V+IR_s}{R_p} \quad (7)$$

En esta formulación, se adopta la notación comúnmente utilizada en modelado fotovoltaico, donde la corriente fotogenerada se denota como I_{ph} , la corriente de saturación inversa del diodo como I_o y el factor de idealidad como n . Estas variables son equivalentes a I_{PV} , I_s , y a respectivamente, definidos en el marco teórico.

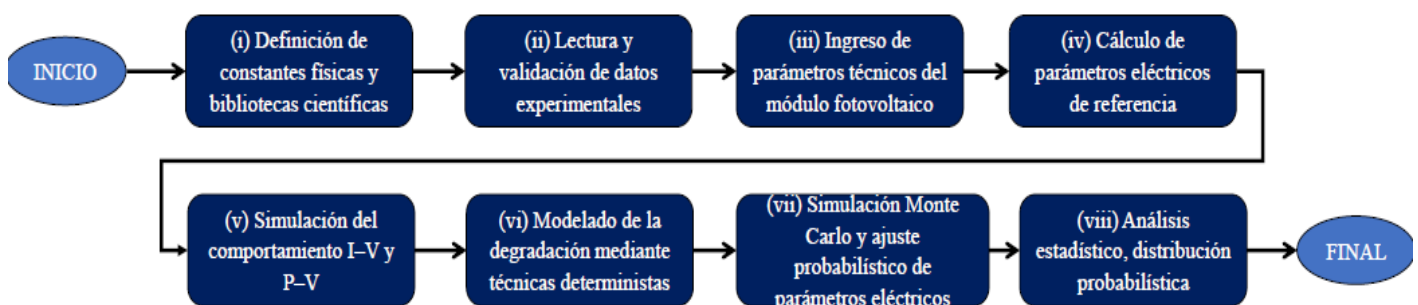
Para la implementación del modelo, el factor de idealidad del diodo se fija en $n = 1$, con el objetivo de simplificar la solución numérica del modelo y reducir la incertidumbre asociada a la estimación de parámetros, manteniendo una representación consistente del comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico.

A partir de esta formulación se obtienen curvas de corriente–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V), las cuales constituyen la base para el análisis comparativo entre condiciones ideales, experimentales y degradadas. Sobre estos cálculos se incorporan mecanismos de degradación: el primero de forma determinista, mediante la degradación temporal, y luego de manera probabilística, a través de simulaciones Monte Carlo que modelan la ocurrencia de defectos físicos en el módulo. De esta manera, el modelo de un diodo con dos resistencias no solo constituye la base del cálculo eléctrico, sino que también sirve como plataforma sobre la cual se cuantifican los cambios en el desempeño del módulo debido al envejecimiento y defectos físicos aplicados. Esta integración permite analizar la sensibilidad del sistema ante variaciones paramétricas y evalúa escenarios prospectivos de degradación (DHIMISH e HU, 2022) (FANG,

COLVIN, *et al.*, 2024).

La estructura conceptual del código implementado se organiza de manera modular y secuencial, permitiendo integrar datos experimentales, parámetros eléctricos de referencia, modelos físicos y técnicas probabilísticas dentro de un flujo computacional coherente (Figura 13).

Figura 13. Estructura conceptual del diagrama de flujo del modelo de simulación (Python).



Fuente: Autoría propia

El flujograma general del código puede dividirse en ocho bloques principales: (i) Definición de constantes físicas y bibliotecas científicas, (ii) Lectura y validación de datos experimentales, (iii) Ingreso de parámetros técnicos del módulo fotovoltaico, (iv) Cálculo de parámetros eléctricos de referencia, (v), simulación del comportamiento I-V y P-V, (vi) Modelado de la degradación mediante técnicas deterministas, (vii) Simulación Monte Carlo y ajuste probabilístico de parámetros eléctricos y (viii) Análisis estadístico, distribución probabilística de degradación y clasificación técnica de módulos fotovoltaicos. Esta arquitectura modular facilita la trazabilidad de los cálculos, la replicabilidad del modelo y la incorporación futura de mejoras metodológicas o nuevos mecanismos de degradación.

En conjunto, el enfoque desarrollado permite analizar, visualizar y predecir el comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico bajo condiciones realistas de degradación y defectos físicos, funcionando como herramienta complementaria a las pruebas experimentales. De esta manera, el modelo de simulación no solo representa el

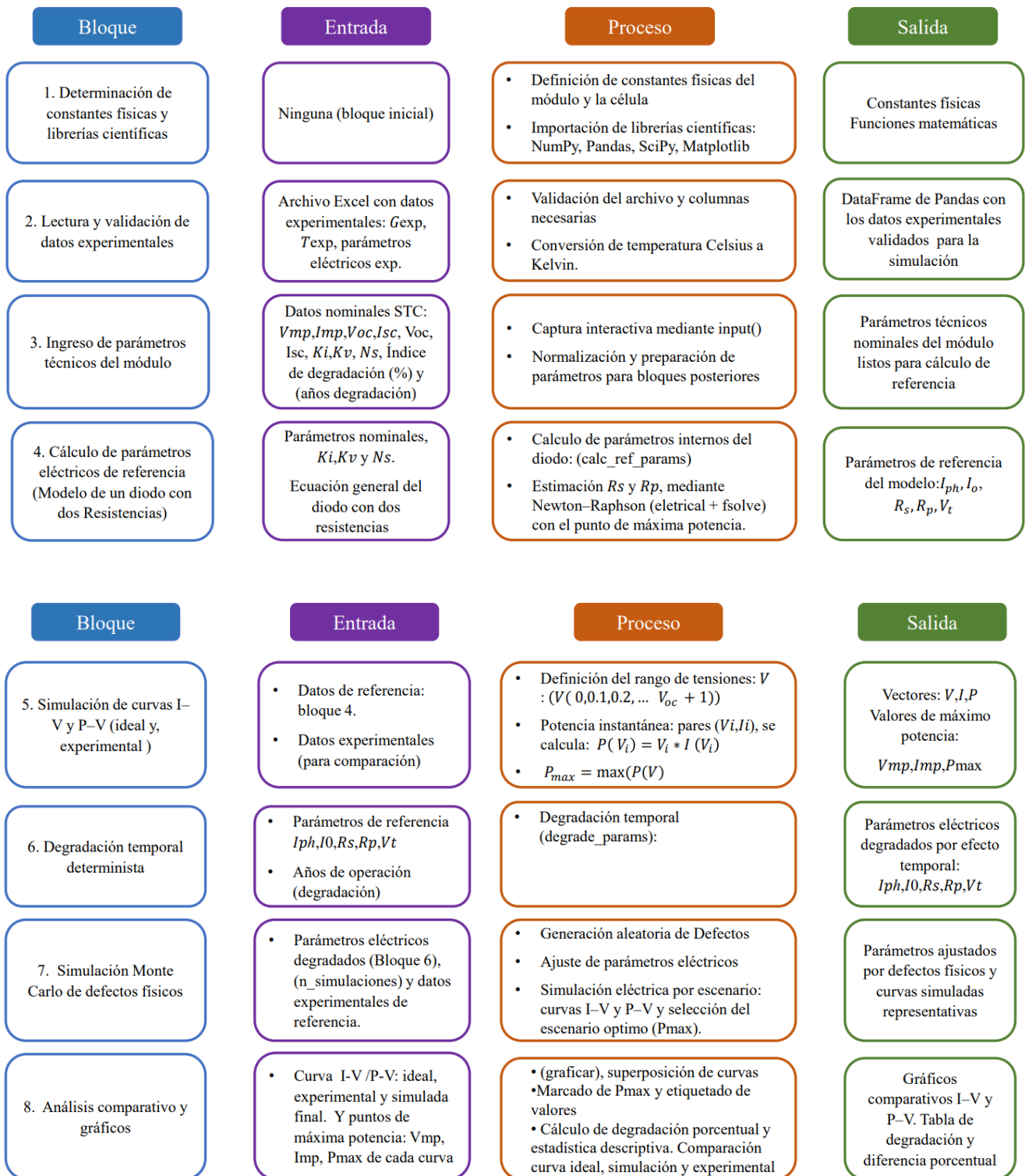
deterioro potencial del dispositivo, sino que también actúa como herramienta de prediagnóstico técnico orientada a procesos de reutilización y reciclaje dentro de estrategias de economía circular.

Asimismo, la simulación posibilita la identificación de reducciones progresivas en la potencia máxima P_{max} y en la eficiencia eléctrica del módulo, proporcionando criterios cuantitativos para evaluar su viabilidad en esquemas de segunda vida útil o su derivación hacia procesos de reciclaje. En este sentido, el enfoque permite caracterizar la variabilidad del desempeño eléctrico bajo diferentes escenarios de operación, generando una base analítica para la evaluación estadística del comportamiento de sistemas fotovoltaicos.

Sobre esta base conceptual, resulta pertinente profundizar en la explicación técnica de la implementación del código de simulación, enfatizando la correlación directa entre las funciones desarrolladas en Python, la metodología numérica adoptada y los fundamentos físicos que sustentan el modelo computacional.

El flujograma técnico (Figura 14) detalla, bloque por bloque, las entradas (datos que recibe el bloque), procesos (funciones y fórmulas implementadas) y salidas (resultados calculados) de cada etapa del algoritmo. Esta representación evidencia como las funciones programadas ejecutan los cálculos físicos asociados al modelo del diodo, como se integran los mecanismos de degradación y cómo se generan comparaciones sistemáticas entre curvas I-V y P-V en diferentes escenarios. De este modo. Se establece una transición clara entre la conceptualización teórica del modelo, su formulación matemática y su implementación computacional, demostrando la coherencia entre la física del dispositivo, la modelación numérica y la evaluación del desempeño eléctrico en escenarios de degradación en módulos fotovoltaicos.

Figura 14. Flujograma técnico del modelo computacional (nivel implementación)



Fuente: Autoría propia.

Bloque 1: Determinar constantes físicas y librerías científicas:

El primer bloque del código corresponde a la definición de las constantes físicas fundamentales, parámetros normalizados de referencia y librerías científicas necesarias para la implementación computacional del modelo fotovoltaico. Este bloque constituye la base físico-matemática del algoritmo, ya que establece las condiciones termodinámicas, eléctricas y computacionales requeridas para la simulación del comportamiento de módulos fotovoltaicos degradados mediante el modelo equivalente de un diodo con resistencias serie y paralelo.

Desde el punto de vista físico, el modelo implementado se fundamenta en la representación eléctrica clásica de una celda fotovoltaica de silicio cristalino, donde la corriente de salida del módulo depende directamente de fenómenos termoeléctricos asociados al transporte de cargas en la unión semiconductor–diodo. En consecuencia, el algoritmo requiere la definición explícita de constantes universales que intervienen en el cálculo de variables eléctricas críticas, particularmente la tensión térmica del diodo y la corriente de saturación inversa (CLIFFORD W, 2015). Las constantes físicas incorporadas en el modelo se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Constantes físicas y parámetros de referencia

Parámetro	Valor utilizado	Justificación
K	$8.6173 \times 10^{-5} \text{ eV/K}$	Valor estándar de la constante de Boltzmann expresado en electronvoltios
q	$1.602 \times 10^{-19} \text{ C}$	Carga elemental del electrón
E_g	1.121 eV	Energía de banda prohibida típica del silicio cristalino
G_{ref}	$1000 \frac{\text{W}}{\text{m}^2}$	Irradiancia bajo condiciones estándar de prueba STC (IEC 61215)
T_{ref}	298.15 K	Temperatura de referencia STC (25°C)

Fuente: Adaptado por (IEC 61215-1-1, 2021); (DUFFIE e BECKMAN, 2013)

Estas constantes permiten garantizar la coherencia física y termodinámica del modelo, dado que intervienen directamente en la formulación de la ecuación del diodo fotovoltaico. En particular, la constante de Boltzmann (K), la carga elemental del electrón (q) y la temperatura absoluta del módulo determinan el comportamiento de la tensión térmica del diodo (DUFFIE e BECKMAN, 2025)

La tensión térmica constituye uno de los parámetros más sensibles del modelo, debido a que controla exponencialmente la respuesta eléctrica del diodo y, por tanto, la forma de las curvas corriente-tensión ($I-V$) y potencia-tensión ($P-V$) reconstruidas computacionalmente. De igual manera, la energía de banda prohibida del silicio (E_g) participa en la estimación de la corriente de saturación del diodo, parámetro asociado a mecanismos internos de recombinación electrónica y pérdidas térmicas presentes en el semiconductor.

Desde el punto de vista metodológico, la utilización de parámetros normalizados bajo (STC), correspondientes a una irradiancia de 1000 W/m^2 y una temperatura de 25°C , permite establecer una condición de referencia común para la inicialización del modelo eléctrico (IEC 61215-1-1, 2021). Esta normalización garantiza la comparabilidad entre: (i) especificaciones técnicas del fabricante, (ii) resultados experimentales, (iii) reconstrucciones computacionales, (iv) simulaciones de degradación. Asimismo, facilita la validación del modelo frente a datos reales obtenidos durante la caracterización experimental de los módulos fotovoltaicos post-consumo (DUFFIE e BECKMAN, 2013).

Desde la perspectiva lógica del algoritmo, este bloque cumple una función estructural crítica, ya que todos los cálculos posteriores dependen directamente de estas constantes de referencia. En consecuencia, la correcta definición de estas variables garantiza estabilidad numérica, coherencia dimensional y reproducibilidad científica en las etapas posteriores de simulación determinista y probabilística.

Por motivos de coherencia física y simplificación computacional, el modelo fue diseñado específicamente para módulos fotovoltaicos de silicio cristalino, tanto monocristalinos como policristalinos. Esta decisión metodológica responde a que dichas tecnologías representan actualmente la mayor proporción de módulos instalados y

retirados de servicio a nivel mundial, además de presentar un comportamiento eléctrico adecuadamente representable mediante el modelo de un diodo simple (ERASO, ERAZO e ESCOBAR, 2019).

En consecuencia, el modelo no resulta directamente aplicable a tecnologías fotovoltaicas con mecanismos eléctricos diferentes, tales como: silicio amorfo, telururo de cadmio (CdTe), CIGS, perovskitas, módulos bifaciales avanzados. La extensión del modelo hacia estas tecnologías requeriría modificaciones específicas en: energía de banda prohibida, coeficientes térmicos, mecanismos de recombinación, tasas de degradación, estructura matemática del circuito equivalente. En algunos casos, sería necesaria la implementación de modelos más complejos, como el modelo fotovoltaico de doble diodo (PHILLIP, HUANG, *et al.*, 2026).

Finalmente, este bloque incorpora la importación de librerías científicas especializadas del ecosistema Python, las cuales constituyen el soporte computacional del modelo desarrollado. Las principales librerías utilizadas fueron (Tabla 3) (PYPI, 2016):

Tabla 3. Principales Librerías de Python utilizadas.

Librería	Función dentro del modelo
<i>NumPy</i>	Operaciones matriciales y cálculo numérico eficiente
<i>Pandas</i>	Lectura y manipulación de datos experimentales
<i>SciPy</i>	Resolución numérica de ecuaciones no lineales
<i>Matplotlib</i>	Generación de curvas I-V, P-V e histogramas

Fuente: Autoría propia

Particularmente, la biblioteca SciPy desempeña un papel fundamental en la resolución iterativa de la ecuación no lineal del modelo fotovoltaico mediante el algoritmo fsolve, permitiendo calcular numéricamente la corriente eléctrica para cada

punto de tensión analizado. En conjunto, este primer bloque establece la infraestructura física, matemática y computacional necesaria para las etapas posteriores del modelo, incluyendo reconstrucción experimental de curvas eléctricas, simulación de degradación determinista y estocástica (VIRTANEN, GOMMERS, *et al.*, 2020).

Bloque 2: Lectura y validación de datos experimentales:

El segundo bloque del modelo computacional corresponde al proceso de adquisición, estructuración y validación de datos experimentales provenientes de mediciones eléctricas realizadas sobre módulos fotovoltaicos degradados. Este bloque constituye el vínculo directo entre la caracterización experimental del sistema fotovoltaico y la representación matemática implementada en el modelo computacional, permitiendo incorporar condiciones reales de operación dentro del proceso de simulación.

Desde el punto de vista metodológico, esta etapa resulta fundamental debido a que el modelo de simulación requiere parámetros experimentales consistentes y físicamente coherentes para reconstruir adecuadamente el comportamiento eléctrico degradado de los módulos fotovoltaicos evaluados. En consecuencia, este bloque no se limita únicamente a la lectura de datos, sino que implementa mecanismos de control estructural, validación dimensional y normalización física orientados a garantizar la integridad científica de las simulaciones posteriores.

La implementación computacional de esta etapa fue realizada mediante la función: `leer_datos_experimentales_desde_excel ()`, la cual permite importar automáticamente los registros experimentales almacenados en archivos Excel utilizando la biblioteca Pandas. El procedimiento inicia verificando la existencia física del archivo experimental mediante la instrucción: `os.path.exists ()`. Este mecanismo permite detectar rutas inválidas o ausencia del archivo de datos antes de iniciar el procesamiento numérico, evitando errores de ejecución y garantizando la trazabilidad computacional del modelo.

Posteriormente, los registros experimentales son cargados mediante: `pandas.read_excel ()`, permitiendo almacenar la información experimental en una estructura tipo DataFrame, la cual facilita el procesamiento matricial de múltiples registros eléctricos correspondientes a diferentes condiciones de operación y estados de

degradación. Desde el punto de vista lógico, el uso de estructuras DataFrame permite organizar los datos en formato bidimensional (filas y columnas), optimizando la manipulación simultánea de variables eléctricas, ambientales y parámetros degradativos utilizados posteriormente en las simulaciones I–V y P–V.

Mecanismos de validación implementados:

Con el objetivo de garantizar consistencia física y confiabilidad numérica, el bloque incorpora mecanismos automáticos de validación estructural y dimensional.

- **Verificación de integridad de variables**

El algoritmo comprueba la presencia de todas las variables requeridas para la ejecución del modelo fotovoltaico. La ausencia de cualquiera de estas columnas genera automáticamente una excepción computacional y detiene el proceso de simulación. Este procedimiento evita la ejecución de cálculos con información incompleta, reduciendo riesgos de inconsistencias numéricas y resultados físicamente inválidos. Las variables requeridas corresponden a parámetros eléctricos fundamentales del comportamiento fotovoltaico, directamente relacionados con la ecuación del modelo equivalente de un diodo.

- **Variables experimentales requeridas:**

Para garantizar la correcta ejecución del modelo, el sistema exige la presencia de las siguientes variables:

Tabla 4. Variables experimentales utilizadas en el modelo computacional

Variable	Descripción técnica	Unidad
G_{exp}	Irradiancia experimental	$\frac{W}{m^2}$
T_{exp}	Temperatura del módulo	$^{\circ}C$
$V_{oc_{exp}}$	Tensión en circuito abierto	V
$I_{sc_{exp}}$	Corriente de cortocircuito	A
$V_{mp_{exp}}$	Tensión en máxima potencia	V
$I_{mp_{exp}}$	Corriente en máxima potencia	A
$R_{s_{exp}}$	Resistencia serie estimada	Ω
$R_{p_{exp}}$	Resistencia paralela estimada	Ω
$P_{max_{exp}}$	Potencia máxima medida	W

Fuente: Autoría propia

Cada una de estas variables representa un fenómeno físico específico asociado al desempeño eléctrico del módulo fotovoltaico. La irradiancia experimental (G_{exp}) controla la generación fotocorriente del dispositivo, mientras que la temperatura del módulo (T_{exp}) influye directamente sobre la tensión térmica del diodo y los mecanismos internos de recombinación electrónica. Asimismo, los parámetros eléctricos característicos de la curva I–V cumplen funciones fundamentales dentro del proceso de reconstrucción computacional: (i) V_{oc} representa el comportamiento eléctrico del diodo bajo circuito abierto, (ii) I_{sc} se encuentra asociado a la corriente fotogenerada del módulo, (iii) V_{mp} e I_{mp} definen el punto de máxima transferencia de potencia, (iv) R_s modela pérdidas resistivas internas por conducción, (v) R_p representa pérdidas por corrientes de fuga y defectos internos.

En conjunto, estas variables permiten reconstruir computacionalmente el estado eléctrico degradado del módulo fotovoltaico y sirven como referencia experimental para el ajuste posterior de parámetros simulados.

- **Homogeneización y consistencia física de unidades**

Con el objetivo de garantizar compatibilidad dimensional con las ecuaciones físicas implementadas en el modelo, el algoritmo realiza automáticamente la conversión de temperatura desde grados Celsius hacia Kelvin. Este procedimiento resulta indispensable debido a que las ecuaciones termoeléctricas del modelo fotovoltaico requieren temperatura absoluta para el cálculo correcto de variables como la tensión térmica del diodo y la corriente de saturación inversa.

La utilización de unidades inconsistentes produciría desviaciones significativas en la respuesta exponencial del modelo eléctrico y comprometería la estabilidad numérica de las simulaciones.

- **Resultado computacional del bloque**

El resultado final de esta etapa corresponde a una base de datos experimental validada y estructurada computacionalmente en formato DataFrame, lista

para ser utilizada en las etapas posteriores de: Reconstrucción de curvas I-V y P-V, Simulación determinista de degradación, Integración de defectos físicos, Simulación probabilística Monte Carlo, y Validación experimental del modelo.

Desde la perspectiva metodológica, este bloque constituye un componente estructural crítico dentro del flujo computacional desarrollado, debido a que establece la conexión entre la realidad física observada experimentalmente y la representación matemática implementada en Python.

En consecuencia, la calidad, integridad y coherencia física de los datos procesados en esta etapa determinan directamente la confiabilidad de las simulaciones de degradación y de los procesos posteriores de clasificación orientados a reutilización, recirculación y reciclaje de módulos fotovoltaicos dentro del marco de economía circular propuesto.

Bloque 3: Ingreso de parámetros técnicos del módulo fotovoltaico:

El tercer bloque del modelo computacional corresponde al ingreso de los parámetros eléctricos nominales del módulo fotovoltaico bajo (STC). Esta etapa permite configurar el modelo de acuerdo con las especificaciones técnicas del fabricante y constituye la base para el cálculo posterior de los parámetros eléctricos internos del modelo de un diodo.

La implementación se realiza mediante la función: `input_pv_data()`. La cual solicita al usuario el ingreso manual de los parámetros eléctricos fundamentales del módulo fotovoltaico. Este diseño permite adaptar el modelo a diferentes tecnologías de silicio cristalino y evita su dependencia de un único fabricante o configuración específica. Los parámetros requeridos se presentan en la Tabla 5.

Tabla 5. Parámetros técnicos requeridos por el modelo

Variable	Descripción técnica	Unidad
V_{mp}	Tensión en el punto de máxima potencia	V
I_{mp}	Corriente en el punto de máxima potencia	A
V_{oc}	Tensión en circuito abierto	V
I_{sc}	Corriente de cortocircuito	A
N_s	Número de celdas en serie	unid
deg_{tec}	Índice de degradación tecnológica	$\frac{\%}{año}$
$years$	Años de operación	$años$

Fuente: Autoría propia

Desde el punto de vista físico, estos parámetros representan el comportamiento eléctrico nominal del módulo bajo condiciones ideales de operación y constituyen la base para el cálculo de las variables internas del modelo equivalente de un diodo.

Desde la perspectiva lógica del algoritmo, las variables deg_{tec} e $years$ introducen la dimensión temporal dentro del modelo, permitiendo posteriormente simular procesos acumulativos de degradación eléctrica asociados al envejecimiento operativo del módulo fotovoltaico. Los parámetros ingresados en este bloque alimentan directamente las funciones de cálculo de: corriente fotogenerada (I_{ph}), tensión térmica (V_t), corriente de saturación del diodo (I_o), resistencia serie (R_s), resistencia en paralelo (R_p).

En consecuencia, este bloque establece la configuración eléctrica inicial del modelo fotovoltaico y define la condición ideal de referencia utilizada posteriormente en las etapas de reconstrucción experimental, simulación determinista de degradación y simulación probabilística mediante Monte Carlo. Metodológicamente, esta etapa garantiza coherencia entre las especificaciones técnicas del fabricante y la representación matemática implementada en el entorno computacional, proporcionando una base física consistente para el análisis posterior del desempeño y degradación de módulos fotovoltaicos post-consumo.

- **Resultado del bloque:**

Como resultado de este bloque se obtiene un conjunto estructurado de parámetros eléctricos nominales del módulo fotovoltaico bajo condiciones STC, los cuales configuran el estado inicial del modelo. Estos valores, provenientes de la ficha técnica del fabricante, constituyen la base para el cálculo de los parámetros internos del modelo de un diodo, tales como la corriente fotogenerada, la tensión térmica, la corriente de saturación inversa y las resistencias serie y paralela.

En términos lógicos y funcionales, este bloque actúa como punto de inicialización del modelo fotovoltaico, debido a que todos los procesos posteriores de simulación, incluyendo ajuste experimental, degradación determinista y simulación probabilística Monte Carlo, dependen directamente de los parámetros definidos en esta etapa. De esta manera, el bloque no solamente configura el módulo fotovoltaico dentro del sistema computacional, sino que establece la base física y numérica necesaria para el análisis integral de desempeño, envejecimiento y clasificación técnica de módulos fotovoltaicos post-consumo dentro del marco metodológico propuesto.

Bloque 4: Cálculo de parámetros eléctricos de referencia.

El cuarto bloque del modelo computacional corresponde a la parametrización interna del circuito equivalente fotovoltaico de un diodo con resistencias serie y paralelo. En esta etapa, los parámetros nominales del módulo fotovoltaico definidos bajo condiciones (STC) son transformados en variables eléctricas internas que permiten describir físicamente el comportamiento del dispositivo dentro del modelo matemático implementado en Python.

Este bloque constituye la etapa de calibración física del modelo, ya que permite estimar parámetros no directamente medibles del sistema fotovoltaico a partir de la información suministrada en la ficha técnica del fabricante. En consecuencia, se establece la transición entre la representación nominal del módulo y su formulación físico-matemática basada en el modelo de un diodo con dos resistencias.

La implementación computacional de este bloque se realiza mediante las funciones desarrolladas en el código: (i) `calc_ref_params ()`, (ii) `electrical ()`. Las cuales se derivan de la formulación del modelo de un diodo ampliamente utilizada para la representación de celdas solares de silicio cristalino.

Interpretación física del modelo:

A partir de los parámetros nominales del módulo fotovoltaico bajo STC, tales como V_{oc} , I_{sc} , V_{mp} , I_{mp} , y el número de celdas en serie N_s , el modelo estima los parámetros internos fundamentales del circuito equivalente, tales como: (i) Corriente fotogenerada I_{ph} , (ii) Tensión térmica del diodo V_t , (iii) Corriente de saturación inversa I_o , (iv) Resistencia serie R_s y (v) Resistencia paralelo R_p .

Estas variables constituyen la base física del modelo eléctrico y permiten reproducir el comportamiento del módulo fotovoltaico bajo condiciones de operación idealizadas y reales.

En primer lugar, la corriente fotogenerada se aproxima a la corriente de cortocircuito bajo condiciones STC: $I_{ph} \sim I_{sc}$. Esta aproximación es válida desde el punto de vista físico, ya que en condición de cortocircuito la tensión en bornes del módulo es nula y la corriente resultante corresponde principalmente a la generación fotovoltaica del dispositivo. Posteriormente, se calcula la tensión térmica del diodo mediante la ecuación (6). Este parámetro controla el comportamiento exponencial de la ecuación del diodo y determina la forma de la curva corriente–tensión (I–V), especialmente en la región cercana al voltaje de circuito abierto.

A partir de estos valores, el modelo estima la corriente de saturación inversa del diodo como:

$$I_o = I_{sc} \exp\left(\frac{-V_{oc}}{N_s V_t}\right) \quad (8)$$

Este parámetro representa los procesos de recombinación interna del semiconductor y presenta una alta sensibilidad a la temperatura, siendo determinante en el comportamiento eléctrico del módulo en condiciones no ideales.

Estimación de resistencias internas:

Una vez determinados los parámetros fundamentales del diodo, el modelo procede a la estimación de las resistencias internas del circuito equivalente: resistencia serie R_s y resistencia paralelo R_p . Desde el punto de vista físico: R_s representa pérdidas óhmicas asociadas a contactos metálicos, interconexiones y degradación conductiva. R_p representa pérdidas por corrientes de fuga asociadas a defectos internos y degradación del material semiconductor.

La estimación de R_s y R_p se realiza mediante la resolución de un sistema no lineal derivado de la ecuación del modelo de un diodo, utilizando como condición de ajuste el punto de máxima potencia del módulo fotovoltaico (V_{mp} , I_{mp}).

En particular, la resistencia en paralelo se calcula mediante la expresión (PELOZATO, 2023):

$$R_p = \frac{(V_{mp} - I_{mp}R_s) * (V_{mp} - N_s V_t)}{(V_{mp} - I_{mp}R_s) (I_{sc} - I_{mp}) - N_s V_t I_{mp}} \quad (9)$$

La solución numérica del sistema se implementa mediante el método iterativo `fsolve()` de la biblioteca SciPy, el cual permite encontrar los valores de R_s y R_p que reproducen el punto de máxima potencia reportado por el fabricante, garantizando así la coherencia entre el modelo matemático y las especificaciones técnicas del módulo.

Naturaleza de las funciones implementadas:

Las funciones `calc_ref_params()` y `eletrical()` no corresponden a funciones de librerías estándar de Python, sino que constituyen implementaciones propias derivadas del modelo físico del diodo aplicado a sistemas fotovoltaicos. En particular, `calc_ref_params()` implementa una parametrización inversa del modelo, estimando variables internas a partir de datos nominales del fabricante y `eletrical()` implementa un proceso de calibración numérica del modelo mediante la resolución de un sistema no lineal, con el objetivo de ajustar los parámetros del circuito equivalente a las condiciones de máxima potencia.

Resultado del bloque:

Como resultado de este bloque se obtiene un conjunto coherente de parámetros eléctricos internos del módulo fotovoltaico bajo STC, conformado por I_{ph} , V_t , I_o , R_s y R_p . Estos parámetros constituyen la configuración inicial del modelo equivalente de un diodo dentro del entorno computacional.

Desde el punto de vista metodológico, este bloque establece la base física del modelo eléctrico, permitiendo la reconstrucción de las curvas I–V y P–V ideales, así como la posterior incorporación de mecanismos de degradación determinista y simulación probabilística. En consecuencia, representa el punto de calibración fundamental que garantiza la coherencia entre la teoría del semiconductor, los datos de fabricante y la implementación computacional del modelo fotovoltaico.

Bloque 5: Simulación de curvas I–V y P–V del módulo fotovoltaico.

Una vez determinados los parámetros eléctricos internos del modelo en el Bloque 4, el modelo computacional procede a la simulación del comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico mediante la generación de las curvas corriente–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V). Este bloque constituye la implementación directa del modelo físico de un diodo con resistencias serie y paralelo, permitiendo representar de forma numérica el comportamiento eléctrico del módulo bajo diferentes condiciones de operación.

Desde el punto de vista físico, la generación de las curvas no se realiza mediante aproximaciones empíricas, sino a partir de la resolución numérica de la ecuación implícita del modelo de un diodo (7). En esta ecuación, la corriente I aparece en ambos lados de la ecuación, lo que la convierte en un problema no lineal implícito sin solución analítica cerrada. Por esta razón, se requiere la aplicación de métodos numéricos iterativos para su resolución.

Implementación computacional del modelo:

La simulación se implementa mediante las funciones tensión (V_{oc}) y `calc_iv ()`. La función tensión (V_{oc}) define el rango de operación del módulo fotovoltaico, generando un vector de tensiones desde 0 V hasta V_{oc} con un incremento fijo de 0.1 V. Este procedimiento establece el dominio numérico sobre el cual se evalúa la ecuación del modelo, asegurando un equilibrio entre resolución de la curva y eficiencia computacional.

Por otro parte, la función `calc_iv ()` plantea una ecuación no lineal en función de la corriente I , la cual es resuelta mediante el método `fsolve ()` de la biblioteca SciPy. Este método aplica un esquema iterativo basado en técnicas tipo Newton-Raphson, permitiendo encontrar la solución numérica que satisface el equilibrio eléctrico del modelo en cada punto de operación. La potencia eléctrica instantánea se calcula posteriormente a partir de: $P = V \times I$. Este procedimiento garantiza que cada punto de la curva I–V sea consistente con los parámetros eléctricos internos del modelo físico.

Determinación del punto máxima de potencia:

Una vez calculado el vector de potencia, el modelo identifica automáticamente el punto de máxima potencia (*MPP*) utilizando la función `np.argmax (P)`, obteniendo V_{mp} , I_{mp} , P_{max} . Este punto es fundamental porque representa la condición óptima de operación del módulo y constituye el principal indicador de desempeño eléctrico. Su variación es utilizada posteriormente como métrica directa de degradación del sistema.

Escenarios de simulación:

El procedimiento descrito se aplica a tres escenarios diferenciados: (i) Caso ideal bajo STC, utiliza parámetros nominales del fabricante sin degradación. (ii) Caso experimental, emplea datos medidos en campo o laboratorio provenientes de la base de datos experimental y (iii) Caso degradado simulado, incorpora modificaciones en los parámetros internos del modelo mediante los bloques de degradación determinista y simulación Monte Carlo.

Esta comparación permite analizar desplazamientos en la curva I-V, reducción de potencia máxima, alteraciones en la pendiente asociadas a pérdidas resistivas o defectos estructurales y efectos de defectos físicos internos.

Interpretación física del bloque:

Las curvas I-V representan la respuesta eléctrica completa del módulo fotovoltaico: (i) región de corriente casi constante (zona fotogenerada), (ii) región de transición no lineal (rodilla de la curva), y (iii) región de caída abrupta (comportamiento del diodo). Por su parte, la curva P-V permite identificar de manera directa la capacidad de conversión energética del dispositivo bajo condiciones específicas de operación.

Resultados del bloque:

Como resultado de este bloque se obtienen las curvas completas I-V y P-V para cada escenario analizado, junto con la identificación del punto de máxima potencia en cada caso. Desde el punto de vista físico, estas curvas representan la respuesta eléctrica integral del módulo fotovoltaico ante condiciones operativas específicas. Desde la perspectiva metodológica, constituyen la base cuantitativa para evaluar pérdidas de potencia, comparar estados de degradación y validar la coherencia del modelo frente a datos experimentales. En consecuencia, este bloque consolida la transición entre la parametrización interna del modelo y la representación observable del comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico dentro del marco metodológico de simulación desarrollado.

Bloque 6: Modelado de la degradación temporal determinista.

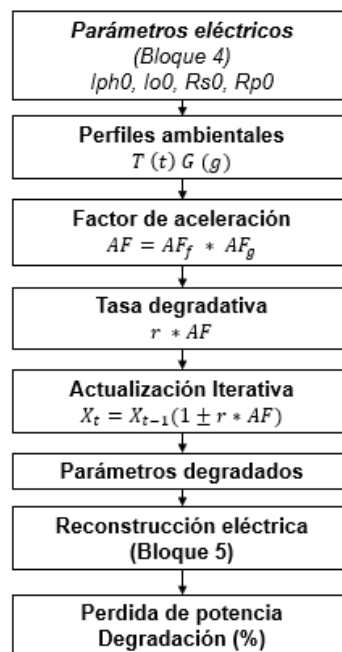
El sexto bloque del modelo computacional implementa la simulación de la degradación temporal determinista de los parámetros eléctricos del módulo fotovoltaico, con el propósito de representar la evolución progresiva de su desempeño eléctrico durante la vida útil operativa. Este bloque se fundamenta en los parámetros eléctricos de referencia obtenidos previamente mediante el modelo de un diodo equivalente desarrollado en el Bloque 4 y en la reconstrucción de las curvas I-V y P-V presentada en el Bloque 5. En este sentido, el presente bloque no constituye un modelo

independiente, sino una extensión dinámica del modelo eléctrico previo, en el cual los parámetros ya calibrados evolucionan en el tiempo bajo condiciones ambientales controladas.

Enfoque metodológico del modelo de degradación:

A diferencia de modelos puramente empíricos o formulaciones exponenciales independientes del entorno, el enfoque propuesto implementa un modelo iterativo multiplicativo dependiente del estado previo del sistema, en el cual la degradación no solo depende del tiempo de operación, sino también de la severidad de las condiciones ambientales. Esta estructura permite acoplar de forma explícita: el envejecimiento intrínseco del material, con el estrés ambiental externo variable. De esta manera, el modelo representa de forma más realista los mecanismos físicos de degradación observados en módulos fotovoltaicos operando en condiciones reales de campo (Figura 15).

Figura 15. Flujograma enfoque metodológico del modelo de degradación determinista



Fuente: Autoría propia

Parámetros eléctricos sujetos a degradación:

El modelo considera la evolución temporal de los principales parámetros del circuito equivalente fotovoltaico: (i) Corriente fotogenerada (I_{ph}), (ii) Corriente de saturación inversa del diodo (I_o), (iii) Resistencia serie (R_s) y (iv) Resistencia paralela (R_p). Desde el punto de vista físico, la degradación de dichos parámetros está asociada a fenómenos de envejecimiento inducidos por radiación ultravioleta, humedad, corrosión, ciclos térmicos, delaminación, fatiga mecánica y deterioro de materiales semiconductores y encapsulantes.

Estos fenómenos provocan una reducción progresiva de la potencia generada y alteraciones en la forma característica de las curvas I–V y P–V. El modelo es implementado computacionalmente mediante la función: `degrade_params()`, la cual ejecuta un proceso iterativo anual de degradación acumulativa sobre los parámetros eléctricos iniciales obtenidos bajo condiciones (STC). (DIRK C e KURTZ, 2012) (AGHAEI, FAIRBROTHER, *et al.*, 2022).

Parametrización del caso de estudio y condiciones climáticas:

Un aspecto fundamental del modelo es la incorporación de perfiles ambientales variables de temperatura e irradiancia $T(t), G(t)$. Estos perfiles no representan datos meteorológicos predictivos reales, sino un escenario climático sintético parametrizado, diseñado específicamente para el caso de estudio de esta investigación. La interpolación temporal de estas variables cumple tres funciones metodológicas: (i) evitar la hipótesis simplificadora de condiciones climáticas constantes, (ii) representar la exposición acumulativa del módulo a estrés ambiental creciente, y (iii) permitir la evaluación del comportamiento del sistema bajo escenarios controlados de degradación (ABABACAR, CHARKI, *et al.*, 2013). En términos computacionales, estos perfiles se implementan como:

- `temps = np.linspace(Tref, 45.0 + 273.15, years)`
- `irradiance = np.linspace(Gref, 990.0, years)`

Lo anterior representa una transición controlada desde condiciones estándar hacia condiciones de operación más severas, consistentes con el caso de estudio definido.

Construcción del factor ambiental de aceleración:

La degradación no depende únicamente del tiempo, sino de la severidad ambiental. Para capturar este efecto, el modelo introduce un factor de aceleración ambiental definido como (HACKE, SMITH, *et al.*, 2013) (VÁSQUEZ, KAAYA, *et al.*, 2019)

$$AF = AF_T \times AF_G \quad (10)$$

Donde:

AF factor global de aceleración ambiental

AF_T factor asociado al efecto térmico

AF_G factor asociado al efecto de irradiancia

Este factor no modifica directamente los parámetros eléctricos, sino que actúa como un modulador de la velocidad de degradación, afectando la tasa efectiva del envejecimiento. La formulación multiplicativa adoptada asume que los mecanismos degradativos térmicos y radiactivos actúan simultáneamente sobre el módulo fotovoltaico durante su operación en campo, incrementando progresivamente la velocidad de deterioro de sus parámetros eléctricos internos.

Componente térmico del modelo:

La influencia de la temperatura sobre los procesos de degradación de dispositivos fotovoltaicos se fundamenta en el principio de aceleración térmica descrito por el modelo de Arrhenius, ampliamente utilizado en estudios de confiabilidad de materiales y envejecimiento acelerado de dispositivos electrónicos y semiconductores (ARRHENIUS, 1889) Según este modelo, la velocidad de degradación aumenta exponencialmente con la temperatura absoluta:

$$k(T) = Ae^{-\frac{E_a}{kT}} \quad (11)$$

Donde: k (T) velocidad del proceso degradativo A factor pre exponencial E_a energía de activación k constante de Boltzmann T temperatura absoluta

Este tipo de formulaciones ha sido ampliamente empleado para describir mecanismos de envejecimiento en materiales semiconductores, encapsulantes poliméricos y módulos fotovoltaicos sometidos a estrés térmico (HAILLANT, DUMBLETON e ZIELNIK, 2011).

Sin embargo, la implementación rigurosa del modelo de Arrhenius requiere la determinación experimental de parámetros fisicoquímicos específicos para cada tecnología fotovoltaica y mecanismo de degradación, información que generalmente no se encuentra disponible para estudios de simulación de carácter general. Por esta razón, el presente trabajo adopta una formulación simplificada para representar el efecto térmico sobre la velocidad de degradación:

$$AF_T = 1 + C_T \left(\frac{T - T_{ref}}{T_{ref}} \right) \quad (12)$$

Donde: T temperatura operativa del modulo fotovoltaico T_{ref} temperatura de referencia C_T coeficiente empírico de sensibilidad térmica.Para el presente modelo se adopta: $C_T = 0.01$

En este contexto, el termino $\frac{T - T_{ref}}{T_{ref}}$ de la ecuación 12, representa una variación relativa adimensional de temperatura respecto a una condición de referencia. Su incorporación permite cuantificar el incremento o reducción del estrés térmico de manera normalizada, garantizando estabilidad numérica y escalabilidad del modelo. Asimismo, la inclusión del término unitario: $1 +$ permite construir un factor multiplicativo de aceleración térmica tal que:

- Si $T = T_{ref}$ entonces:
 $AF_T = 1$, lo cual representa ausencia de aceleración térmica;
- Si $T > T_{ref}$ entonces:
 $AF_T > 1$, indicando incremento de la velocidad degradativa;
- Mientras que si $T < T_{ref}$
 $AF_T < 1$, representa una desaceleración relativa del proceso de envejecimiento.

Por otra parte, el coeficiente $C_T = 0.01$, corresponde a un parámetro empírico de sensibilidad térmica adoptado para representar de forma simplificada la influencia de temperatura sobre la degradación eléctrica del módulo fotovoltaico. Este parámetro constituye un coeficiente de calibración ajustable, el cual puede modificarse en función de condiciones climáticas específicas, tecnologías fotovoltaicas o estudios experimentales futuros (VASQUEZ, KAAYA, et al., 2019).

Componente por irradiancia: el efecto de irradiancia se modela como:

$$AF_G = \left(\frac{G}{G_{ref}} \right) \quad (13)$$

Donde

G irradiancia operativa incidente sobre el modulo W/m^2

G_{ref} irradiancia de referencia W/m^2

La incorporación de este término se fundamenta en observaciones experimentales ampliamente reportadas en literatura científica, las cuales evidencian que mayores niveles de irradiancia incrementan el flujo fotónico incidente, la exposición ultravioleta y la temperatura operacional del módulo, acelerando fenómenos de degradación fotoquímica y envejecimiento de materiales encapsulantes. (VÁSQUEZ, KAAYA, et al., 2019).

Relación entre tasas de degradación y el factor ambiental de degradación:

El modelo separa conceptualmente dos elementos: r tasa intrínseca de degradación del material (propiedad del sistema) y AF factor ambiental de aceleración (condición externa). De esta manera, el término:

$$Tasa\ degradativa = r * AF \quad (14)$$

Representa la tasa efectiva de degradación bajo condiciones ambientales reales, integrando tanto la naturaleza del material como el entorno operativo.

Modelo de degradación acumulativa

La evolución de los parámetros eléctricos se implementa mediante un modelo discreto iterativo (HACKE, SMITH, *et al.*, 2013):

$$X_t = X_{t-1} * (1 \pm r * AF) \quad (15)$$

Donde:

X_t parámetro degradado en el año t

X_{t-1} valor del parámetro en el año anterior

r tasa anual de degradación

AF factor ambiental de aceleración.

A diferencia de un modelo exponencial clásico independiente del entorno, esta formulación permite que la velocidad de degradación dependa simultáneamente del tiempo y de las condiciones ambientales de operación. En el algoritmo, este comportamiento es implementado mediante:

$$I_{ph} = (1 - rate_{iph} * AF) \quad (16)$$

$$I_o = (1 + rate_{io} * AF)$$

$$R_s = (1 + rate_{rs} * AF)$$

$$R_p = (1 - rate_{rp} * AF)$$

Dentro de un bucle iterativo anual: `for t in range(years)`, lo cual representa computacionalmente la acumulación progresiva del envejecimiento del módulo fotovoltaico.

Tasas de degradación del modelo:

Las tasas de degradación implementadas en el presente modelo fueron definidas a partir de una revisión de literatura especializada en confiabilidad de sistemas fotovoltaicos, así como en estudios experimentales de envejecimiento acelerado y degradación en condiciones ambientales adversas. Debido a que los parámetros internos del modelo de diodo no cuentan con valores universales estandarizados de degradación reportados en la literatura, se adoptaron coeficientes conservadores, físicamente coherentes con los mecanismos de degradación documentados experimentalmente.

Es importante señalar que la selección de estas tasas no es arbitraria, sino que está directamente condicionada por el caso de estudio considerado en esta investigación, el cual corresponde a un entorno de operación de tipo marítimo–costero con alta salinidad ambiental, elevada humedad relativa y exposición prolongada a agentes corrosivos. Este tipo de entorno ha sido ampliamente identificado en la literatura como uno de los más agresivos para módulos fotovoltaicos, debido a la aceleración de procesos de corrosión electroquímica, degradación de interconexiones metálicas y penetración de humedad en materiales encapsulantes (DIRK C e KURTZ, 2012).

En este contexto, las tasas adoptadas representan un escenario de degradación acelerada coherente con condiciones reales de campo en ambientes salinos, donde se ha reportado un incremento significativo en fallas asociadas a corrosión de contactos, delaminación del encapsulante y aumento de corrientes de fuga por degradación dieléctrica.

Bajo estas consideraciones, las tasas empleadas en el modelo son las siguientes:

- I_{ph} : disminución anual de 0.35%, asociada a pérdidas ópticas, amarillamiento del encapsulante y reducción de absorción fotónica.
- I_o : incremento anual de 2%, relacionado con aumento de recombinación

electrónica y defectos internos del semiconductor.

- R_s : incremento anual de 1.5%, asociado a corrosión de contactos, fatiga térmica y deterioro de interconexiones metálicas.
- R_p : disminución anual de 2%, atribuida al incremento de corrientes de fuga por humedad y degradación dieléctrica.

En conjunto, estas tasas permiten representar un escenario de degradación progresiva físicamente consistente, donde los efectos combinados de humedad, salinidad, radiación UV y ciclos térmicos aceleran los mecanismos de deterioro del módulo fotovoltaico.

Finalmente, es importante destacar que estos parámetros no se interpretan como valores universales, sino como coeficientes calibrados para el caso de estudio específico, con el objetivo de reproducir condiciones realistas de operación en ambientes costeros agresivos. En consecuencia, los mismos pueden ser ajustados o recalibrados para otros entornos climáticos o tecnologías fotovoltaicas, manteniendo la estructura metodológica del modelo.

Interpretación física del modelo

El modelo separa explícitamente: degradación intrínseca del material, y aceleración ambiental externa. Desde el punto de vista físico, el aumento de R_s incrementa las pérdidas óhmicas internas del módulo, mientras que la disminución de R_p favorece pérdidas por derivación eléctrica, afectando negativamente el factor de forma y la potencia máxima entregada. En este bloque, el voltaje térmico V_t se mantiene constante durante el proceso iterativo de degradación, debido a que su dependencia térmica es posteriormente incorporada durante la reconstrucción experimental de curvas I–V bajo condiciones reales de operación.

Cierre del bloque y conexión con el modelo eléctrico

Una vez degradados los parámetros eléctricos, el modelo recalcula las curvas I–V y P–V del módulo utilizando nuevamente la ecuación no lineal del modelo de

un diodo equivalente. Este procedimiento permite cuantificar directamente la pérdida de potencia máxima (P_{max}) asociada al envejecimiento acumulativo. Finalmente, la degradación determinista del módulo se calcula mediante:

$$Degradación (\%) = \left(1 - \frac{P_{max,degradado}}{P_{max,ideal}}\right) \times 100 \quad (17)$$

Permitiendo comparar el desempeño del módulo degradado respecto a su condición ideal inicial.

Resultado del bloque:

El resultado principal de este bloque consiste en la obtención de un estado eléctrico degradado del módulo fotovoltaico después de un número determinado de años de operación. Esta simulación permite representar computacionalmente la pérdida progresiva de rendimiento causada por mecanismos físicos reales de envejecimiento.

Adicionalmente, el modelo determinista constituye la base física inicial para el Bloque 7, donde posteriormente se incorporan fenómenos estocásticos mediante simulaciones de Monte Carlo, incluyendo defectos físicos aleatorios como microgrietas, puntos calientes, celdas inactivas y variabilidad operacional.

Bloque 7: Simulación Monte Carlo y calibración inversa mediante búsqueda estocástica.

El séptimo bloque metodológico introduce una etapa de simulación numérica–estocástica orientada a representar la incertidumbre estructural asociada al comportamiento eléctrico de módulos fotovoltaicos degradados. Para ello, se implementa el método de Monte Carlo, el cual permite generar múltiples realizaciones posibles del sistema mediante la incorporación aleatoria de defectos físicos sobre el estado eléctrico previamente degradado en el Bloque 6.

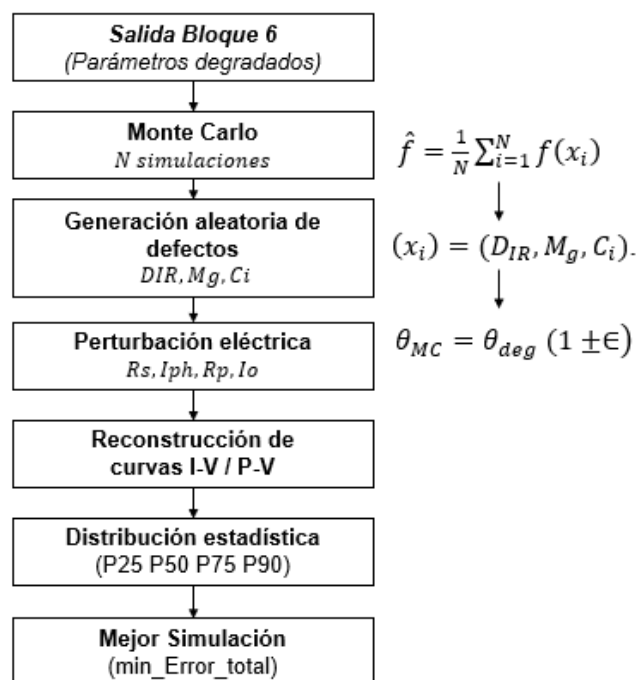
Mientras el modelo determinista desarrollado anteriormente representa el envejecimiento progresivo y homogéneo de los parámetros eléctricos internos del módulo fotovoltaico, el presente bloque incorpora una segunda capa de complejidad

asociada a defectos localizados y aleatorios observados frecuentemente en módulos envejecidos en campo, tales como microgrietas, celdas inactivas y zonas de sobrecalentamiento (hot-spots) (LIU, GUO, *et al.*, 2018).

Desde el punto de vista físico, estos defectos generan alteraciones localizadas en los mecanismos de conducción eléctrica, recombinación electrónica y disipación térmica del módulo. Debido a que muchos de estos fenómenos no son fácilmente identificables mediante inspección visual convencional, su representación computacional mediante simulación Monte Carlo permite explorar escenarios plausibles de deterioro sin requerir ensayos destructivos ni instrumentación especializada como electroluminiscencia (EL) o termografía infrarroja (IR) (LAMMOGLIA e BRANDALISE, 2019).

De esta manera, el Bloque 7 transforma el modelo determinista del Bloque 6 en un marco de simulación estocástica con análisis probabilístico de la respuesta eléctrica, permitiendo representar simultáneamente degradación acumulativa, incertidumbre estructural y variabilidad operacional del módulo fotovoltaico (Figura 16).

Figura 16. Flujograma del esquema metodológico de simulación Monte Carlo y calibración inversa basada en búsqueda estocástica



Fuente: Autoría propia

Generación estocástica de escenarios de degradación:

El principio fundamental del método Monte Carlo consiste en aproximar estadísticamente la respuesta de un sistema mediante la evaluación repetitiva de una función sobre muestras aleatorias independientes. Matemáticamente, el valor esperado de una variable de interés puede expresarse como (MAYER, 2025):

$$\hat{f} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad (18)$$

Donde:

- (x_i) representa una realización aleatoria del sistema;
- $f(x_i)$ corresponde a la respuesta obtenida para dicha realización;
- N es el número total de simulaciones
- $\hat{f}$ representa la estimación estadística de la variable analizada.

En el contexto del presente trabajo, cada muestra aleatoria (x_i) corresponde a una combinación específica de defectos físicos simulados:

$$(x_i) = (D_{IR}, M_g, C_i). \quad (19)$$

Donde:

- D_{IR} numero de defectos térmicos
- M_g porcentaje de microgrietas
- C_i porcentaje de celdas inactivas

A diferencia del Bloque 6, donde la degradación se modela como un proceso temporal acumulativo asociado al envejecimiento general del módulo, en este bloque los defectos representan perturbaciones estructurales localizadas introducidas aleatoriamente sobre los parámetros eléctricos previamente degradados.

En consecuencia, el modelo distingue explícitamente dos mecanismos de deterioro: (i) Degradación temporal acumulativa, asociada al envejecimiento progresivo del material; y (ii) Perturbaciones estructurales aleatorias, asociadas a defectos físicos localizados. Cada simulación Monte Carlo modifica primero los parámetros internos del circuito equivalente fotovoltaico y posteriormente reconstruye la respuesta eléctrica del módulo mediante el cálculo de la curva I-V correspondiente.

Incorporación física de defectos y perturbación de parámetros eléctricos:

La incorporación de defectos físicos se implementa computacionalmente mediante la función: `ajustar_parametros_por_diagnostico ()`. La cual aplica perturbaciones aleatorias sobre los parámetros eléctricos previamente degradados por envejecimiento temporal. Desde el punto de vista matemático, los parámetros eléctricos degradados (θ_{deg}) son modificados mediante factores multiplicativos de perturbación:

$$\theta_{MC} = \theta_{deg} (1 \pm \epsilon) \quad (20)$$

Donde ϵ representa la perturbación inducida por cada defecto físico.

Los intervalos de variación adoptados para los defectos fueron rangos seleccionados a partir de valores reportados en estudios de caracterización de módulos fotovoltaicos envejecidos, los cuales documentan la presencia de microgrietas, celdas inactivas y zonas de sobrecalentamiento en módulos sometidos a ambientes agresivos y largos periodos de operación (KÖNTGES et al., 2011; PAGGI et al., 2014; LIU et al., 2018). En consecuencia, los rangos utilizados no representan valores universales, sino escenarios de simulación destinados a reproducir condiciones moderadas y severas de deterioro observadas en campo. Debido a la ausencia de información estadística suficiente para definir funciones de distribución más complejas, se adoptaron distribuciones uniformes, asignando igual probabilidad de ocurrencia a cualquier valor dentro de cada intervalo de simulación.

Los defectos considerados son:

- **Defectos térmicos (hot-spots):** El número de defectos térmicos se genera mediante una distribución uniforme discreta definida sobre el conjunto:

$$D_{IR} \sim DU[2,3,4,5] \quad (21)$$

Estos defectos incrementan la resistencia serie R_s en un 5 % por cada evento detectado:

$$R_s^* = R_s(1 + 0.05D_{IR}) \quad (22)$$

El coeficiente del 5 % corresponde a un parámetro empírico de modelado adoptado para representar, de manera simplificada, el incremento progresivo de

las pérdidas óhmicas internas ocasionadas por el deterioro localizado de las interconexiones metálicas y las soldaduras del módulo fotovoltaico. Dado que la literatura especializada no establece una relación universal entre el número de hot-spots y el aumento de la resistencia serie, dicho coeficiente se incorpora como un parámetro de calibración destinado a reproducir escenarios físicamente plausibles de degradación térmica, sin pretender representar un valor único ni generalizable para todas las tecnologías fotovoltaicas.

En consecuencia, la adopción de un incremento del 5 % por evento busca representar un efecto acumulativo moderado de degradación térmica, evitando incrementos excesivos de la resistencia serie que conduzcan a respuestas eléctricas físicamente no realistas.

Desde el punto de vista físico, los hot-spots producen sobrecalentamiento localizado, degradación de las interconexiones metálicas y deterioro de las uniones soldadas, incrementando las pérdidas óhmicas internas del módulo y reduciendo progresivamente su desempeño eléctrico (NUMAN, HUSSEIN e DAWOOD, 2021).

- **Microgrietas:**

El porcentaje de microgrietas se genera mediante una distribución uniforme continua entre 15 % y 40 %

$$M_g \sim U[15\%, 40\%] \quad (23)$$

Este defecto reduce la corriente fotogenerada I_{ph} :

$$I_{ph}^* = I_{ph} \left(1 - \frac{M_g}{100}\right) \quad (24)$$

Desde el punto de vista físico, las microgrietas producen pérdida parcial de continuidad eléctrica y reducción efectiva del área activa de las celdas fotovoltaicas, disminuyendo la capacidad de generación de corriente (KÖNTGES, SCHRÖDER, et al., 2011) (DA SILVA, GUL e CHAUDHRY, 2021).

- **Celdas inactivas:**

El porcentaje de celdas inactivas se genera mediante una distribución uniforme continua entre 10% y 30%

$$C_i \sim U[10\%, 30\%] \quad (25)$$

Este defecto afecta simultáneamente la resistencia paralela R_p y la corriente de saturación inversa I_o :

$$R_p^* = R_p \left(1 - \frac{C_i}{100}\right) \quad (26)$$

$$I_o^* = I_o \left(1 + \frac{C_i}{100}\right) \quad (27)$$

Físicamente, la presencia de celdas inactivas incrementa las corrientes de fuga y favorece mecanismos de recombinación interna, deteriorando el comportamiento eléctrico global del módulo (PAGGI, BERARDONE, *et al.*, 2014). Es importante destacar que estas perturbaciones no representan degradación temporal continua, sino modificaciones estructurales aleatorias aplicadas sobre un estado previamente envejecido del módulo fotovoltaico.

Reconstrucción de curvas I–V y distribución estadística del desempeño

Una vez modificados los parámetros eléctricos internos, el modelo recalcula la curva I–V mediante la función: `calc_iv()`. A partir de cada curva simulada se obtienen las principales variables eléctricas del punto de máxima potencia:

$$V_{mp}^{(i)}, I_{mp}^{(i)}, P_{max}^{(i)}$$

Repitiendo este procedimiento para N simulaciones independientes, el modelo construye una distribución estadística del desempeño eléctrico del módulo fotovoltaico bajo incertidumbre estructural.

A partir de esta distribución se calculan: media estadística de P_{max} , desviación estándar, percentiles característicos P25, P50, P75, P90, distribución de degradación porcentual.

La degradación eléctrica se calcula mediante:

$$Degradación (\%) = \left(1 - \frac{P_{max,degradado}}{P_{max,nominal}}\right) \times 100 \quad (28)$$

Este análisis permite cuantificar no solamente el valor esperado del desempeño del módulo, sino también su dispersión y sensibilidad frente a defectos físicos aleatorios.

Calibración inversa mediante búsqueda estocástica

Además de la caracterización estadística, el conjunto de simulaciones se emplea para realizar un procedimiento de calibración inversa cuyo objetivo es identificar el escenario de degradación que presenta la mayor concordancia con las mediciones experimentales del módulo fotovoltaico.

Para ello, cada simulación es comparada con los datos experimentales mediante una función de error global construida a partir de las principales variables eléctricas del módulo. Con el fin de garantizar consistencia dimensional y evitar problemas de escala entre magnitudes de distinta naturaleza física, se emplean errores relativos normalizados definidos respecto a los valores experimentales de referencia:

$$E_{Vmp} = \frac{|V_{mp}^{(i)} - V_{mp}^{(exp)}|}{V_{mp}^{(exp)}} \quad (29)$$

$$E_{Isc} = \frac{|I_{sc}^{(i)} - I_{sc}^{(exp)}|}{I_{sc}^{(exp)}} \quad (30)$$

$$E_{Pmax} = \frac{|P_{max}^{(i)} - P_{max}^{(exp)}|}{P_{max}^{(exp)}} \quad (31)$$

$$E_{Imp} = \frac{|I_{mp}^{(i)} - I_{mp}^{(exp)}|}{I_{mp}^{(exp)}} \quad (32)$$

La función de error global se define como:

$$Error_{total} = (0.20 E_{Vmp} + 0.25 E_{Isc} + 0.40 E_{Pmax} + 0.15 E_{Imp}) \quad (33)$$

Los coeficientes de ponderación fueron definidos de manera heurística, asignando un mayor peso al error asociado a la potencia máxima, debido a que esta constituye el principal indicador del desempeño y del estado de degradación del módulo fotovoltaico. Los pesos restantes fueron distribuidos entre las demás variables eléctricas para incorporar información complementaria sobre el comportamiento de la curva I-V.

Este criterio define una métrica adimensional de discrepancia entre la respuesta simulada y la respuesta experimental del sistema, permitiendo realizar la selección del escenario óptimo mediante:

$$\min(error_{total}) \quad (34)$$

A diferencia de la estimación estadística presentada anteriormente, este procedimiento no busca calcular un valor esperado poblacional, sino identificar la realización física más consistente con las mediciones experimentales del módulo.

Desde el punto de vista metodológico, este proceso puede interpretarse como una calibración inversa mediante búsqueda estocástica, en la cual las configuraciones internas de defectos se aproximan indirectamente a partir de la respuesta eléctrica observada del módulo fotovoltaico experimental.

Resultado del bloque

Como resultado final, el Bloque 7 transforma el modelo determinista del Bloque 6 en un sistema probabilístico capaz de: representar incertidumbre estructural; explorar múltiples escenarios físicos de degradación; construir distribuciones estadísticas del desempeño eléctrico; identificar configuraciones probables de defectos; y seleccionar el estado eléctrico más consistente con mediciones experimentales.

En el contexto de economía circular aplicada a módulos fotovoltaicos, este enfoque proporciona una herramienta de apoyo técnico para evaluar estrategias de reutilización, reacondicionamiento o reciclaje de módulos degradados bajo condiciones reales de incertidumbre estructural.

Bloque 8: Análisis estadístico, distribución probabilística de degradación y clasificación técnica de módulos fotovoltaicos

El octavo bloque metodológico corresponde a la etapa final de validación, análisis estadístico e interpretación técnica de los resultados obtenidos mediante el modelo determinista–estocástico desarrollado en los Bloques anteriores. En

esta fase se integran los resultados eléctricos simulados, los datos experimentales y la distribución estadística generada mediante simulación Monte Carlo, con el propósito de evaluar la capacidad predictiva del modelo y establecer criterios técnicos para la clasificación de módulos fotovoltaicos degradados dentro del contexto de reutilización y economía circular.

Desde el punto de vista metodológico, este bloque constituye la etapa de consolidación del modelo computacional. Mientras el Bloque 6 representa la degradación temporal determinista de los parámetros eléctricos y el Bloque 7 incorpora incertidumbre estructural mediante simulación Monte Carlo, el presente bloque utiliza dichas simulaciones para: (i) validar el ajuste entre el modelo y los datos experimentales, (ii) cuantificar estadísticamente la degradación eléctrica del módulo y (iii) clasificar técnicamente los módulos fotovoltaicos según su potencial de reutilización.

Validación grafica del modelo eléctrico:

La primera etapa del análisis consiste en la validación visual del comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico mediante la comparación entre tres escenarios eléctricos:

- Escenario ideal o nominal: módulo sin degradación ni defectos físicos;
- Escenario simulado: módulo degradado mediante el modelo determinista–estocástico;
- Escenario experimental: datos eléctricos medidos experimentalmente.

Esta comparación se implementa computacionalmente mediante la función: graficar (). La cual reconstruye las curvas características I–V y P–V para cada escenario analizado.

Curvas I–V

En las curvas corriente–voltaje (I–V) se representan simultáneamente las respuestas eléctricas ideal, simulada y experimental, identificando explícitamente sus respectivos puntos de máxima potencia (MPP). Desde el punto de vista físico, esta representación permite observar cómo la degradación temporal y los defectos estructurales modifican el comportamiento eléctrico interno del módulo fotovoltaico. En particular: La reducción de I_{ph} disminuye la corriente de cortocircuito; El incremento de

R_s altera la pendiente de la curva en la región de alta tensión; La disminución de R_p incrementa pérdidas por derivación; y El aumento de I_o favorece mecanismos de recombinación electrónica. Como consecuencia, la degradación eléctrica produce un desplazamiento progresivo de la curva I–V y una reducción del área útil de operación del módulo.

Curvas P–V

De forma complementaria, se reconstruyen las curvas potencia–voltaje (P–V), permitiendo comparar directamente la potencia máxima del escenario ideal, simulado y experimental. Esta representación facilita la evaluación visual de la proximidad entre el modelo y las mediciones experimentales, así como la magnitud de la pérdida energética asociada al envejecimiento y a los defectos físicos incorporados en la simulación Monte Carlo.

En consecuencia, el análisis gráfico cumple simultáneamente tres funciones metodológicas:

- Validación física del comportamiento eléctrico;
- Comparación cualitativa entre simulación y experimento;
- Verificación visual de la coherencia del ajuste estocástico obtenido en el Bloque 7.

Evaluación cuantitativa del ajuste y cálculo de degradación

Una vez identificada la simulación más representativa mediante el proceso de ajuste inverso desarrollado en el Bloque 7, el modelo calcula cuantitativamente el nivel de degradación eléctrica del módulo fotovoltaico. La degradación porcentual respecto al estado ideal o nominal definido mediante la ecuación 28.

Esta formulación se aplica tanto para: la degradación experimental: $P_{\max,degradado} = P_{\max,exp}$ como para la degradación simulada: $P_{\max,degradado} = P_{\max,sim}$. Permitiendo comparar directamente el desempeño experimental con el comportamiento predicho por el modelo.

Adicionalmente, se calcula la diferencia porcentual absoluta entre ambos resultados:

$$\Delta = D_{sim} - D_{exp} \quad (35)$$

Donde:

- D_{sim} corresponde a la degradación simulada;
- D_{exp} representa la degradación experimental.

Este indicador actúa como métrica global de precisión del modelo, permitiendo cuantificar el nivel de concordancia entre la simulación y los datos medidos experimentalmente.

Construcción de la distribución estadística del desempeño eléctrico

Las métricas estadísticas analizadas en este bloque provienen directamente de la población de realizaciones generadas mediante la simulación Monte Carlo desarrollada en el Bloque 7.

Cada iteración Monte Carlo produce un conjunto diferente de parámetros eléctricos perturbados por defectos físicos aleatorios, generando así múltiples realizaciones posibles del comportamiento del módulo fotovoltaico. Como resultado, el modelo construye una distribución probabilística del desempeño eléctrico bajo incertidumbre estructural. A partir de dicha distribución se calculan estadísticas descriptivas utilizando herramientas computacionales implementadas mediante la función: `describe()` de la biblioteca Pandas.

Las métricas obtenidas incluyen: Media estadística; Desviación estándar; Valores mínimos y máximos; Percentiles característicos: P25, P50, P75, P90.

La incorporación de estos percentiles permite caracterizar no solo el valor promedio del desempeño eléctrico, sino también la dispersión, variabilidad e incertidumbre asociada a los defectos físicos simulados entrega (BLAND, 2015)(BLAND, 2015) (ADEBAJO e ALABI, 2023).

Asimismo, el modelo calcula la distribución de degradación porcentual respecto al estado ideal del módulo, permitiendo evaluar probabilísticamente el nivel de envejecimiento esperado bajo distintas configuraciones estructurales aleatorias.

Clasificación técnica de módulos fotovoltaicos

Con base en los resultados estadísticos obtenidos, el modelo establece un criterio técnico de clasificación orientado a evaluar la viabilidad de reutilización de módulos fotovoltaicos degradados.

La clasificación se fundamenta principalmente en el porcentaje de degradación eléctrica; la proximidad entre simulación y experimento; y la dispersión estadística observada en la población Monte Carlo.

Criterio de reutilización: En la presente metodología se adopta un umbral técnico de: $\text{Degradacion} \leq 32\%$ como condición para considerar un módulo potencialmente reutilizable.

Este valor se fundamenta en estudios de reutilización y segunda vida de módulos fotovoltaicos, donde se propone que módulos con al menos el 70 % de su potencia nominal original aún pueden ser considerados funcionalmente aprovechables (HEIDE, TOUS, et al., 2021) (MEZA, 2021). El umbral de 32 % adoptado en este trabajo incorpora adicionalmente: la incertidumbre estadística observada en la simulación Monte Carlo; la dispersión propia de los escenarios aleatorios; y las condiciones ambientales agresivas consideradas en el caso de estudio marítimo-costero. Por tanto, el criterio implementado representa un enfoque conservador físicamente coherente con escenarios reales de operación severa (ABOAGYE, GYAMF, et al., 2021) (ORESKE, EDER, et al., 2024).

Clasificación resultante: Con base en este criterio, los módulos pueden clasificarse como:

Módulos potencialmente reutilizables: $\text{Degradacion} \leq 32\%$ y simultáneamente el ajuste entre simulación y experimento presenta errores reducidos y comportamiento estadísticamente estable.

Módulos sujetos a diagnóstico complementario: Cuando: la degradación se aproxima al umbral establecido; existe alta dispersión estadística; o se

observan discrepancias relevantes entre simulación y medición experimental. En estos casos, el modelo recomienda evaluaciones adicionales mediante técnicas especializadas como: Electroluminiscencia (EL); Termografía infrarroja (IR).

Módulos no reutilizables (reciclaje): Cuando: Degradación > 32% y el sistema presenta evidencia de degradación severa, alta incertidumbre estructural o pérdida significativa de desempeño eléctrico.

Resultado final del bloque:

Como resultado final, el Bloque 8 consolida el modelo determinista–estocástico completo mediante la integración de validación gráfica, análisis estadístico e inferencia técnica del estado del módulo fotovoltaico.

La metodología desarrollada permite: validar la coherencia física del modelo; cuantificar estadísticamente la degradación eléctrica; caracterizar la incertidumbre estructural del sistema; identificar configuraciones probables de defectos físicos; y establecer criterios técnicos para reutilización, reacondicionamiento o reciclaje de módulos fotovoltaicos degradados.

En el contexto de economía circular aplicada a sistemas fotovoltaicos, este bloque proporciona una herramienta de apoyo técnico para la toma de decisiones sobre segunda vida de módulos degradados, reduciendo la dependencia exclusiva de ensayos experimentales especializados y permitiendo una evaluación más robusta del desempeño eléctrico bajo condiciones reales de incertidumbre.

4.1.3 Cuarta método de medición: Validación experimental de resultados de simulación.

En el marco de esta metodología, los módulos fotovoltaicos que, tras la simulación preliminar de degradación (correspondiente al tercer método de medición), no se encuentren dentro del umbral de desempeño aceptable ($\leq 32\%$), son derivados a una evaluación experimental más rigurosa mediante ensayos experimentales. Esta etapa corresponde al cuarto método de medición.

El propósito de esta etapa es verificar experimentalmente los resultados obtenidos en la simulación, confirmando la presencia, naturaleza y magnitud de los defectos físicos sugeridos por el modelo computacional. Para ello, se emplean técnicas de diagnóstico no destructivos mediante equipos especializados, tales como sistemas de mediciones de curvas I-V, cámara de termografía infrarroja (IR) y equipos de electroluminiscencia (EL).

La información obtenida a partir de estos ensayos permite validar y complementar el diagnóstico inicial, proporcionando una visión más precisa del estado real del módulo y de las posibles vías de recuperación:

- Si los daños se consideran compatibles con procesos de reacondicionamiento, el módulo se clasifica como apto para reutilización en aplicaciones de segunda vida
- En caso contrario, cuando las fallas resultan estructuralmente irreversibles o eléctricamente críticas, el módulo se deriva hacia procesos de reciclaje para la recuperación de materiales

Este enfoque escalonado permite optimizar recursos técnicos y económicos, priorizando el uso de simulaciones computacionales como herramientas de filtro preliminar, reservando los ensayos físicos solo para los casos que presentan dudas razonables sobre su condición funcional. De esta forma, se fortalece la eficiencia, trazabilidad y sostenibilidad del proceso de clasificación, apoyando decisiones informadas bajo los principios de economía circular.

4.2.APLICACIÓN DEL MARCO METODOLÓGICO AL CASO DE ESTUDIO ISLA FLORIANÓPOLIS

Los datos de entrada utilizados en el segundo método de medición de la Etapa 3 del marco metodológico propuesto (Figura 11 y 12) fueron obtenidos a partir de la base experimental reportada en el estudio “Circular Solar Economy: PV modules decision-making framework for reuse” (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025). Dicho estudio analiza el comportamiento eléctrico y el estado de degradación de un sistema fotovoltaico instalado en la Isla Ratones (Florianópolis, Brasil), el cual operó durante 22 años bajo condiciones ambientales marino-costeras de elevada agresividad climática.

El sistema evaluado estaba compuesto por módulos fotovoltaicos SOLAREX MSX-56 (Figura 17). Los cuales fueron sometidos a un protocolo integral de caracterización al final de su vida útil operativa. Este protocolo incluyó inspección visual, mediciones eléctricas de curvas I-V y P-V y ensayos no destructivos.

Figura 17. Características eléctricas de SOLAREX MSM -56: Datasheet del fabricante

	A Typical max power (P _{max})	B Voltage @ P _{max}	C Current @ P _{max}	Guaranteed min P _{max}	D Short-circuit current (I _{sc})	E Open-circuit voltage (V _{oc})
MSX-240	240W	68.4V	3.5A	228W	3.8A	84.2V
MSX-120	120W	34.2V	3.5A	114W	3.8A	42.6V
MSX-83	83W	17.1V	4.85A	80W	5.27A	21.2V
MSX-77	77W	16.9V	4.56A	72W	5.0A	21.0V
MSX-64	64W	17.5V	3.66A	62W	4.0A	21.3V
MSX-60	60W	17.1V	3.5A	58W	3.8A	21.1V
MSX-56	56W	16.8V	3.35A	54W	3.6A	20.8V
MSX-53	53W	16.7V	3.2A	50W	3.4A	20.6V
MSX-50	50W	17.1V	2.92A	47.5W	3.17A	21.1V
MSX-40	40W	17.1V	2.34A	37.5W	2.53A	21.1V
MSX-30	30W	17.1V	1.75A	28W	1.9A	21.1V
MSX-20	20W	17.1V	1.17A	18W	1.27A	20.8V
MSX-10	10W	17.1V	0.58A	9W	0.6A	21.1V
MSX-5	5W	16.8V	0.27A	4W	0.29A	20.6V

Notes:

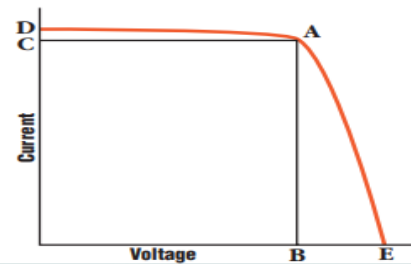
(1) Except for the MSX-240 and -120, whose data are given for the 48V and 24V nominal configurations respectively, these data represent the performance of typical laminates wired in 12V configuration as measured at their output terminals, and do not include the effect of such additional equipment as diodes and cabling. The data are based on measurements made at Standard Test Conditions (STC), which consist of illumination of 1 kW/m² (1 sun) at a spectral distribution of AM 1.5 and a cell temperature of 25°C.

(2) Under most operating conditions, the cells in a laminate operate hotter than the ambient temperature, a fact which must be considered when designing some systems. NOCT (Nominal Operating Cell Temperature) is an indication of this temperature rise, and is the cell temperature under Standard Operating Conditions (SOC), which are:

- 20° ambient temperature;
- solar irradiation of 0.8 kW/m²;
- average windspeed of 1 m/s, with the wind oriented parallel to the plane of the array, and all sides of the array fully exposed to the wind.

The NOCT of typical Solarex laminates is 49°C.

(3) For all laminates, temperature coefficient of V_{oc} = -75 mV/°C, temperature coefficient of I_{sc} = 0.075%/°C, and temperature coefficient of P_{max} = -0.45%/°C.



SOLAREX MSX-56 especificaciones nominales bajo (STC: 1000 W/m², 25 °C)

son:

- Potencia máxima (P_{max}): 56 W
- Voltaje en el punto de máxima potencia (V_{mp}): 16.8 V
- Corriente en el punto de máxima potencia (I_{mp}): 3.35 A
- Corriente de cortocircuito (I_{sc}): 3.6 A
- Voltaje de circuito abierto (V_{oc}): 20.8 V
- Coeficiente de temperatura de corriente (K_i): 0.065 ± 0.015 A/°C
- Coeficiente de temperatura de voltaje (K_v): -(80 ± 10) mV/°C
- Número de celdas en serie (N_s): 36
- Índice de degradación anual: 1%

Fuente: (SOLAR-X, 2025)

A partir de este protocolo experimental se obtuvo una base de datos compuesta por 100 registros eléctricos derivados de 76 módulos fotovoltaicos físicos. Cada registro corresponde a una condición independiente de medición, incorporando variaciones de irradiancia, temperatura y parámetros eléctricos característicos del estado de degradación de los módulos analizados. En consecuencia, los registros no representan módulos físicos adicionales, sino diferentes instancias experimentales adquiridas durante el proceso de caracterización (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025).

Para la implementación computacional del modelo propuesto, los registros fueron tratados como módulos virtuales independientes, permitiendo la ejecución de 100 simulaciones. Este enfoque permite capturar la variabilidad operativa del sistema y constituye la entrada del segundo método de medición dentro de la Etapa 3 del marco propuesto. De forma complementaria, el criterio de degradación máxima aceptable utilizado en el presente trabajo fue establecido a partir de las conclusiones reportadas por Pivatto *et al.* (2025), quienes determinaron que el 68% de los módulos evaluados conservaron al menos el 68% de su potencia nominal inicial. A partir de este resultado experimental, se adoptó un umbral de degradación del 32% como límite técnico de reutilización en el presente trabajo.

En el marco metodológico propuesto, este umbral fue incorporado como parámetro de referencia para el análisis estadístico de degradación y como criterio de decisión dentro de la etapa de clasificación de módulos fotovoltaicos. De esta manera, el modelo establece una relación directa entre los resultados de diagnóstico experimental, la simulación computacional de desempeño eléctrico y la toma de decisiones orientada a reutilización, recirculación o reciclaje de módulos fotovoltaicos al final de su vida útil.

4.2.1. 2° método de medición: Medición preliminar de curvas I-V y P-V.

Para la aplicación del segundo método de medición dentro del caso de estudio de la Isla Ratones, Florianópolis, se utilizaron los registros experimentales obtenidos del proceso de caracterización eléctrica de módulos fotovoltaicos SOLAREX MSX-56 con 22 años de operación en ambiente marino-costero.

Los datos experimentales fueron organizados en una base de datos estructurada e implementados computacionalmente mediante la biblioteca Pandas de Python (estructura tipo DataFrame), incorporando variables operacionales y parámetros eléctricos obtenidos durante las mediciones de campo, incluyendo irradiancia experimental (G_{exp}), temperatura del módulo (T_{exp}), voltaje de circuito abierto ($V_{oc,exp}$), corriente de cortocircuito ($I_{sc,exp}$), voltaje y corriente en el punto de máxima potencia ($V_{mp,exp}$, $I_{mp,exp}$), resistencia serie (R_s), resistencia paralelo (R_p) y potencia máxima experimental ($P_{max,exp}$).

A partir de esta base de datos, el modelo determinístico de cinco parámetros fue aplicado para reconstruir las curvas de corriente–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V) bajo las condiciones reales de operación registradas para cada módulo fotovoltaico evaluado. Este procedimiento permitió reproducir computacionalmente el comportamiento eléctrico experimental de los módulos envejecidos y establecer una base comparativa para el análisis posterior de degradación.

La resolución numérica del modelo eléctrico fue realizada mediante algoritmos iterativos implementados con la función fsolve de la biblioteca SciPy, permitiendo resolver la ecuación no lineal del modelo de un diodo con resistencias serie y paralelo para cada condición experimental analizada.

4.2.2. 3° método de medición: Simulación computacional en Python

El tercer método de medición fue aplicado mediante la implementación de un modelo de simulación computacional desarrollado en el lenguaje de programación Python, utilizando como base las especificaciones técnicas nominales del módulo fotovoltaico SOLAREX MSX-56 y los registros experimentales obtenidos durante el proceso de caracterización eléctrica realizado en el caso de estudio de la Isla Ratones, Florianópolis.

El modelo eléctrico fue implementado en Python y validado inicialmente bajo (STC) utilizando los parámetros del módulo SOLAREX MSX-56. Posteriormente, se reproduce el comportamiento I–V y P–V del dispositivo y constituye la base para la incorporación posterior de mecanismos de degradación determinista y

estocástica.

Inicialmente, el modelo fue validado bajo (STC), considerando una irradiancia de 1000 W/m^2 y una temperatura de $25 \text{ }^\circ\text{C}$, con el propósito de establecer una condición de referencia ideal del comportamiento eléctrico del módulo fotovoltaico. Para esta etapa se utilizaron los parámetros nominales suministrados por el fabricante, incluyendo V_{oc} , I_{sc} , V_{mp} , I_{mp} , coeficientes térmicos y número de celdas en serie.

A partir de estos parámetros de referencia, el modelo calculó las variables internas del circuito equivalente fotovoltaico, particularmente la corriente fotogenerada (I_{ph}), la corriente de saturación del diodo (I_o), la tensión térmica (V_t) y las resistencias equivalentes del sistema (R_s y R_p). Posteriormente, mediante la resolución iterativa de la ecuación no lineal del modelo de un diodo, se reconstruyeron computacionalmente las curvas corrientes–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V) correspondientes al comportamiento ideal del módulo bajo condiciones STC.

Una vez establecida la condición de referencia ideal, el modelo incorporó los registros experimentales obtenidos en campo, incluyendo irradiancia, temperatura y parámetros eléctricos medidos para cada módulo evaluado. A partir de estas condiciones reales de operación, el algoritmo ajustó dinámicamente parámetros dependientes de temperatura e irradiancia, permitiendo actualizar curvas I–V y P–V equivalentes al comportamiento experimental observado en los módulos post-consumo.

Posteriormente, sobre esta base experimental reconstruida, se implementó un modelo de degradación determinista orientado a representar el envejecimiento progresivo del módulo fotovoltaico a lo largo del tiempo. Este procedimiento modificó de manera acumulativa parámetros eléctricos internos del modelo, incluyendo disminución de corriente fotogenerada, incremento de corriente de saturación del diodo, aumento de resistencia serie y reducción de resistencia paralelo, permitiendo simular la pérdida gradual de desempeño eléctrico asociada al envejecimiento operativo y exposición ambiental.

De manera complementaria, el modelo integró un enfoque probabilístico basado en simulaciones Monte Carlo, mediante el cual se generaron escenarios aleatorios de degradación física asociados a defectos térmicos, microgrietas y celdas inactivas detectadas experimentalmente mediante técnicas de diagnóstico no destructivo. Cada iteración modificó aleatoriamente los parámetros eléctricos internos del módulo y generó nuevas curvas I–V y P–V degradadas, representando diferentes escenarios posibles de deterioro operativo.

Finalmente, los resultados simulados fueron comparados con los parámetros experimentales medidos en campo, particularmente potencia máxima (P_{max}), corriente de cortocircuito (I_{sc}), voltaje de máxima potencia (V_{mp}) y corriente de máxima potencia (I_{mp}). Esta comparación permitió cuantificar el error entre simulación y medición experimental, seleccionar los escenarios de degradación con mejor ajuste y estimar el nivel de degradación eléctrica de los módulos fotovoltaicos evaluados.

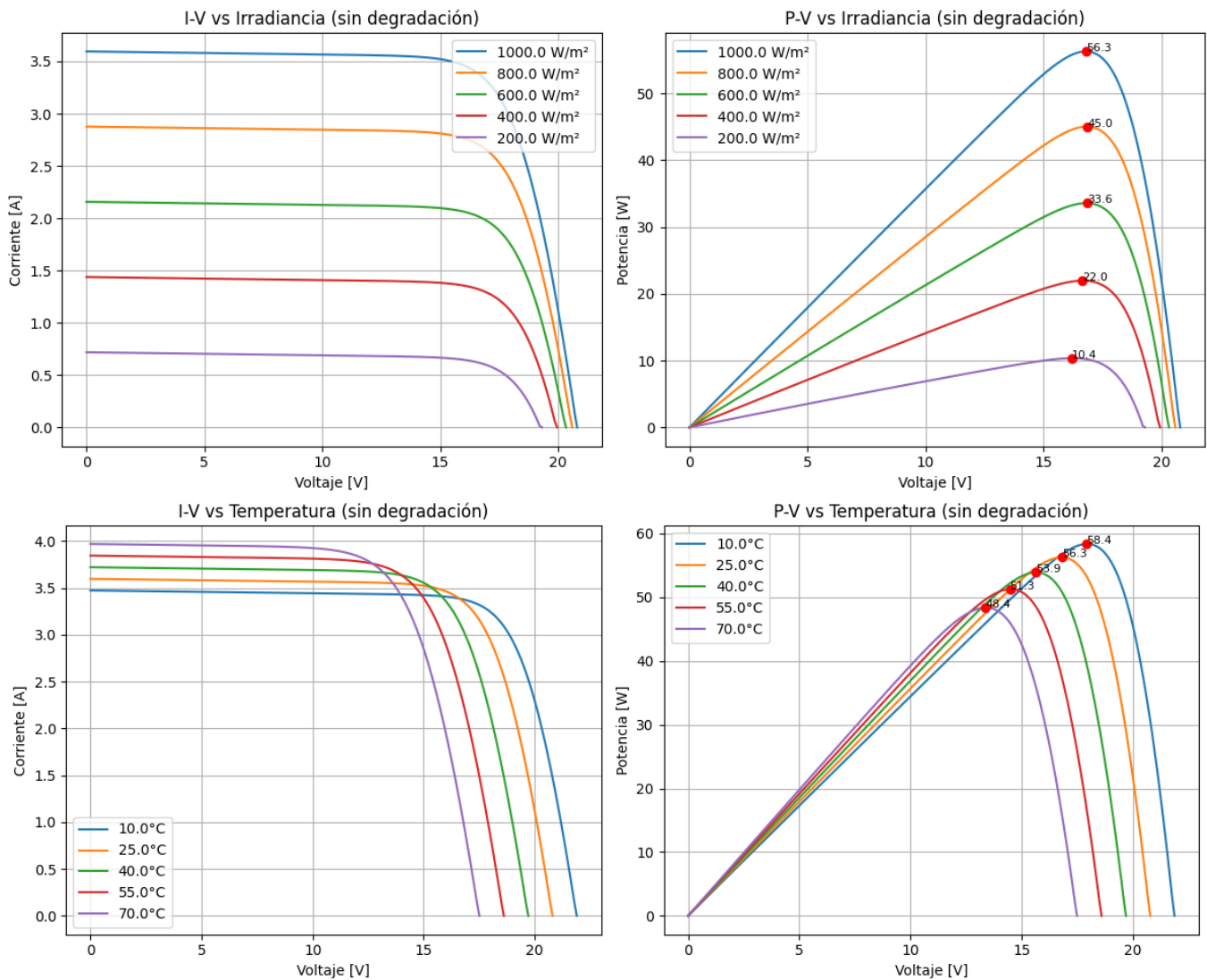
La aplicación de este procedimiento permitió integrar caracterización experimental, simulación física y análisis probabilístico dentro de un único flujo computacional, proporcionando una herramienta de evaluación orientada a la clasificación técnica y potencial reutilización de módulos fotovoltaicos post-consumo dentro del marco metodológico de economía circular propuesto.

5. DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

5.1 Comparación del modelo eléctrico bajo condiciones estándar (STC)

En este estudio de caso, el modelo eléctrico uso como base los módulos SOLAREX MSM-56, obteniendo una potencia máxima de 56.3 W bajo (STC), lo que representa una desviación de 0.3 W respecto al valor nominal del fabricante (56 W) Figura 4. Este resultado confirma la alta precisión del modelo para reproducir el punto de máxima potencia bajo condiciones de referencia, validando la parametrización de los elementos del modelo de un diodo con dos resistencias y la consistencia con los datos de fábrica (Figura 18).

Figura 18. Curvas I-V y P-V MODELO IDEAL – ELÉCTRICO



Fuente: Autoría propia

Adicional, como parte de la visualización, se generó una gráfica comparativa que muestra cómo varía el punto de máxima potencia (P_{max}) en función de diferentes niveles de irradiancia y temperatura, replicando las curvas características presentadas en fichas técnicas reales. Esta visualización no solo confirma la precisión del modelo bajo STC, sino también su capacidad para simular comportamientos dinámicos del módulo en condiciones reales. Esta validación inicial sustenta el uso como modelo base para evaluar el envejecimiento, simular degradación, y tomar decisiones técnicas sobre la viabilidad de una segunda vida útil para módulos fotovoltaicos.

5.2. Degradación determinista: evolución temporal del desempeño:

La degradación temporal del módulo fue simulada durante 22 años mediante un modelo determinista. La potencia máxima disminuyó progresivamente de 56.3 W en el año 0 hasta 44.4 W en el año 22, lo que representa una pérdida acumulada del 21,14% frente a condiciones STC. A partir de esta tendencia se estimó una tasa efectiva de degradación anual de:

$$\frac{P_{22}}{P_0} = \frac{44.4}{56.3} = 0.7886$$

Asumiendo un modelo de degradación exponencial de la forma:

$$P(t) = P_0 * (1 - r)^t$$

Donde r es la tasa anual de degradación, se despeja r :

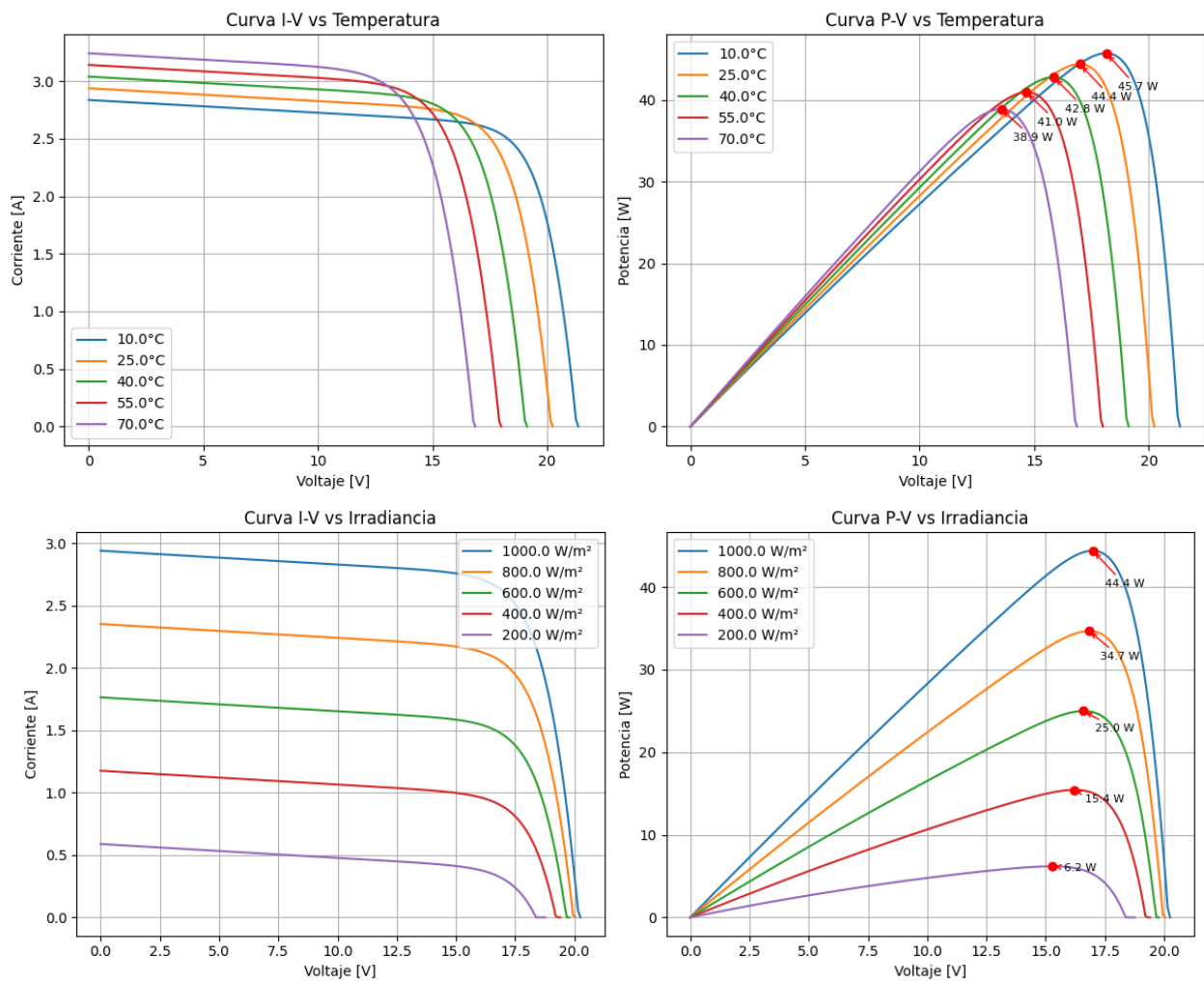
$$r = 1 - \left(\frac{P_{22}}{P_0} \right)^{\frac{1}{22}} = 1 - (0.7886)^{\frac{1}{22}}$$

El valor obtenido es:

$$r = 0.01073 \quad (1,07\% \text{ anual})$$

$r = 0.01073$ (1,07% anual) valor consistente con los reportes para módulos de silicio cristalino (0.8–1.5%/año), dependiendo de condiciones ambientales, calidad de fabricación y estrés operativo (ABDELOUAHED, ELMAMOUN, *et al.*, 2022) (ALIMI, MEYER e OLAYIWOLA, 2022). Este resultado valida la coherencia física del modelo determinista para representar el envejecimiento intrínseco del material bajo condiciones controladas.

Para evaluar el desempeño en condiciones reales, se incorporaron distintos niveles de irradiancia y temperatura (ver Figura 19), donde se muestra la evolución de las curvas I–V y P–V bajo condiciones degradadas.

Figura 19. Curvas I-V y P-V con degradación temporal – Modelo exponencial

Fuente: Autoría propia

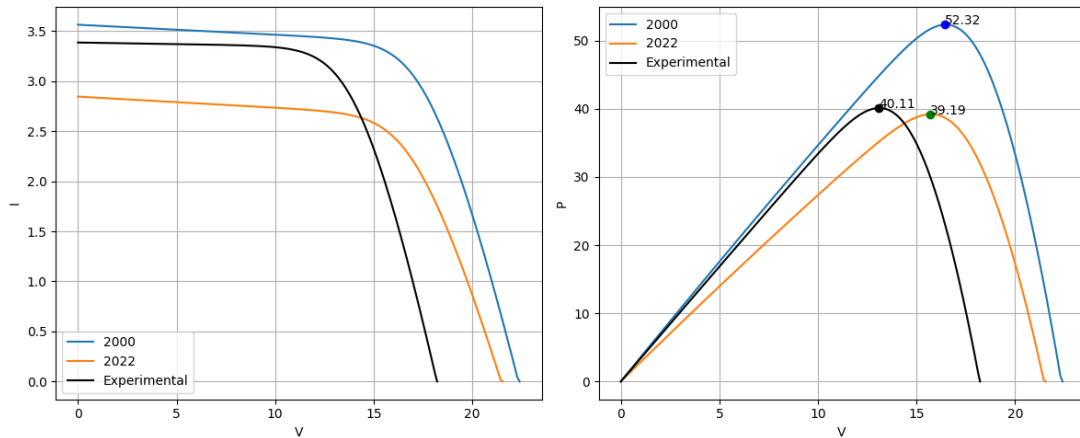
Se observa que un incremento de temperatura reduce la potencia máxima, principalmente debido a la disminución del voltaje de circuito abierto (V_{oc}) y al aumento de la corriente de saturación del diodo (I_0). Por otro lado, un incremento de irradiancia aumenta la fotocorriente (I_{ph}), resultando en mayor potencia, coherente con la física del dispositivo.

5.2.1. Validación con datos experimentales

La validación se realizó comparando los resultados de simulación con datos experimentales del caso “Circular Solar Economy: PV modules decision-making framework for reuse” (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025). Para esto, se evaluaron tres

escenarios: (i) estado inicial en el año 2000, (ii) condición degradada simulada en año 2022, y (iii) condición experimental promedio tras desinstalación en la Isla Ratones, Florianópolis, Brasil (Figura 20).

Figura 20. Comparación Pmax en año 0, año 22 y operación experimental.



Fuente: Autoría propia

Para el escenario inicial se seleccionaron datos de irradiancia y temperatura representativos de máxima generación a mediodía, obtenidos de la base NASA POWER (NASA POWER DAV, 2026). Los valores promedio fueron 831.67 W/m² y 47.97 °C, representando condiciones críticas de operación. De manera consistente, para 2022 se consideraron registros de mediodía de 990 W/m² y 45 °C, permitiendo comparar la respuesta del módulo bajo condiciones óptimas de generación energética (PIVATTO, VIDOTTO, *et al.*, 2025).

Finalmente, se realizó un análisis estadístico de 100 registros experimentales, obteniendo valores mínimo, máximo y promedio de los parámetros eléctricos y ambientales (Tabla 6), lo que permitió graficar la curva representativa de operación real y compararlos con los valores obtenidos de la simulación.

Tabla 6. Resumen estadístico de datos experimentales y degradados del módulo SOLAREX MSM -

56

	Valores Experimentales 2022			Valores Medios Simulados
Parámetro	Min	Max	Medios	2022
$G_{exp} \frac{W}{m^2}$	949	1035	990	990
$T_{exp} ^\circ C$	44	47	45	45
$V_{oc} (V)$	17,50	19,30	18,22	21,55
$I_{sc} (A)$	3,25	3,63	3,43	2,85
$P_{max} (W)$	39,5	46,03	43,01	39,19
$V_{mp} (V)$	12,40	14,10	13,27	15,70
$I_{mp} (A)$	2,88	3,25	3,02	2,49
$R_s \Omega$	0,87	2,41	1,33	1,25
$R_p \Omega$	200	380	322,53	80,56

Fuente: (PIVATTO, VIDOTTO, et al., 2025)

El modelo de diodo único reproduce adecuadamente la forma global de las curvas I–V y P–V, incorporando efectos de irradiancia, temperatura y degradación temporal mediante condiciones exponenciales en I_{ph} , I_o , R_s y R_p . Sin embargo, al comparar los resultados simulados con los valores experimentales medios, se observan discrepancias relevantes asociadas a la naturaleza simplificada del modelo y al acoplamiento entre parámetros eléctricos.

La diferencia más significativa se presenta en la resistencia shunt R_p , donde el valor simulado (80.56 Ω) es considerablemente menor que el experimental (322.53 Ω). Probablemente, esto implicaría un aumento de corrientes de fuga y mayores pérdidas por derivación. No obstante, esta reducción no representa necesariamente una degradación física real, sino un parámetro efectivo de compensación numérica dentro del

ajuste global del modelo, que absorbe desviaciones en I_o , n y R_s .

Adicionalmente, el modelo considera un factor de idealidad $n = 1$, simplificación común en formulaciones de diodo único. Esta aproximación asume un comportamiento ideal de recombinación difusiva y reduce la complejidad matemática del sistema. Sin embargo, en módulos fotovoltaicos sometidos a operación prolongada en ambientes marinos agresivos, como el caso de estudio, este supuesto puede dejar de ser representativo. La presencia de humedad, salinidad y ciclos térmicos favorece mecanismos adicionales de recombinación, defectos en la unión PN y degradación del encapsulante, lo que incrementa el valor efectivo del factor de idealidad. Como consecuencia, esta simplificación contribuye a desviaciones en la estimación de V_{oc} y V_{mp} , particularmente en la región exponencial de la curva I–V.

En contraste, el modelo de degradación implementado sugiere una adecuada representación de las tendencias físicas esperadas a lo largo del tiempo, incluyendo la disminución de la corriente fotogenerada I_{ph} , aumento de la corriente de saturación I_o , incremento de R_s y reducción de R_p . Estas tendencias explican la reducción de P_{max} en el estado simulado degradado (39.19 W), consistente con el deterioro eléctrico progresivo del dispositivo. En términos relativos, la degradación simulada respecto a condiciones STC alcanza aproximadamente el 30%, mientras que los datos experimentales indican una degradación cercana al 23%. En este contexto, el modelo determinista presenta una desviación de aproximadamente 7 puntos porcentuales en la estimación de la degradación, evidenciando una ligera sobreestimación del deterioro energético del sistema fotovoltaico. No obstante, esta diferencia se mantiene dentro de un rango razonable considerando la naturaleza simplificada del modelo de diodo único y la ausencia de mecanismos de degradación no lineales avanzados.

A pesar de ello, la proximidad entre los valores de potencia simulada y experimental (43.01 W) confirma que el modelo captura aproximadamente la tendencia global del comportamiento energético del módulo bajo condiciones de operación prolongada. Por otro lado, el voltaje de circuito abierto V_{oc} simulado es superior al experimental, lo cual sugiere una subestimación de recombinación interna asociada a I_o . Este efecto es consistente con una degradación simplificada, donde no se incluyen

mecanismos no ideales de recombinación ni defectos inducidos por envejecimiento. Respecto a las corrientes, se observa una subestimación de I_{sc} e I_{mp} , asociada a una menor fotogeneración efectiva y a pérdidas adicionales por la reducción de R_p , lo que incrementa las corrientes de fuga y disminuye la corriente útil en la región de operación.

Finalmente, las discrepancias observadas deben interpretarse considerando las condiciones ambientales del sitio de instalación (Isla dos Ratones, Florianópolis, Brasil), caracterizado por alta humedad relativa, ambiente marino salino y exposición continua a aerosoles costeros. Estas condiciones aceleran mecanismos de degradación como corrosión de contactos, incremento de corrientes de fuga y deterioro del encapsulante, afectando directamente parámetros como R_p e I_o . En consecuencia, las diferencias entre el modelo y los datos experimentales no solo reflejan limitaciones para ese caso del modelo de diodo único, sino también la complejidad del entorno físico real de operación.

En conjunto, el modelo constituye una herramienta de referencia que permite: (i) validar la coherencia entre la formulación matemática y los datos del fabricante, y (ii) estimar la tendencia promedio de degradación bajo condiciones controladas, proporcionando una base sólida para la interpretación de resultados experimentales y el desarrollo de modelos más complejos.

5.3. Degradación probabilística: Simulación de Monte Carlo

El modelo de simulación Monte Carlo utiliza como entrada la base de datos experimental generada a partir del protocolo de medición, que contiene 100 registros derivados de 76 módulos físicos. Cada registro representa una instancia operativa independiente, la cual se somete a múltiples realizaciones estocásticas para capturar la variabilidad del envejecimiento eléctrico asociada a defectos físicos no observables directamente.

La simulación se construye sobre el estado degradado obtenido mediante el modelo determinista, que calcula únicamente la pérdida intrínseca de los parámetros eléctricos (I_{ph} , I_o , R_s y R_p). Sobre esta base, Monte Carlo genera escenarios aleatorios de perturbación en los parámetros eléctricos, representando diferentes

configuraciones de defectos físicos asociados al envejecimiento del módulo. Para cada realización, se calculan las curvas I–V y P–V mediante la solución numérica del modelo eléctrico y se evalúa la potencia máxima resultante. El escenario representativo se selecciona como aquel que minimiza el error respecto a la potencia experimental del registro correspondiente, garantizando la consistencia entre simulación y medición. La selección del escenario representativo no se realiza únicamente a partir de la potencia máxima, sino mediante una función de error ponderada que compara simultáneamente los parámetros simulados y experimentales (P_{max} , I_{sc} , V_{mp} y I_{mp}). El escenario óptimo corresponde a la simulación que minimiza el error global respecto al registro experimental analizado, garantizando consistencia entre el comportamiento eléctrico modelado y las mediciones reales de campo.

Este procedimiento se repite para los 100 registros del conjunto de datos, generando una distribución de estados de degradación que permite caracterizar la variabilidad del desempeño eléctrico en condiciones reales de operación.

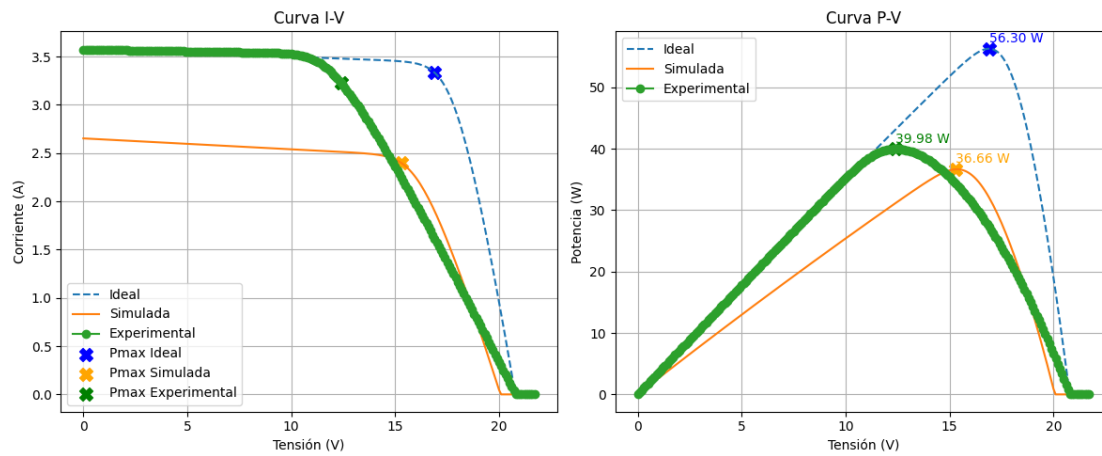
5.3.1. Muestreo curvas I-V y P-V con degradación temporal + Simulación Monte Carlo (ajuste con defectos físicos)

Se generaron curvas I–V y P–V para cada registro experimental bajo tres condiciones de operación: estado ideal en condiciones (STC), condición experimental medida en campo y condición simulada mediante el modelo híbrido determinista–Monte Carlo.

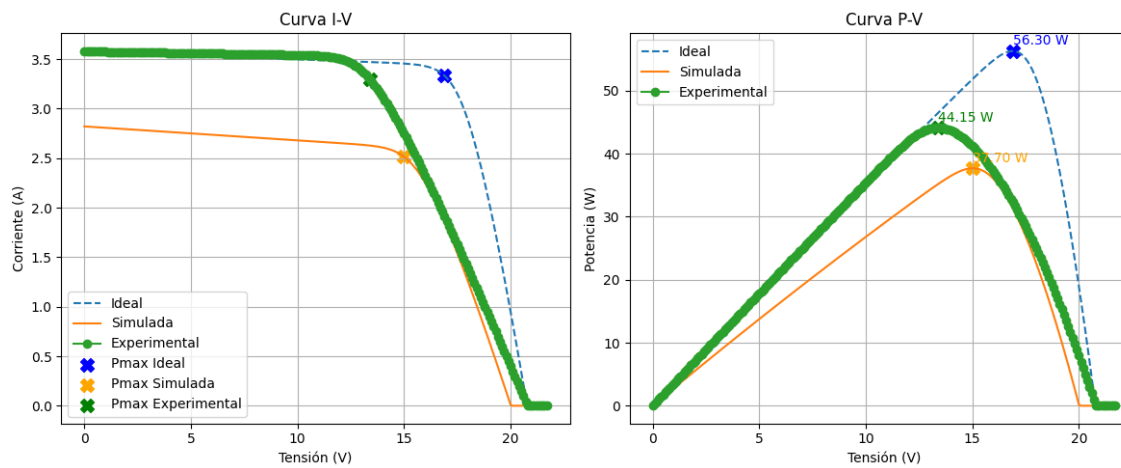
La comparación conjunta de estas curvas permite analizar el desplazamiento progresivo del punto de máxima potencia y la modificación de los parámetros eléctricos equivalentes debido al envejecimiento del módulo. En particular, la reducción de corriente fotogenerada, el incremento de pérdidas resistivas y el deterioro de las características del diodo producen deformaciones características en las curvas eléctricas simuladas. La Figura 21 presenta un subconjunto representativo de los escenarios simulados obtenidos mediante Monte Carlo para diferentes registros experimentales, mostrando la capacidad del modelo para reproducir la variabilidad observada en módulos fotovoltaicos degradados en condiciones reales de operación.

Figura 21. Muestreo curvas I-V y P-V con degradación temporal + Simulación Monte Carlo (ajuste con defectos físicos)

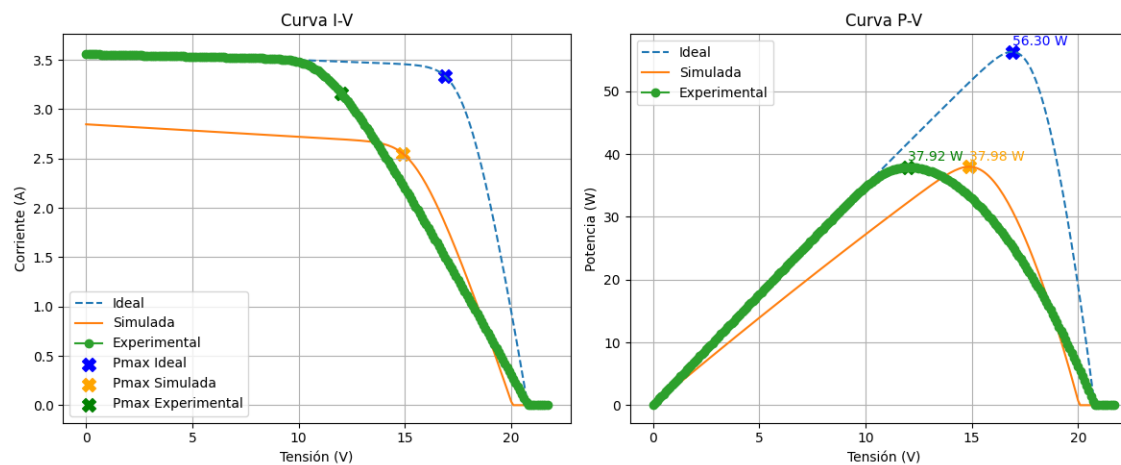
a) Iteración 5/100: Curvas I-V y P-V (ideal, simulada y experimental)



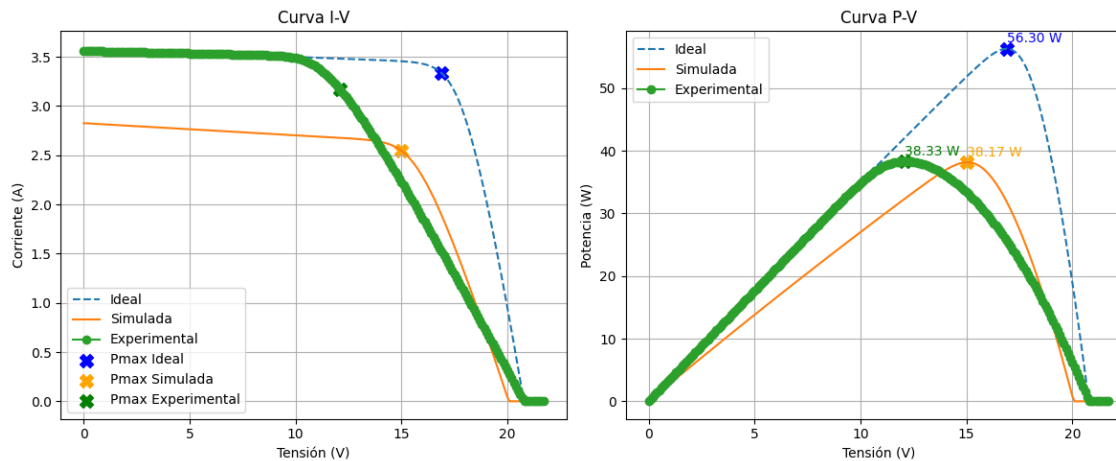
b) Iteración 10/100: Curvas I-V y P-V (ideal, simulada y experimental)



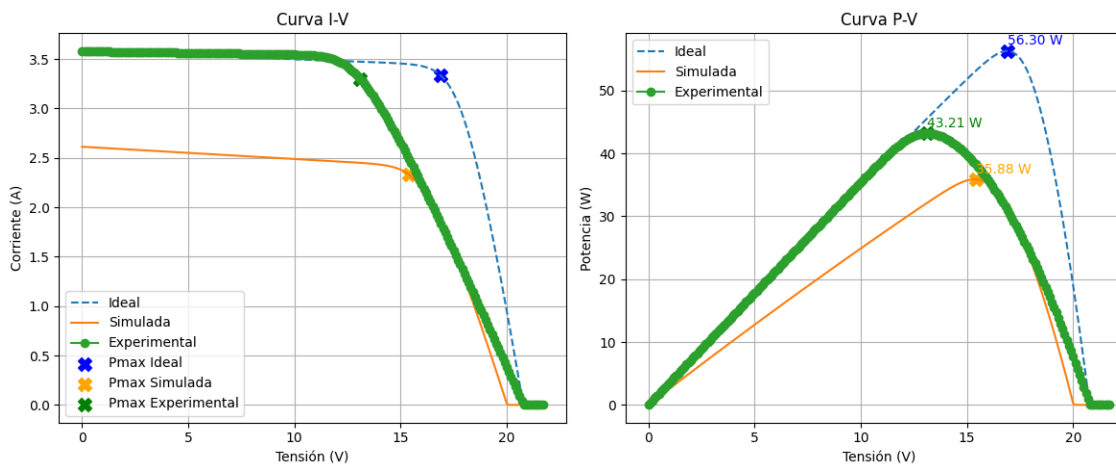
c) Iteración 30/100: Curvas I-V y P-V (ideal, simulada y experimental)



d) Iteración 40/100: Curvas I-V y P-V (ideal, simulada y experimental)



e) Iteración 60/100: Curvas I-V y P-V (ideal, simulada y experimental)



Fuente: Autoría propia

En todos los casos analizados se observa que las curvas experimentales presentan una reducción del desempeño eléctrico respecto al comportamiento ideal bajo condiciones STC. Sin embargo, la corriente generada permanece relativamente invariante en comparación con la disminución observada en la potencia máxima y en la tensión de operación. Este comportamiento se explica principalmente porque los niveles de irradiancia medidos durante la adquisición experimental se mantienen cercanos a las condiciones estándar de prueba ($\sim 1000 \text{ W/m}^2$), conservando prácticamente estable la corriente fotogenerada (I_{ph}) y, en consecuencia, la corriente de cortocircuito (I_{sc}).

Adicionalmente, las condiciones ambientales asociadas al entorno costero de Isla Ratones, en Florianópolis, favorecen mecanismos de degradación predominantemente eléctricos antes que pérdidas significativas de foto generación. La

elevada humedad, salinidad y exposición térmica aceleran procesos de corrosión, degradación de interconexiones y formación de caminos de fuga, afectando principalmente parámetros como la resistencia serie (R_s), la resistencia en paralelo (R_p) y la tensión de circuito abierto (V_{oc}). Como resultado, la degradación se manifiesta principalmente mediante reducción del factor de forma y disminución de la potencia máxima extraíble, mientras que la corriente de cortocircuito presenta variaciones relativamente menores.

Las curvas simuladas mediante el modelo híbrido determinista–Monte Carlo reproducen este comportamiento degradado con diferentes niveles de aproximación. Las discrepancias más relevantes se concentran en la región del punto de máxima potencia (MPP), donde el sistema presenta una elevada sensibilidad no lineal frente a pequeñas variaciones de los parámetros eléctricos equivalentes, particularmente R_s y R_p . El incremento de R_s produce pérdidas óhmicas que reducen el factor de forma y desplazan el MPP hacia menores niveles de potencia, mientras que la disminución de R_p incrementa las corrientes de fuga y modifica la curvatura de la región de baja tensión de la curva I–V. Debido a la naturaleza implícita y no lineal del modelo de un diodo empleado en la simulación, pequeñas perturbaciones en estos parámetros generan variaciones significativas en la potencia máxima simulada.

La curva simulada reportada para cada registro experimental corresponde al escenario Monte Carlo que minimiza una función de error ponderada construida a partir de los parámetros eléctricos (P_{max} , I_{sc} , V_{mp} y I_{mp}). En consecuencia, la solución seleccionada no representa una realización aleatoria arbitraria, sino el escenario físicamente más consistente dentro del conjunto de simulaciones evaluadas. Este procedimiento permite aproximar el estado degradado del módulo mediante un proceso de ajuste inverso basado en parámetros eléctricos experimentales.

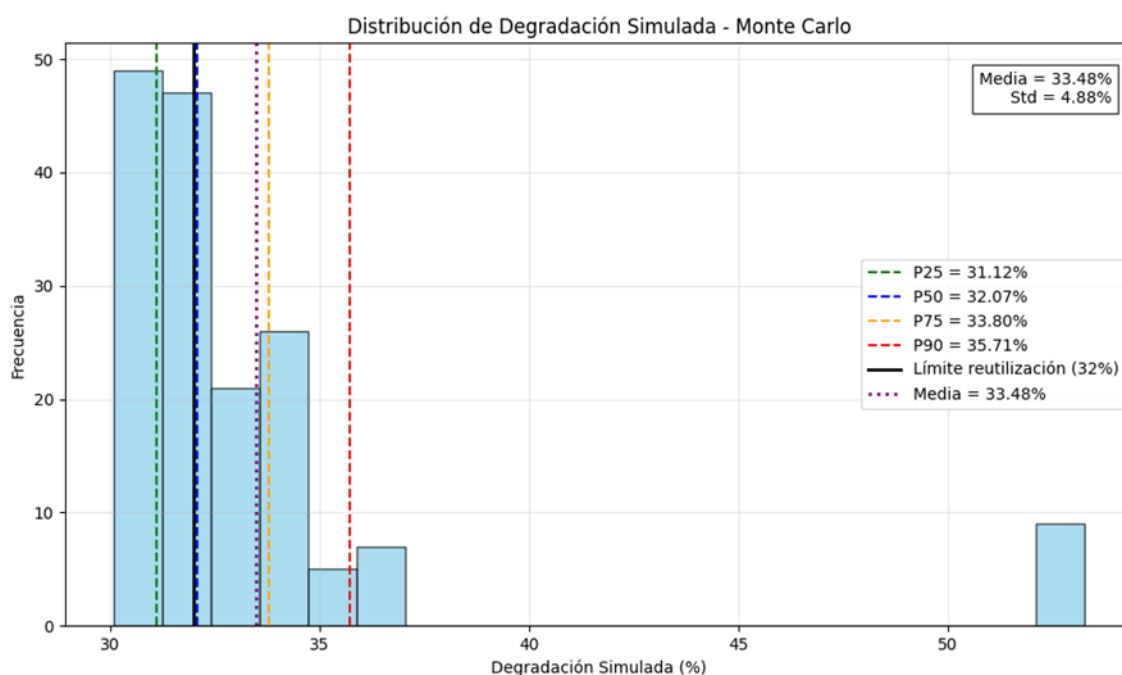
Adicionalmente, el modelo Monte Carlo incorpora explícitamente la influencia de defectos físicos sobre los parámetros eléctricos equivalentes del módulo fotovoltaico. En particular, las microgrietas simuladas producen una reducción de la corriente fotogenerada (I_{ph}) debido a la pérdida efectiva de área activa en las celdas; los defectos térmicos identificados mediante inspección infrarroja incrementan la resistencia

serie (R_s), representando pérdidas óhmicas derivadas de corrosión, fatiga de interconexiones y formación de puntos calientes; mientras que la presencia de celdas inactivas modifica simultáneamente la resistencia paralelo (R_p) y la corriente de saturación del diodo (I_o), reflejando el aumento de corrientes de fuga y mecanismos adicionales de recombinación interna. Estas perturbaciones físicas son introducidas estocásticamente en cada realización Monte Carlo, permitiendo que la variabilidad simulada posea una interpretación física directa sobre el comportamiento eléctrico del módulo.

De forma complementaria, la Figura 22 presenta el histograma de degradación obtenido mediante simulación Monte Carlo, donde la degradación se calcula como la reducción relativa de la potencia máxima simulada respecto al valor ideal bajo condiciones STC. Esta representación estadística permite extender el análisis desde una perspectiva determinista hacia una caracterización probabilística del desempeño eléctrico de los módulos fotovoltaicos End-of-Life (EoL), evidenciando la dispersión asociada a los distintos escenarios de envejecimiento y defectos físicos considerados en la simulación.

La distribución obtenida permite identificar tendencias globales de degradación, cuantificar niveles de dispersión y estimar percentiles representativos del desempeño eléctrico del conjunto analizado. En consecuencia, el análisis probabilístico se convierte en una herramienta relevante para estudios de confiabilidad, diagnóstico avanzado y evaluación del potencial de reutilización de módulos fotovoltaicos degradados dentro del marco de economía circular propuesto.

Figura 22. Distribución Monte Carlo de Degradación en Módulos Fotovoltaicos EoL.



Indicador	Degradación Experimental (%)	Degradación Simulada (%)	Diferencia Absoluta (%)
Media	33.38	33.48	3.12
Desv. estándar	12.16	4.90	7.08
Mínimo	21.67	30.08	0.01
P25	28.56	31.12	0.15
Mediana (P50)	31.80	32.07	0.39
P75	33.80	33.80	3.74
Máximo	100.00	53.26	47.51

Fuente: Autoría propia

La distribución resultante presenta un comportamiento unimodal, concentrado principalmente en el intervalo de degradación entre 30 % y 35 %. La degradación simulada exhibe una media (μ) de 33.48 % y una desviación estándar (σ) de 4.88 %, indicando que la mayor parte de los escenarios simulados se agrupan alrededor de un estado promedio de degradación moderada–severa.

Bajo una interpretación estadística aproximada de distribución normal, el intervalo correspondiente a $\mu \pm \sigma$ comprende degradaciones entre 28.58 % y 38.38 %. Esto implica que aproximadamente el 68 % de los escenarios simulados presentan

degradaciones dentro de este rango, reflejando la región de comportamiento operativo más probable del conjunto de módulos fotovoltaicos analizados.

La interpretación física de este intervalo resulta particularmente relevante. El límite inferior del intervalo (28.58 %) se encuentra por debajo del umbral de reutilización del 32 %, mientras que el límite superior (38.38 %) lo supera significativamente. Esto indica que el sistema fotovoltaico estudiado opera en una región de transición crítica, donde pequeñas variaciones en defectos físicos o condiciones ambientales pueden desplazar un módulo desde una condición potencialmente reutilizable hacia un estado de degradación incompatible con una segunda vida operativa.

Desde el punto de vista probabilístico, la desviación estándar relativamente moderada obtenida ($\sigma = 4.90\%$) sugiere que el modelo Monte Carlo genera una dispersión físicamente coherente y controlada alrededor de la degradación promedio. Esto indica que las perturbaciones aleatorias implementadas sobre los parámetros eléctricos equivalentes I_{ph} , I_o , R_s , y R_p se producen variabilidad realista sin generar comportamientos estadísticamente inestables o físicamente inconsistentes.

Los resultados muestran que el modelo híbrido logró representar adecuadamente el comportamiento promedio observado experimentalmente. La degradación experimental promedio fue de 33.38 %, mientras que la degradación simulada alcanzó 33.48 %, obteniéndose una diferencia entre medias de apenas 0.09 puntos porcentuales. Esta alta concordancia indica que las tasas de degradación implementadas en el modelo determinista, junto con la incorporación probabilística de defectos físicos mediante Monte Carlo, permiten reproducir consistentemente la tendencia global de envejecimiento del sistema fotovoltaico analizado.

No obstante, la coincidencia entre medias globales no es suficiente para evaluar completamente el desempeño predictivo del modelo. Debido a la naturaleza estocástica y altamente no lineal del sistema fotovoltaico degradado, resulta necesario analizar también el error a nivel de observaciones individuales. Para ello, se calculó la diferencia porcentual absoluta entre la degradación simulada y experimental para cada registro, obteniéndose un error absoluto medio de 3.12 %. Este indicador representa la desviación promedio de las predicciones respecto a los valores reales medidos

experimentalmente.

La diferencia entre ambos indicadores estadísticos posee una interpretación importante. Mientras la diferencia entre medias evalúa la capacidad del modelo para reproducir correctamente la tendencia central global del conjunto de datos, el error absoluto medio cuantifica la precisión local del modelo en cada caso individual. En consecuencia, el modelo presenta una adecuada calibración global del fenómeno de degradación, aunque mantiene desviaciones moderadas en ciertos registros particulares, lo cual resulta consistente con la complejidad física y la variabilidad inherente de los mecanismos reales de envejecimiento fotovoltaico.

El análisis por percentiles adquiere especial relevancia al compararse con el criterio experimental de reutilización adoptado en el estudio de referencia, donde se estableció que un módulo fotovoltaico puede considerarse reutilizable siempre que conserve al menos el 68 % de su potencia nominal inicial, equivalente a una degradación máxima aceptable del 32 %.

Bajo este criterio, el percentil 25 de la distribución simulada ($P_{25} = 31.12\%$) se encuentra ligeramente por debajo del límite de reutilización, indicando que aproximadamente el 25 % de los escenarios simulados corresponden a módulos que aún conservan condiciones relativamente favorables de operación y mantienen degradaciones compatibles con reutilización potencial.

La mediana de la distribución ($P_{50} = 32.07\%$) se ubica prácticamente sobre el umbral de reutilización. Este resultado posee una interpretación física importante: aproximadamente la mitad de los escenarios simulados presentan degradaciones compatibles con reutilización técnica, mientras que la otra mitad supera el límite considerado aceptable. En términos operativos, esto sugiere que el sistema analizado se encuentra cercano a una condición crítica de transición entre reutilización viable y degradación avanzada.

Por su parte, el percentil 75 ($P_{75} = 33.80\%$) supera claramente el umbral de degradación del 32 %, indicando que al menos el 25 % de los escenarios simulados presentan estados de envejecimiento más severos, asociados a mayores

pérdidas eléctricas y menor viabilidad de reutilización. Estos escenarios representan configuraciones donde defectos físicos acumulativos —como incremento de resistencia serie, reducción de resistencia paralelo, microgrietas y celdas inactivas— afectan significativamente el desempeño eléctrico del módulo.

Adicionalmente, el percentil 90 ($P_{90} = 35.71 \%$) representa un escenario conservador de degradación severa dentro de la distribución Monte Carlo. Este resultado indica que el 90 % de las simulaciones presentan degradaciones inferiores o iguales a dicho valor, mientras que únicamente el 10 % corresponde a escenarios más críticos. Desde el punto de vista físico, estos casos reflejan configuraciones con elevada acumulación de defectos eléctricos y pérdidas resistivas significativas, asociadas a módulos con baja viabilidad de reutilización y potencial orientación hacia procesos de reciclaje.

La incorporación del P_{90} fortalece significativamente la interpretación probabilística del modelo, ya que permite caracterizar escenarios de degradación severa asociados a condiciones menos favorables de envejecimiento fotovoltaico. Asimismo, la diferencia entre el umbral de reutilización (32 %) y el P_{90} evidencia la existencia de una fracción no despreciable de módulos operando claramente fuera de condiciones aceptables de segunda vida.

De manera complementaria, el valor máximo de degradación simulada alcanzó 53.26 %, representando escenarios extremos de deterioro acumulativo generados por combinaciones altamente desfavorables de defectos físicos y pérdidas resistivas. Desde el punto de vista operativo, estos casos corresponden a módulos severamente degradados, con muy baja viabilidad de reutilización y posible orientación hacia procesos de reciclaje. Sin embargo, este valor máximo no representa el comportamiento típico del sistema, sino escenarios probabilísticos extremos dentro del espacio de simulación Monte Carlo.

Un aspecto particularmente relevante de la distribución obtenida corresponde a la relación entre la desviación estándar y el percentil 90. Aunque la distribución presenta una dispersión moderada ($\sigma = 4.90 \%$), el valor relativamente elevado del P_{90} (35.71 %) evidencia la presencia de una cola superior de degradación claramente marcada. Estadísticamente, esto indica que, aunque la mayoría de los módulos presentan degradaciones cercanas al valor medio, existe una fracción reducida de

escenarios con niveles significativamente más severos de deterioro eléctrico.

Desde el punto de vista físico, esta cola superior refleja configuraciones probabilísticas donde los defectos simulados —microgrietas, aumento de resistencia serie, disminución de resistencia paralelo, celdas inactivas y corrientes de fuga— producen pérdidas eléctricas acumulativas considerablemente mayores. La presencia de esta cola resulta metodológicamente importante, ya que demuestra que el modelo probabilístico no genera distribuciones artificialmente idealizadas o excesivamente concentradas alrededor de la media. Por el contrario, reproduce un comportamiento estadístico más realista, coherente con la heterogeneidad característica de módulos fotovoltaicos EoL sometidos a distintos niveles de envejecimiento y exposición ambiental.

En consecuencia, la combinación entre una dispersión moderada y la existencia de escenarios severos representados por el P90 fortalece la robustez física y probabilística del modelo desarrollado, evidenciando su capacidad para representar tanto el comportamiento promedio del sistema como condiciones críticas de degradación avanzada relevantes para procesos de clasificación, reutilización y reciclaje fotovoltaico.

Adicionalmente, la proximidad entre la media simulada (33.48 %) y el umbral experimental de reutilización evidencia que el sistema fotovoltaico estudiado opera globalmente en una región límite de desempeño. Este comportamiento resulta consistente con módulos End-of-Life expuestos durante aproximadamente 22 años a condiciones ambientales marino-costeras agresivas, donde fenómenos de corrosión, humedad y fatiga térmica aceleran el deterioro de los parámetros eléctricos equivalentes.

Desde una perspectiva probabilística, los resultados indican que el modelo Monte Carlo no solo reproduce adecuadamente la degradación promedio observada experimentalmente, sino que además permite estimar la probabilidad de que un módulo permanezca dentro o fuera de criterios aceptables de reutilización. En este sentido, los percentiles funcionan como indicadores de riesgo y confiabilidad, permitiendo clasificar módulos según distintos niveles esperados de degradación y apoyar procesos de decisión relacionados con mantenimiento, clasificación EoL y estrategias de segunda vida fotovoltaica.

En síntesis, los percentiles obtenidos permiten interpretar la distribución de degradación de la siguiente manera:

Percentil	Interpretación
P25 = 31.12 %	módulos relativamente favorables
P50 = 32.07 %	región crítica de transición
P75 = 33.80 %	degradación avanzada moderada
P90 = 35.71 %	escenarios severos/probabilidad baja

En conjunto, el uso de percentiles, medidas de dispersión y escenarios extremos mejora significativamente la interpretación estadística y física del comportamiento degradativo del sistema fotovoltaico. Este enfoque permite establecer umbrales cuantificables, reproducibles y técnicamente justificables para la clasificación de módulos fotovoltaicos, fortaleciendo el proceso de toma de decisiones dentro del marco computacional orientado a sostenibilidad y económica circular.

6. CONCLUSIONES

El presente trabajo permitió desarrollar e implementar un marco metodológico integral para la evaluación de módulos fotovoltaicos en condición End-of-Life (EoL), integrando caracterización experimental, modelado físico y simulación probabilística en Python. La propuesta establece una conexión directa entre mediciones eléctricas reales y herramientas computacionales de análisis de degradación, aportando un enfoque aplicable a procesos de diagnóstico, clasificación y toma de decisiones en el contexto de la economía circular fotovoltaica.

El modelo eléctrico basado en el circuito equivalente de un solo diodo con resistencias serie y paralelo reprodujo de forma consistente el comportamiento corriente–tensión (I–V) y potencia–tensión (P–V) de módulos SOLAREX MSM-56 con aproximadamente 22 años de operación en ambiente marino-costero. La validación bajo condiciones (STC) evidenció desviaciones inferiores al 1% respecto a los valores del fabricante, confirmando la precisión del modelo en la estimación del punto de máxima potencia (MPP).

La validación con datos experimentales mostró una alta concordancia entre simulación y mediciones de campo. La degradación experimental promedio fue de 33,38%, mientras que la simulada alcanzó 33,48%, con una diferencia media de 0,09 puntos porcentuales. Asimismo, el error absoluto medio de 3,12% confirma una adecuada capacidad predictiva del modelo en la representación del estado degradado de los módulos fotovoltaicos.

El enfoque determinista permitió representar la evolución progresiva de los parámetros eléctricos internos del módulo (I_{ph} , I_o , R_s y R_p), alcanzando una degradación del 21,14% respecto a condiciones nominales STC. Sin embargo, al contrastar con condiciones reales de operación, la degradación simulada (~30%) frente a la experimental (~23%) evidenció una desviación aproximada de 7 puntos porcentuales, atribuida a simplificaciones del modelo de un diodo y a la complejidad de los mecanismos reales de envejecimiento en ambientes marino-costeros.

De manera complementaria, la simulación Monte Carlo permitió incorporar la variabilidad aleatoria asociada a defectos físicos como microgrietas, incremento de resistencia serie, reducción de resistencia paralelo, corrientes de fuga y celdas inactivas. Este enfoque permitió generar una distribución probabilística del desempeño eléctrico, capturando la heterogeneidad propia de módulos fotovoltaicos en condición EoL.

El análisis estadístico de la distribución simulada mostró un comportamiento aproximadamente unimodal, con media de 33,48% y desviación estándar de 4,90%, concentrado principalmente en el rango de 30% a 35% de degradación. En particular, la mediana ($P50 = 32,07\%$) se ubicó prácticamente sobre el umbral técnico de reutilización (32%), lo que indica que el sistema se encuentra en una región crítica de transición entre reutilización viable y degradación avanzada.

Asimismo, el percentil 75 ($P75 = 33,80\%$) y el percentil 90 ($P90 = 35,71\%$) evidencian la existencia de escenarios de degradación moderada a severa, asociados a la acumulación de defectos físicos y pérdidas resistivas. La presencia de esta cola superior confirma que el modelo reproduce de manera realista la variabilidad del envejecimiento fotovoltaico, evitando distribuciones artificialmente concentradas o idealizadas.

Desde el punto de vista de toma de decisiones, los resultados indican que aproximadamente la mitad de los escenarios simulados se encuentran por debajo del umbral de reutilización, mientras que la otra mitad lo supera, evidenciando una condición de frontera operativa para la definición de estrategias de segunda vida. Este comportamiento refuerza la importancia de incorporar criterios probabilísticos en la evaluación de módulos fotovoltaicos EoL.

En conjunto, los resultados demuestran que la integración de modelado físico, degradación determinista y simulación estocástica constituye una herramienta robusta para la evaluación del desempeño eléctrico, la caracterización de incertidumbre y el soporte a la toma de decisiones en economía circular. La metodología permite establecer criterios cuantificables, reproducibles y técnicamente justificables para la clasificación de módulos fotovoltaicos en función de su estado de degradación.

Finalmente, el marco propuesto constituye una base sólida para futuras extensiones hacia modelos multidiodo, técnicas de aprendizaje automático, integración de diagnósticos no destructivos (termografía y electroluminiscencia) y análisis tecnoeconómicos de estrategias de reutilización, fortaleciendo su aplicabilidad en la gestión sostenible de sistemas fotovoltaicos al final de su vida útil.

6.1. TRABAJOS FUTUROS

Para dar continuidad a esta investigación, se recomiendan las siguientes líneas de trabajo:

- Optimizar el modelo de simulación incorporando un método de siete parámetros (dos diodos), con el fin de mejorar la predicción del comportamiento de módulos fotovoltaicos bajo niveles de irradiancia inferiores a 500 W/ m². Esto permitiría obtener resultados más precisos en condiciones no ideales y extender la aplicabilidad del modelo a escenarios de operación parcialmente nublados o de baja irradiancia.
- Adaptación del modelo a tecnologías fotovoltaicas alternativas: Dado que el modelo desarrollado se encuentra limitado a módulos de silicio cristalino

(monocristalino y policristalino), se recomienda la extensión del código para otras tecnologías, como silicio amorfo, perovskitas, CdTe y módulos bifaciales.

- Evaluar el impacto ambiental y económico de la implementación de la metodología propuesta, mediante análisis de ciclo de vida (ACV) y estudios de costo- beneficio en escenarios de reacondicionamiento industrial.
- Simulación avanzada de PV/T: integrar un modelo térmico al modelo eléctrico para simular sistemas PV/T híbridos de módulos reutilizados, con el fin de optimizar la extracción de calor residual y mejorar la eficiencia global del sistema.
- Como trabajo futuro, la metodología propuesta puede ampliarse mediante la incorporación de técnicas de Inteligencia Artificial orientadas al modelado predictivo de la degradación fotovoltaica. El uso de algoritmos de aprendizaje automático permitiría estimar parámetros eléctricos degradados, como R_s , R_p , y P_{max} , a partir de datos históricos de operación y variables ambientales, capturando relaciones no lineales y patrones complejos no abordables mediante enfoques deterministas tradicionales. Asimismo, la integración de modelos probabilísticos basados en IA facilitaría la cuantificación de la incertidumbre y la estimación de distribuciones del desempeño eléctrico residual, fortaleciendo estrategias de mantenimiento predictivo y optimización del sistema.

Referencias

- ABABACAR, Ndiaye et al. Degradations of silicon photovoltaic modules: A literature review. **Elsevier**, v. 96, p. 140-151, October 2013.
- ABDELOUAHED, Ahmed et al. Photovoltaic modules degradation assessment using different statistical techniques. **Energy RESEARCH Wiley**, v. 46, n. 1, June 2022.
- ABDULWAHAB, A. Q. Hasan et al. Impact Analysis of Potential Induced Degradation on Crystalline Silicon Solar Cell Performance by Correlating Practical Diagnosis with MATLAB Simulation. **Materials**, v. 15, n. 22, November 2022.
- ABOAGYE, Bernard et al. Degradation analysis of installed solar photovoltaic (PV) modules under outdoor conditions in Ghana. **Energy Reports**, v. 7, n. 6921-6931, October 2021.
- ADEBAJO, Bunmi A.; ALABI, Tosin B. Introduction to Descriptive statistics, September 2023.
- AGHAEI, M et al. Review of degradation and failure phenomena in photovoltaic modules. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 159, p. 18, February 2022.
- ALIMI, Oyeniyi A.; MEYER, Edson L.; OLAYIWOLA, Olufemi I. Solar Photovoltaic Modules' Performance Reliability and Degradation Analysis—A Review. **Energies**, South Africa, v. 5964, p. 15, August 2022.
- ALVAREZ, D. Alonso et al. A multi-scale, Python-based library for modelling solar cells and semiconductor materials. **Computational Electronics manuscript**, London, p. 29, April 2018.
- ARRHENIUS, Svante. Über die Reaktionsgeschwindigkeit bei der Inversion von Rohrzucker durch Säuren. **Zeitschrift für Physikalische Chemie**, v. 1, p. 226-248, 1889.
- ASLAM, Adnan et al. Advances in Solar PV Systems; A Comprehensive Review of PV Performance, Influencing Factors, and Mitigation Techniques. **Energies**, v. 7595, p. 15, October 2022.
- AUTOSOLAR. Panel Solar, 2025. Disponível em: <<https://autosolar.co/energia-solar/panel-solar-dibujo?srsId=AfmBOoqigX94ulcMhVolWJlETfodweFvoy8X6dryBpRfgUukn9fleYhH>>. Acesso em: 18 fev. 2025.
- BLAND, Martin. An Introduction to Medical Statistics, 2015. Disponível em: <<https://faculty.ksu.edu.sa/sites/default/files/An-Introduction-to-Medical-Statistics-Martin-Bland.pdf>>. Acesso em: 2 December 2025.
- CANO, Maria G. ESTUDIO ECONÓMICO DE LA REUTILIZACIÓN DE PANELES SOLARES EN PEQUEÑAS INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS, 2020. Disponível em: <<https://uvadoc.uva.es/bitstream/handle/10324/44988/TFG-I-1715.pdf;jsessionid=4A1A4E54E537F615C6E5FA8EEEC42A69?sequence=1>>. Acesso em: 2 Diciembre 2025.
- CLIFFORD W, Hansen. Parameter Estimation for Single Diode Models of Photovoltaic Modules. **SAND2015-2065**, 2015. Disponível em: <<https://www.osti.gov/servlets/purl/1177157>>. Acesso em: 30 March 2026.

- CRESESB. ENERGIA SOLAR PRINCIPIOS E APLICACOES, 2020. Disponível em: <<https://www.passeidireto.com/arquivo/76151631/cresesb-tutorial-solar?>>. Acesso em: 2 DEZEMBRO 2025.
- DA SILVA, Michelle K.; GUL, Mehreen S.; CHAUDHRY, Hassam. Review on the Sources of Power Loss in Monofacial and Bifacial Photovoltaic Technologies. **Energies**, v. 14, n. 7935, November 2021.
- DENG, Rong et al. A techno-economic review of silicon photovoltaic module recycling. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 109, p. 532-550, April 2019.
- DHIMISH, Mahmoud; HU, Yihua. Rapid testing on the effect of cracks on solar cells output power performance and thermal operation. **Scientific reports**, v. 12, n. 12168, July 2022.
- DIRK C, Jordan; KURTZ, Sarah R. Photovoltaic Degradation Rates — An Analytical Review. **Progress in Photovoltaics: Research and Applications**, p. 32, June 2012.
- DIRK C., Jordan ; R. KURTZ, Sarah. Photovoltaic Degradation Rates — An Analytical Review. **Progress in Photovoltaics: Research**, 2012. Disponível em: <<https://docs.nrel.gov/docs/fy12osti/51664.pdf>>. Acesso em: 2 December 2025.
- DOAA M., Atia et al. Degradation and energy performance evaluation of mono-crystalline photovoltaic modules in Egypt, *Scientific Reports*, v. 13, n. 13066, August 2023.
- DUFFIE, John A.; BECKMAN, W.-A. PV Module - Standard one-diode-model, 2025. Disponível em: <<https://www.pvsyst.com/help/physical-models-used/pv-module-standard-one-diode-model/index.html>>. Acesso em: 4 March 2026.
- DUFFIE, John A.; BECKMAN, William A. **Solar Engineering of Thermal Processes**. 10.1002/9781118671603. ed.
- EEA. Recycling materials from green energy technologies (Signal), 2025. Disponível em: <<https://www.eea.europa.eu/en/european-zero-pollution-dashboards/indicators/recycling-from-green-technology>>. Acesso em: 2 December 2025.
- ERASO, Francisco J.; ERAZO, Olger F.; ESCOBAR, Edison. Modelo para la estimación de potencia eléctrica en módulos fotovoltaicos de tecnología basada en silicio. **Ingeniare. Rev. chil. ing.**, Chile, v. 27, Abril 2019.
- FANG, Li et al. Electroluminescence and infrared imaging of fielded photovoltaic modules: A complementary analysis of series resistance-related defects. **Solar Energy**, v. 276, n. 112704, July 2024.
- FONSECA, José Eduardo F. et al. Analysis of Degradation in two Photovoltaic Installations, Located in Porto Alegre, Brazil. **Engineering and Exact Sciences**, v. 08, n. 06, September 2022. ISSN 2446-9416.
- FRANZITTA, Vincenzo; ORIOLI, Aldo; DI GANGI, Alessandra. Assessment of the Usability and Accuracy of Two-Diode Models for Photovoltaic Modules. **energies**, v. 564, p. 10, April 2017.
- GEROLD, Eva; ANTREKOWITSCH, Helmut. Advancements and Challenges in Photovoltaic Cell Recycling: A Comprehensive Review. **sustainability**, Austria, v. 16, n. 2542, March 2024. ISSN 16062542.

GRANATA, Giuseppe et al. Recycling of solar photovoltaic panels: Techno-economic assessment in waste management perspective. **Cleaner Production**, Italy, v. 363, August 2022. ISSN 132384.

HACKE, Peter et al. Acceleration factor determination for potential-induced degradation in crystalline silicon PV modules. **IEEE International Reliability Physics Symposium (IRPS)**, Monterey, April 2013.

HAILLANT, Olivier; DUMBLETON, David; ZIELNIK, Allen. An Arrhenius approach to estimating organic photovoltaic module weathering acceleration factors. **Solar Energy Materials and Solar Cells**, v. 95, n. 7, p. 1889-1895, July 2011.

HEIDE, Arvid V. D. et al. Towards a successful re-use of decommissioned photovoltaic modules, n. 3490, September 2021.

HSIANG HSI, Pao; C. P. SHIEH, Joseph. How Credible Is the 25-Year Photovoltaic (PV) Performance Warranty?—A Techno-Financial Evaluation and Implications for the Sustainable Development of the PV Industry. **sustainability**, v. 16, n. 3880, May 2024.

HUDISTEANU, Valeriu S. et al. Impact of Temperature on the Efficiency of Monocrystalline and Polycrystalline Photovoltaic Panels: A Comprehensive Experimental Analysis for Sustainable Energy. **Sustainability**, n. 10566, p. 16, December 2024.

IBRAHIM, Haider; NADER, Anani. Variations of PV module parameters with irradiance and temperature. **ScienceDirect**, p. 5-7, July 2017.

IEC 61215-1. Terrestrial photovoltaic (PV) modules – Design qualification and type approval – Part 1: Test requirements, 2016. Disponível em: <<https://cdn.standards.iteh.ai/samples/17154/9cbd7cf615e84c52a0c282ac0dcc2f0e/IEC-61215-1-2016.pdf>>. Acesso em: 2 December 2025.

IEC 61215-1-1. Terrestrial photovoltaic (PV) modules - Design qualification and type approval - Part 1-1: Special requirements for testing of crystalline silicon photovoltaic (PV) modules, 2021. Disponível em: <<https://webstore.iec.ch/en/publication/61346>>. Acesso em: 4 March 2026.

IEC 61646:2008. Thin-film terrestrial photovoltaic (PV) modules - Design qualification and type approval, 2008. Disponível em: <<https://webstore.iec.ch/en/publication/5697>>. Acesso em: 2 December 2025.

IRENA. Renewable capacity highlights, 26 March 2026. Disponível em: <https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2026/Mar/IRENA_DAT_RE_capacity_highlights_2026.pdf>. Acesso em: 03 March 2026.

ISLAM, Md. Imamul et al. Electrical Performance and Degradation Analysis of Field-Aged PV Modules in Tropical Climates: A Comparative Experimental Study. **Energy Conversion and Management: X**, v. 24, n. 100719, October 2024.

ISO. Traitement de l'information — Symboles de documentation et conventions applicables aux données, aux organigrammes de programmation et d'analyse, aux schémas des réseaux de programmes et des ressources de système. **ISO 5807:1985**, v. 1, p. 25, 2019.

JAIN, Ankita. ROLE OF CIRCULAR ECONOMY IN THE SOLAR ENERGY SYSTEM: AN ASSESSMENT. **International Journal of Creative Research Thoughts (IJCRT)**, v. 11, n. 5, May 2023. ISSN 2320-2882.

JORDAN, Dirk C; KURTZ, Sarah R. Photovoltaic Degradation Rates — An Analytical Review, 2012. Disponível em: <<https://docs.nrel.gov/docs/fy12osti/51664.pdf>>. Acesso em: 2 December 2025.

JORDEHI, Rezaee A. Parameter estimation of solar photovoltaic (PV) cells: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 61, p. 354-371, August 2016.

JUNQUEIRA, Amanda Cristina S.; FERREIRA, Ernando; VASCONCELLOS, Leonardo S. DEGRADAÇÃO DE PAINÉIS SOLARES FOTOVOLTAICOS E SUAS CONSEQUÊNCIAS: ESTUDO DE CASO NO SISTEMA DEGERAÇÃO DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA DO CAMPUS SALVADOR. **Contemporary Journal**, v. 4, p. 12, November 2024.

KAPLANI, E. Detection of Degradation Effects in Field-Aged c-Si Solar Cells through IR Thermography and Digital Image Processing. **International Journal of Photoenergy**, n. 1, May 2012. ISSN 396792.

KAPLANIS, Socrates; KAPLANI, Eleni; BORZA, Paul N. PV Defects Identification through a Synergistic Set of Non-Destructive Testing (NDT) Techniques. **Sensors**, v. 2016, p. 23, March 2023.

KÖNTGES, M et al. **CRACK STATISTIC OF CRYSTALLINE SILICON PHOTOVOLTAIC MODULES**. 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition. Köln, Germany: [s.n.]. September 2011.

KÖNTGES, Marc et al. Performance and Reliability of Photovoltaic Systems Subtask 3.2: Review of Failures of Photovoltaic Modules. **IEA PVPS Task 13 External final report IEA-PVPS**, 2014. Disponível em: <https://iea-pvps.org/wp-content/uploads/2020/01/IEA-PVPS_T13-01_2014_Review_of_Failures_of_Photovoltaic_Modules_Final.pdf>. Acesso em: 2 December 2025.

KÖNTGES, Marc et al. Performance and Reliability of Photovoltaic Systems. **Subtask 3.2: Review of Failures of Photovoltaic Modules: IEA PVPS Task 13**, v. 1, March 2014.

LABANDA, Alejandro. Reciclaje de paneles fotovoltaicos en España: obligación legal, reto logístico y oportunidad industrial. **ambienta**, v. 128, Junio 2021.

LAMMOGLIA, José Antonio D. M.; BRANDALISE, Nilson. Analysis of economic viability with the use of monte carlo simulation for microgeneration of photovoltaic energy. **Independent Journal of Management & Production**, v. 10, n. 3, June 2019. ISSN 2236-269X.

LIU, Wenxia et al. Reliability Assessment of Power Systems with Photovoltaic Power Stations Based on Intelligent State Space Reduction and Pseudo-Sequential Monte Carlo Simulation. **Energies**, v. 11, n. 1431, June 2018.

MAANI, Thomas et al. Environmental impacts of recycling crystalline silicon (c-Si) and cadmium telluride (CDTE) solar panels. **Science of The Total Environment**, v. 735, September 2020. ISSN 138827.

MACARTHUR, Ellen. Circulate products and materials, 2022. Disponível em: <<https://www.ellenmacarthurfoundation.org/circulate-products-and-materials>>. Acesso em: 2 December 2025.

MAHDI, Hussain A. et al. A Review of Photovoltaic Module Failure and Degradation Mechanisms: Causes and Detection Techniques. **Solar**, p. 43-82, January 2024.

MANNINO, Gaetano et al. Photovoltaic Module Degradation Forecast Models for Onshore and Offshore Floating Systems. **Energies**, v. 15, n. 2117, February 2023.

MARKERT, Elizabeth; CELIK, Ilke; APUL, Defne. Private and Externality Costs and Benefits of Recycling Crystalline Silicon (c-Si) Photovoltaic Panels. **Energies**, v. 13, n. 3650, July 2020.

MASSON, Gaëtan et al. TRENDS IN PHOTOVOLTAIC APPLICATIONS. **IEA PVPS TRENDS IN PHOTOVOLTAIC APPLICATIONS**, v. 1, n. 978-1-7642902-3-4, 2025.

MAYER, Fernando P. Métodos de Monte Carlo em inferência estatística: Estimadores e propriedades de estimadores, 2025. Disponível em: <http://cursos.leg.ufpr.br/ce089/09_MC_inf_estimacao.html>. Acesso em: 2 Dezembro 2025.

MEZA, Edgar. Reusing PV modules poses opportunities and challenges, 2021. Disponível em: <<https://www.pv-magazine.com/2021/03/08/reusing-pv-modules-pose-opportunities-and-challenges/>>. Acesso em: 2 December 2025.

MUGNIER, Daniel. PHOTOVOLTAIC POWER SYSTEMS PROGRAMME ANNUAL REPORT 2021. **IEA PVPS ANNUAL REPORT 2021**, 2022. Disponível em: <https://iea-pvps.org/wp-content/uploads/2022/03/IEA-PVPS_Annual_Report_2021_v1.pdf>. Acesso em: 2 December 2025.

MULAZZANI, Andrea; ELEFTHERIADIS, Panagiotis; LEVA, Sonia. Recycling c-Si PV Modules: A Review, a Proposed Energy Model and a Manufacturing Comparison. **Energies**, v. 15, n. 22, November 2022.

NASA POWER DAV. NASA POWER DAV, 2026. ISSN <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>. Acesso em: 23 April 2026.

NEVES, Livia. SunR amplia sua atuação na reciclagem de painéis para a América Latina em parceria com a PV Cycle, 2024. Disponível em: <<https://www.pv-magazine-brasil.com/2024/08/26/sunr-amplia-sua-atuacao-na-reciclagem-de-paineis-para-a-america-latina-em-parceria-com-a-pv-cycle/>>. Acesso em: 2 Dezembro 2025.

NUMAN, Ali H.; HUSSEIN, Hashim; DAWOOD, Zahraa. Hot Spot Analysis of Photovoltaic Module under Partial Shading Conditions by Using IR-Imaging Technology. **Engineering and Technology Journal**, v. 39, n. 1338-1344, p. 09, September 2021.

OLAYIWOLA, Nifise T.; HYUN, Seung-ho; CHOI, Sung-Jin. Photovoltaic Modeling: A Comprehensive Analysis of the I–V Characteristic Curve. **sustainability**, v. 432, p. 16, January 2024. ISSN 16010432.

OLAYIWOLA, Tofopefun N.; HYUN, Seung-Ho; CHOI, Sung-Jin. Photovoltaic Modeling: A Comprehensive Analysis of the I–V Characteristic Curve. **Sustainability**, v. 432, p. 16, 2024.

OMAZIC, A et al. Relation between degradation of polymeric components in crystalline silicon PV module and climatic conditions: A literature review. **Solar Energy Materials and Solar Cells**, v. 192, p. 123-133, December 2019.

ORESKE, Gernot et al. IEA-PVPS Task 13 Webinar - Enabling 2, 2024. Disponível em: <<https://www.ises.org/sites/default/files/webinars/2024/April/T13%20Webinar%20Introduction%20-%20Repair%20procedures.pdf>>. Acesso em: 2 December 2025.

PAGGI, Marco et al. Fatigue degradation and electric recovery in Silicon solar cells embedded in photovoltaic modules. **Scientific Reports**, v. 4, n. 4506, March 2014.

PELOZATO, Elias. Simulação Numérica do Acoplamento Elétrico-Térmico Aplicado a Coletores Solares Fotovoltaicos/Térmicos Híbridos, 2023. Disponível em: <<https://dspace.unila.edu.br/handle/123456789/7280>>. Acesso em: 3 Dezembro 2025.

PHILLIP, Hamer et al. The intrinsic adjusted single-diode model: Solid State Physics meets accurate yield simulation. **Solar Energy Materials and Solar Cells**, v. 300, n. <https://doi.org/10.1016/j.solmat.2026.114218>, February 2026.

PHINIKARIDES, Alexander et al. Review of photovoltaic degradation rate methodologies. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 40, p. 143-152, June 2014.

PIEDRAHITA, Allison; CÁRDENAS, Laura M.; ZAPATA, Sebastian. Solar Panel Waste Management: Challenges, Opportunities, and the Path to a Circular Economy. **Energies**, v. 18, n. 1844, April 2025.

PIVATTO, Marinna et al. Circular solar economy: PV modules decision-making framework for reuse. **Cleaner Production**, Floreanopolis, v. 493, n. 144941, February 2025.

PREET, Sajan; SMITH, Stefan T. A comprehensive review on the recycling technology of silicon based photovoltaic solar panels: Challenges and future outlook. **Journal of Cleaner Production**, United Kingdom, v. 448, March 2024. ISSN 141661.

PV ENGINEERING. PVPM1500X - PORTABLE PEAK POWER METER / IV CURVE PHOTOVOLTAIC SYSTEMS UP TO 1500V, 20A, 2024. Disponível em: <<https://pv-engineering.de/en/products/pvpm1500x/>>. Acesso em: December 2025.

PYPI. photovoltaic-modeling-python 0.2.1, 2016. Disponível em: <<https://pypi.org/project/photovoltaic-modeling-python/>>. Acesso em: 3 March 2025.

RAHMAN, Tuhibur et al. Investigation of Degradation of Solar Photovoltaics: A Review of Aging Factors, Impacts, and Future Directions toward Sustainable Energy Management. **Energies**, v. 16, n. 3706, April 2023.

ROCHA, Alvaro G.; NETO, Andre B. ECONOMIA CIRCULAR NA FOTOVOLTAICA: UMA ANÁLISE DAS REGULAMENTAÇÕES GLOBAIS E SUAS IMPLICAÇÕES NO BRASIL. **ARACE**, São José dos Pinhais, v. 6, p. 5590-5613, Novembro 2024. ISSN 3.

ROLLET, Catherine. Recycling PV panels: Why can't we hit 100%?, 2020. Disponível em: <<https://pv-magazine-usa.com/2020/08/26/recycling-pv-panels-why-cant-we-hit-100/>>. Acesso em: 2 December 2025.

SAHAJWALLA, Veena; HOSSAIN, Rumana. Rethinking circular economy for electronics, energy storage, and solar photovoltaics with long product life cycles. **MRS BULLETIN**, v. 48, p. 375, April 2023.

SHAH, N et al. A Review of Third Generation Solar Cells. **Processes**, v. 6, p. 11, June 2023.

SILVEIRA, Nicolli S.; JUNIOR, Jair U. **CADEIA DE VALOR NA RECICLAGEM DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS**. IX Congresso Brasileiro de Energia Solar. Florianópolis: Programa de Pós Graduação em Sistemas de Energia - PPGSE. 2022. p. 10.

SOLARCYCLE. Canadian Solar and SOLARCYCLE Ink Landmark Cradle-to-Cradle U.S. Recycling Partnership, 2024. Disponível em: <<https://www.solarcycle.us/press-releases/canadian-solar-and-solarcycle-ink-landmark-cradle-to-cradle-u-s-recycling-partnership>>. Acesso em: 2 December 2025.

SOLAR-X. Solar-X SOLAREX MSX-60 SOLAREX MSX-64 – Perno directo en panel solar de repuesto. También para BP Solar – BP365U BPSX365 SX60U SX65U – Fabricado. **Amazon**, 2025. Disponível em: <<https://www.amazon.com/Solar-X-SOLAREX-MSX-60-MSX-64-Manufactured/dp/B004QSWEVU>>. Acesso em: 2 Dezember 2025.

SOTYSOLAR. Eficiencia de los panele solares, 2025. Disponível em: <<https://sotysolar.es/blog/eficiencia-panel-solar>>. Acesso em: 5 Diciembre 2025.

STOLZ, Philippe; FRISCHKNECHT, Rolf. Life Cycle Assessment of Current Photovoltaic Module Recycling. **IEA PVPS Task 12, Subtask**, v. 13, December 2018.

SUNR. 5 anos de SunR: Liderança e inovação na reciclagem fotovoltaica no Brasil, 2025. Disponível em: <<https://sunrcombr.wpcomstaging.com/2025/02/05/5-anos-de-sun-r/>>. Acesso em: 3 Dezembro 2025.

TSANAKAS, Ioannis et al. Toward Reuse-Ready PV: A Perspective on Recent Advances, Practices, and Future Challenges. **Energy Sustainability**, v. 6, n. 240023, 2025.

UNEF. **ANÁLISIS DEL ESTADO DEL ARTE DEL RECICLAJE DE PANELES FOTOVOLTAICOS**. UNION ESPAÑOLA FOTOVOLTAICA. España, p. 9. 2020.

USAID. Guia de Elaboración de procedimiento, 2020. Disponível em: <<https://www.google.com/search?q=USAID.+Guia+de+elaboracion+de+procedimientos%3A+Normas+Asme%2C+2020.+Dispon%3ADvel+em%3A+%3Chttps%3A%2F%2Fes.slideshare.net%2Fslideshow%2Fnormas-asme-para-diagramas-de-proceso%2F236112171%3E.+Acesso+em%3A+20+Agosto+2025.&>>. Acesso em: 2 Diciembre 2025.

VASQUEZ, Julian A. et al. Global Climate Data Processing and Mapping of Degradation Mechanisms and Degradation Rates of PV Modules. **Energies**, v. 12, n. 24, December 2019. ISSN 4749.

VÁSQUEZ, Julian A. et al. Global Climate Data Processing and Mapping of Degradation Mechanisms and Degradation Rates of PV Modules. **Energies**, v. 24, n. <https://doi.org/10.3390/en12244749>, p. 12, December 2019.

VIEIRA, Romenia G. et al. A Comprehensive Review on Bypass Diode Application on Photovoltaic Modules. **Energies**, v. 2472, p. 13, May 2020.

VILLALVA, Gradella. In: SARAIVA **Energia Solar Fotovoltaica – Conceitos e Aplicações**. 2nd. ed. [S.l.]: [s.n.], 2015. p. 224.

VILLALVA, Marcelo G.; GAZOLI, Jonas R.; FILHO, Ernesto R. Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays. **IEEE TRANSACTIONS ON POWER ELECTRONICS**, v. 24, p. 5, May 2009.

VIRTANEN, Pauli et al. SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. **naturemethods**, v. 17, p. 261-272, February 2020.

WARD, Eman S. et al. Effects of Solar Irradiance and Temperature on Photovoltaic Module Characteristics using a capacitive load method. **Menoufia J. of Electronic Engineering Research (MJEER)**, Cairo, v. 32, January 2023.

WECKEND, Stephanie; WADE, Andreas; HEATH, Garvin. END -OF-LIFE MANAGEMENT SOLAR PHOTOVOLTAIC PANELS. **IRENA 2016 AND IEA-PVPS 2016**, 2016. Disponível em: <https://iea-pvps.org/wp-content/uploads/2020/01/IRENA_IEAPVPS_End-of-Life_Solar_PV_Panels_2016.pdf>. Acesso em: 2 Dezembro 2025.

WENG, Zhipeng; ZHOU, Jinghua; ZHAN, Zhengdong. Reliability Evaluation of Standalone Microgrid Based on Sequential Monte Carlo Simulation Method. **Energies**, v. 15, n. 6706, September 2022.