



Universidad **Mariana**

Simulación y Análisis Comparativo de Técnicas de Inteligencia Artificial para el Seguimiento
del Punto de Máxima Potencia en Paneles Solares.

Carlos Alberto Medina Rodríguez
Jhonnatan Santiago Taguada Calpa

Universidad Mariana
Facultad de ingeniería
Ingeniería Mecatrónica
San Juan de Pasto
2024

Simulación y Análisis Comparativo de Técnicas de Inteligencia Artificial para el Seguimiento
del Punto de Máxima Potencia en Paneles Solares

Carlos Alberto Medina Rodríguez
Jhonnatan Santiago Taguada Calpa

Informe de investigación para optar al título de:
Ingeniero Mecatrónico

Asesor
Jorge Andrés Chamorro Enríquez
Ingeniero Electrónico

Universidad Mariana
Facultad De Ingeniería
Ingeniería Mecatrónica
San Juan de Pasto

2024

Artículo 71: los conceptos, afirmaciones y opiniones emitidos en el Trabajo de Grado son responsabilidad única y exclusiva del (los) Educando (s)

Reglamento de Investigaciones y Publicaciones, 2007

Universidad Mariana

Agradecimientos

Agradecemos a la Universidad Mariana, por proporcionarnos las herramientas y el entorno académico que hicieron posible el desarrollo de esta investigación.

De igual forma, expresamos nuestra más sincera gratitud al Ingeniero Jorge Andrés Chamorro Enríquez, asesor de este proyecto, por su guía, apoyo técnico y valiosas recomendaciones durante todas las etapas de la investigación.

Así mismo reconocemos la labor de todos los profesores que hacen parte del programa de Ingeniería Mecatrónica, quienes aportaron su conocimiento y experiencia en nuestra formación académica, y contribuyeron al éxito de este trabajo.

Dedicatoria

El presente trabajo de investigación lo dedico principalmente a Dios, por ser mi fuente de inspiración, fortaleza y guía durante este proceso, permitiéndome superar cada obstáculo y llegar a la culminación de este anhelo.

Asimismo, a mis padres, Yovana Calpa y Julio Taguada por darme la vida, ser mi apoyo incondicional y enseñarme que la perseverancia y el esfuerzo son los pilares para alcanzar cualquier meta. Su amor y sacrificio han sido la mayor motivación para seguir adelante.

Finalmente, dedico este logro a mi abuela Melva Charfuelán, por su sabiduría y constante apoyo, y a mi hermana Paola Taguada, por ser una fuente de motivación en los momentos más difíciles. A todos ellos les agradezco profundamente por estar presente en cada etapa de mi vida y hacer posible este sueño.

Jhonnatan Santiago Taguada Calpa

Dedicatoria

A Dios, por ser la luz que ha guiado mi camino, dándome fuerza y sabiduría en cada paso. Gracias por estar presente en los momentos de incertidumbre, llenándome de paz y esperanza para alcanzar este logro tan significativo.

A mis queridos padres, Ines Rodriguez y Alberto Medina, quienes con su amor incondicional, sabios consejos y constante apoyo han sido la guía y fortaleza en cada etapa de mi vida. Gracias por ser mi inspiración y por enseñarme con su ejemplo la importancia del esfuerzo y la perseverancia.

A mi hermana Yachusuly Medina, mi compañera de vida, cuya alegría y confianza en mí me han impulsado a superar cada desafío. Gracias por tu cariño y palabras de aliento, que han sido un refugio en los momentos difíciles y una celebración en los triunfos.

A ustedes, mi familia, les dedico este esfuerzo con todo mi corazón, porque sin su amor y apoyo, este sueño no sería una realidad.

Carlos Alberto Medina Rodriguez

Contenido

Introducción	13
1. Resumen del proyecto.....	15
1.1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	15
1.1.1. Formulación del problema	16
1.2. JUSTIFICACIÓN	16
1.3. OBJETIVOS	17
1.3.1. Objetivo general.....	17
1.3.2. Objetivos específicos	17
1.4. MARCO REFERENCIAL O FUNDAMENTOS TEÓRICOS	18
1.4.1. Antecedentes	18
1.4.2. Marco teórico	23
1.4.2.1. Generación de Energía a partir de Paneles Solares.....	23
1.4.2.2. Generación de voltaje, corriente, potencia a partir del panel solar.....	24
1.4.2.3. Controladores	25
1.4.2.5. Convertidor boost y su interacción con el MPPT	26
1.4.2.6. Técnicas de IA	26
1.4.2.6.1.Redes Neuronales.....	28
1.4.2.6.2.Lógica difusa.....	29
1.4.2.6.3.PSO	30
1.4.3. Marco conceptual.....	31
1.4.3.1. MATLAB/Simulink.....	31
1.4.3.2. Sombreados parciales.....	31
1.5. METODOLOGÍA	31
1.5.1. Paradigma de investigación	31
1.5.2. Enfoque de investigación.....	32
1.5.3. Tipo de investigación.....	32
1.5.4. Línea de investigación	33
1.5.5. Hipótesis de investigación	33
1.5.6. Pregunta de investigación.....	33

1.5.7.	Descripción metodológica	33
2.	Presentación de resultados	35
2.1.	DESARROLLO DE ACTIVIDADES	35
2.1.1.	Revisión bibliográfica	35
2.1.2.	Identificación de algoritmos	35
2.1.3.	Selección de técnicas para el MPPT	39
2.1.3.1.	Técnica basada en métodos convencionales	40
2.1.3.1.1.	Inductancia incremental (IC) y el MPPT	40
2.1.3.2.	Técnicas basadas en inteligencia artificial	41
2.1.3.2.1.	Optimización por enjambres de partículas (PSO) y el MPPT.....	41
2.1.3.2.2.	Lógica difusa y el MPPT.....	43
2.1.3.2.3.	Redes neuronales artificiales (ANN) y el MPPT	45
2.1.4.	Entorno de simulación	46
2.1.4.1.	Panel solar.....	47
2.1.4.2.	Diseño de un Convertidor Boost.....	48
2.1.4.3.	Diseño del entorno en Simulink.....	49
2.1.4.4.	Simulación del panel solar Simulink	49
2.1.4.5.	Simulación del convertidor boost	51
2.1.4.6.	Diseño completo	52
2.1.5.	Métricas de Evaluación.....	53
2.1.6.	Simulación e Implementación de algoritmos en el entorno.....	55
2.1.6.1.	Implementación de métodos tradiciones.....	55
2.1.6.1.1.	Desarrollo de Incremento de Inductancia (INC).....	55
2.1.6.2.	Implementación con Métodos de Inteligencia artificial.....	58
2.1.6.2.1.	Desarrollo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO)	58
2.1.6.2.2.	Desarrollo Lógica difusa (FLC)	61
2.1.6.2.3.	Desarrollo Red neuronal	65
2.1.6.2.3.1.	Arquitectura de la red neuronal.....	67
2.1.6.1.	Resultado por algoritmo.....	69
2.2.	ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS	70
2.3.	DISCUSIÓN.....	71

3. Conclusiones	72
4. Recomendaciones.....	73
Bibliografía	74
Anexos.....	77

Índice de Tablas

<i>Tabla 1: Referencias de los artículos más citados</i>	18
<i>Tabla 2: Comparación de algoritmos convencionales y de IA.</i>	36
<i>Tabla 3: Comparación de algoritmos 2</i>	38
<i>Tabla 4: Tabla de especificaciones</i>	50
<i>Tabla 5: Métricas</i>	53
<i>Tabla 6: Tabla reglas difusas</i>	64
<i>Tabla 7: Resultado por algoritmo</i>	69

Índice de Figuras

Figura 1: Estructura de IA.....	28
Figura 2: Diagrama de conexión MPPT en un sistema fotovoltaico.....	46
Figura 3: Modelo del circuito	47
Figura 4: Convertidor boost	48
Figura 5: Configuración panel solar	50
Figura 6: Convertidor boost	51
Figura 7: Diseño completo.....	52
Figura 8: Datos de irradiancia	55
Figura 9: Diagrama de flujo de Inductancia Incremental.....	56
Figura 10: Grafica final IC.....	58
Figura 11: Diagrama de flujo de PSO.....	58
Figura 12: Grafica final PSO.....	61
Figura 13: Sistema de FLC.....	61
Figura 14: Diagrama de flujo de FCL.....	62
Figura 15: Grafica final FCL.....	65
Figura 16: Diagrama de flujo de redes neuronales.....	66
Figura 17: Arquitectura red neuronal	67
Figura 18: Grafica final de redes neuronales.....	69

Índice de Anexos

<i>Anexo A. Grafica de potencias con Inductancia Incremental</i>	77
<i>Anexo B. Grafica de potencias con Logica Difusa</i>	77
<i>Anexo C. Grafica de potencias con PSO</i>	78
<i>Anexo D. Grafica de potencias con Red Neuronal</i>	78
<i>Anexo E. Entorno de simulación</i>	79

Introducción

En la actualidad la energía que se obtiene del sol se conoce como energía solar o también como energía fotovoltaica, este tipo de energía es una potencial solución frente al problema de escasez de energía que enfrenta la sociedad. Por esta razón en este estudio se busca la forma de aprovechar al máximo este tipo de energía. Pero para llevar a cabo esta tarea se debe solucionar una serie de inconvenientes y limitaciones que impiden que la producción de energía sea máxima. En los sistemas de paneles solares se encuentran varias desventajas, la principal radica en que presentan problemas frente al sombreado parcial y la baja luminosidad, para esto se recurre a soluciones como el sistema de obtención del punto de máxima potencia (MPPT) tradicional el cual permite mejorar la eficiencia, además de protegerlo frente a posibles sobretensiones derivadas de temperaturas extremas, pero esta solución lleva consigo otras limitaciones, la principal es que solo funciona correctamente en condiciones ideales las cuales son poco probables en escenarios cotidianos. Por este motivo el estudio se expande aún más hacia la búsqueda de soluciones que puedan adaptarse a las variaciones de irradiancia y temperatura que se presentan en un día típico. Una solución prometedora es la implementación de algoritmos con inteligencia artificial para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), pero debido a la gran cantidad de técnicas, el estudio principal se enfocará exclusivamente a las tres técnicas que se les considere con mayor potencial, las cuales serán seleccionadas tras un riguroso estudio.

En este proyecto se busca simular un sistema de control con inteligencia artificial para obtener el MPPT. Se realizará un estudio comparativo de las técnicas seleccionadas y su análisis en relación a factores naturales como sombreados parciales, irradiancia y variaciones de temperatura. La base del estudio es determinar la metodología más efectiva y con mejor rendimiento ante condiciones climáticas variables, ya que estas variables pueden afectar significativamente el rendimiento y la eficiencia al rastrear el MPPT en los paneles solares como por ejemplo la variación de temperatura afecta la conversión de energía al impedir alcanzar el punto máximo de potencia, y el sombreado parcial causado por edificios, árboles, nubes u otros paneles influye en la generación de energía, también es indispensable un correcto funcionamiento de la curva voltaje-corriente, esta curva se altera cuando un panel está sombreado, lo que lleva consigo que puedan existir múltiples puntos de máxima potencia. Por estas razones el MPPT con una técnica basada en inteligencia artificial, debe adaptarse a estos cambios de temperatura y sombreados parciales, y ser capaz de rastrear el

punto de máxima potencia para maximizar la generación de energía solar en diferentes condiciones climáticas.

1. Resumen del proyecto

El presente trabajo de grado tiene como objetivo realizar un análisis comparativo de algoritmos para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos. Se selecciona un algoritmo basado en un método convencional como punto de referencia, junto con tres algoritmos que emplean técnicas de inteligencia artificial. El propósito es evaluar y contrastar el desempeño de cada enfoque bajo un entorno de simulación que incluye variaciones en la temperatura e irradiancia, replicando así las condiciones reales que podrían presentarse en un entorno cotidiano.

Para lograr este objetivo, se implementarán los cuatro algoritmos al entorno de simulación y se someterán a cambios controlados en los parámetros ambientales, con el fin de analizar su respuesta y eficiencia en la búsqueda del punto de máxima potencia. La comparación resultante permitirá identificar cuál de los algoritmos basados en inteligencia artificial o en métodos convencionales ofrece un mejor desempeño y eficiencia para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Además, se evaluará la capacidad de cada algoritmo seleccionado para adaptarse a los cambios de irradiancia y temperatura que puedan llegar a presentarse. Proporcionando información clave que luego puede ser tomada como base para el desarrollo de soluciones más robustas y eficientes en aplicaciones de generación de energía solar.

1.1. Descripción del problema

La energía proveniente del sol en actualidad es una de las opciones más prometedoras en la búsqueda de una alternativa para reemplazar el método convencional actual que es la obtención de energía a partir de combustibles fósiles, es urgente conseguir una alternativa, debido a que las reservas de combustible se están empezando a agotar además de que tienen un terrible efecto en el medio ambiente. A partir de esto y de que es una opción renovable, sostenible, con gran tasa de crecimiento y que podría ser una estrategia muy efectiva para reducir el calentamiento global que ha empeorado por las emisiones de los combustibles fósiles, han surgido muchos estudios alrededor de la energía solar ya que, a pesar de las ventajas, también presenta varios desafíos. En este proyecto se aborda un gran desafío el cual consiste en escoger un algoritmo para el seguimiento del punto de máxima potencia en los paneles solares.

Para dar solución a este problema se propone un seguidor del punto máximo de potencia (MPPT) y complementarlo con una técnica de seguimiento que puede ser basada en métodos convencionales o en métodos más sofisticados como lo son los que se basan en inteligencia artificial, pero para lograr una solución aceptable es necesario tratar con una serie de subproblemas como la respuesta de los paneles fotovoltaicos frente a los puntos calientes o las limitaciones que pueden llegar a tener los algoritmos para MPPT tradicionales y los usan inteligencia artificial ya que cada una presenta ciertas ventajas y desventajas respecto a las otras técnicas. Por ello se requiere de una simulación que permita comparar algunas de estas técnicas y así poder analizar su comportamiento bajo la influencia de variables climatológicas como los sombreados parciales, temperatura e irradiancia y de este modo poder definir cuál de todas las técnicas es la que mejor se adapta al ambiente y a las necesidades que requieren los paneles solares.

1.1.1. Formulación del problema

El problema central radica en la necesidad de encontrar un algoritmo de seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) para sistemas fotovoltaicos ubicados en la ciudad de Pasto, que sea capaz de adaptarse a las diversas variables que puedan llegar a presentarse. Estos sistemas buscan maximizar la producción de energía, pero aún no se define qué algoritmo utilizar para la respectiva implementación, dadas las condiciones cambiantes a las que se enfrentarán, por lo que es necesario un estudio comparativo entre varios tipos de algoritmos, como lo son los convencionales y los que usan inteligencia artificial con el fin de establecer cuál de todos estos algoritmos brinda una solución óptima en el proceso de producción de energía y cuál es el que mejor se adapte al ambiente al cual va a estar expuesto ya que durante su funcionamiento va tener que adaptarse a factores como las variaciones de temperatura, irradiancia y sombreados parciales. El algoritmo a escoger debe cumplir con estos requerimientos, por lo cual también es necesario una adecuada simulación para saber si el algoritmo es óptimo para cumplir con las necesidades que presentan los paneles solares.

1.2. Justificación

La energía solar juega un papel cada vez más importante en la generación de energía eléctrica globalmente, gracias a su potencial y su reducida capacidad para producir emisiones de gases de

efecto invernadero comparado con otras fuentes de energía. El estudio se realiza con el fin de encontrar un algoritmo, el cual sea capaz de captar de manera eficiente la energía en los paneles solares y así poder maximizar el potencial de la energía eléctrica. Para esto, un aspecto crucial es el correcto seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), el cual es donde el sistema fotovoltaico genera una mayor cantidad de energía.

En este estudio, para obtener resultados óptimos se realiza una comparación entre las técnicas más prometedoras para el MPPT, entre las que se encuentran las que usan métodos convencionales y las que se basan en inteligencia artificial, con el fin de escoger la mejor técnica para un determinado ambiente.

Con este procedimiento se logra que el sistema de paneles solares con un método para el MPPT sea capaz de adaptarse a la dinámica de las condiciones climáticas que varían constantemente. Con los métodos basados en inteligencia artificial se obtiene aún más ventajas, ya que el sistema va a ser capaz de adaptarse a estas fluctuaciones en tiempo real y capaz de realizar un seguimiento mucho más rápido y exacto del punto de máxima potencia, lo que trae como beneficio una gran eficiencia al momento de la conversión energética debido a que se podrá obtener una mayor cantidad de energía de un sistema de panel solar con la misma cantidad de luz solar.

Por estas razones con este procedimiento mediante un estudio en simulación se escoge una adecuada técnica que sea capaz de cumplir con todos los requerimientos y adaptarse a las variables climatológicas del ambiente de la ciudad de Pasto, lugar del cual se tomarán los datos para su respectivo análisis y finalmente maximizar la producción de energía en paneles solares.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Realizar un estudio comparativo y simulación de técnicas basadas en inteligencia artificial para el seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas de paneles solares, considerando condiciones climáticas y atmosféricas reales de la ciudad de Pasto.

1.3.2. Objetivos específicos

- Realizar un análisis detallado de las técnicas empleadas en la búsqueda y seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas de paneles solares.
- Realizar la simulación de un sistema para el seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT), utilizando métodos convencionales y las técnicas de inteligencia artificial previamente seleccionadas.
- Evaluar y analizar los resultados obtenidos durante las pruebas realizadas con las técnicas seleccionadas mediante un análisis de los datos.

1.4. Marco referencial o fundamentos teóricos

1.4.1. Antecedentes

Tabla 1

Referencias de los artículos más citados

Número	Autores y año	Número citaciones	Área temática
1	Kim, Katherine A. (2016)	156	Hot spots in photovoltaic systems
2	Gupta, Ankit et al. (2016)	131	MPPT methods in photovoltaic systems
3	Kah Yung Yap (2020).	97	Modern Power Systems and Clean Energy
4	Fathi, Milad (2021)	54	Intelligent MPPT for photovoltaic panels
5	Yacine Mokhtari (2018)	75	Renewable Energy

Nota: Artículos más importantes del marco de antecedentes.

En los últimos años la energía solar ha sido un tema de gran interés para los investigadores, esto debido a la crisis de electricidad que enfrenta el mundo, consecuencia de la demanda doméstica e industrial. Por ello se han llevado a cabo varios estudios en los que se prueban distintos métodos para maximizar la energía extraída de los sistemas fotovoltaicos. La obtención de energía por medio de sistemas fotovoltaicos presenta varios problemas, uno de los más importantes es la

detección de puntos calientes, que son una condición de falla temporal que ocurre en células fotovoltaicas conectadas en serie. Kim, Katherine A. et al. (2016) en su investigación dice que el óptimo funcionamiento de los paneles solares se ve reducido debido a las zonas calientes, además de que degradan permanentemente las zonas que se encuentran dentro de una celda fotovoltaica, aunque existen soluciones para mitigar los puntos calientes, estas no son capaces de prevenir el daño. Por lo que en este artículo propone un concepto de detección de puntos calientes a nivel de cuerda que mide los cambios en la impedancia de pequeña señal sobre la cuerda, para luego identificar puntos calientes. Como resultado obtuvo que los puntos calientes dentro de una cadena tienen un aumento en la capacitancia y la impedancia, esto en condiciones de iluminación uniforme y en condiciones más comunes como lo es con la influencia de sombreados parciales, se experimentó en una cadena de subpanel de 18 celdas y mostró que bajo mediciones de 50 kHz y 50 Hz, los cambios de capacitancia e impedancia se detectan de una manera óptima, esto se logra con la medición de dos frecuencias, la primera para la región capacitiva de mayor frecuencia y la segunda para la región de impedancia de baja frecuencia. Kim propone como un trabajo a futuro, la implementación de algoritmos MPPT ya que la medición de baja frecuencia sería mucho más efectiva con un método que estime la impedancia a partir de mediciones de la curva IV. Con estas implementaciones propuestas se busca aumentar la vida útil y producción de energía de los paneles fotovoltaicos además de detectar y prevenir daños permanentes que pueden llegar a ocasionar los puntos calientes.

Pero los puntos calientes no son el único inconveniente, existen otros que son de suma importancia al momento de trabajar con sistemas fotovoltaicos, esto se expone en el estudio realizado por Gupta, Ankit et al. (2016), donde dice que la baja eficiencia de conversión de energía es de aproximadamente del 30% al 40%, debido a que la cantidad de energía producida está influenciada por las condiciones ambientales, como la intensidad de la radiación solar y la temperatura, además de que tienen características fotovoltaicas IV no lineales. La máxima potencia que puede generar este sistema se encuentra en un punto particular que se conoce como el Punto de Máxima Potencia (MPP). Dado que el MPP varía con los cambios en los niveles de radiación solar, se emplea un método llamado Seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) para mantenerlo optimizado en todo momento. Se implementan métodos de seguimiento del punto de máxima potencia convencionales en un sistema fotovoltaico bajo diferentes condiciones de

irradiación solar para estudiar su respuesta dinámica, además se desarrolla el modelado matemático del sistema fotovoltaico y el posterior modelo MATLAB/Simulink. En este estudio se enfocan en 3 métodos que son: método del controlador de voltaje constante (CVC) el cual consiste en forzar el voltaje por medio de los terminales fotovoltaicos a un valor fijo que por lo general es definido para garantizar la máxima transferencia de energía a la carga conectada, método de conductancia incremental (IC) que se basa en el principio de la pendiente de la curva de potencia del sistema fotovoltaico en el MPP es cero o puede ser positiva cuando la potencia de salida es menor que el MPP y negativa cuando la potencia de salida es mayor que el MPP, método perturbar y observar (P&O) el cual es uno de los métodos MPPT más conocidos y utilizados y consiste en aplicar perturbaciones al voltaje de referencia o a la señal de corriente del sistema fotovoltaico. Luego del estudio, se realiza una comparación entre las ya mencionadas clases de métodos MPPT convencionales en términos de voltaje de salida, corriente, potencia, eficiencia de seguimiento. Los resultados indican una mejoría en la optimización de energía extraída, pero esta mejoría se limita a ambientes idóneos por lo que esta es su principal desventaja y entre las ventajas se encuentra que los métodos convencionales tienen un bajo costo y baja complejidad de implementación.

Si se busca otros artículos se puede encontrar investigaciones con puntos de vista similares, pero con distintas alternativas que son mucho más eficientes como lo es la investigación de Kah Yung Pa et al. (2020) el sistema de energía solar es ampliamente utilizado debido a su eficiencia y respeto al medio ambiente en comparación con las fuentes de energía convencionales. Sin embargo, la potencia de salida de un sistema solar varía debido a la irradiancia solar y la temperatura, especialmente en condiciones de sombreado parcial (PSC), lo que dificulta la extracción de energía óptima. Para abordar este problema, en esta investigación se expone un estudio comparativo de técnicas de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) que utilizan inteligencia artificial (IA). Estas técnicas buscan mejorar la eficiencia de la conversión de energía solar al rastrear el punto de máxima potencia de manera más efectiva bajo diversas condiciones. Cada técnica se inspira en diferentes procesos biológicos o comportamientos naturales para lograr un correcto seguimiento del punto de máxima potencia, no se toma en cuenta las técnicas MPPT convencionales ya que cuentan con limitaciones, como la incapacidad para rastrear el punto de máxima potencia global (GMPP) y baja eficiencia frente al PSC. Por lo tanto,

se estudia diferentes tipos de algoritmos basados en IA, como el control de lógica difusa (FLC), las redes neuronales artificiales (ANN), los algoritmos genéticos (GA), PDo, optimización del lobo gris (GWO), FA, CS, algoritmo de búsqueda gravitacional (GSA), MPPT híbrido y ML esto con el fin de mejorar la eficiencia del sistema de energía solar. El algoritmo de lógica difusa (FLC) utiliza reglas difusas para mejorar el seguimiento de GMPP y ha demostrado ser eficaz en varias aplicaciones. Las redes neuronales artificiales (ANN) son capaces de predecir GMPP y tienen un buen rendimiento en términos de respuesta rápida y baja oscilación. Los algoritmos genéticos (GA) es un método de optimización que busca GMPP mediante la evolución de cromosomas y el MPPT híbrido es capaz de integrar 2 o más MPPT como la integración de redes neuronales artificiales (ANN) con el algoritmo perturbar y observar (P&O) convencional con el fin de lograr una mayor eficiencia.

Los resultados obtenidos por los investigadores destacan las ventajas y desventajas de cada técnica como precisión, velocidad de seguimiento, complejidad y costo basándose en una revisión y resultados de simulación de MATLAB/Simulink bajo condiciones de prueba estándar (STC) a una temperatura de 25°C y un nivel de irradiancia solar de 1000W/m². La extensa comparación e investigación sobre varios MPPT ha demostrado claramente que cada algoritmo tiene sus propios méritos y deméritos. La elección del algoritmo depende únicamente de la elección del diseñador. En general, todos ellos exhiben una buena velocidad de convergencia, una pequeña oscilación en estado estable y un seguimiento preciso, incluso bajo PSC o cambios rápidos de irradiancia. Sin embargo, la mayoría de las técnicas son complejas de construir y requieren más conjuntos de datos en comparación con las técnicas MPPT convencionales.

El estudio realizado por Yacine Mokhtari et al. (2018) expone una problemática similar a la investigación realizada por Kah Yung. Para Yacine el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) es uno de los desafíos más importantes en el diseño de sistemas fotovoltaicos(PV), para la solución de este problema implementa cuatro métodos inteligentes para MPPT que son: la lógica difusa(FL) y la red neuronal artificial (ANN) pero esta última basada en tres algoritmos metaheurísticos como lo son el algoritmo genético (GA), el algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) y el algoritmo competitivo imperialista (ICA), por lo que estos últimos tres, serían métodos híbridos para MPPT. Se analiza los datos en MATLAB, donde se considera como valores de entrada a la temperatura, irradiancia y algunos otros factores, mientras que a la potencia

máxima de salida se la consideró como salida. Posteriormente por medio de una comparación, que se enfocó principalmente entre la lógica difusa (FL) y los métodos híbridos se llegó a la conclusión que, en términos de precisión y estabilidad, los métodos híbridos son más eficientes, pero de una manera no muy significativa mientras que la lógica difusa (FL) proporciona un rendimiento más rápido y tiene una gran ventaja respecto a los otros métodos inteligentes para MPPT y es que su implementación no es de suma complejidad.

Hay artículos en los que implementan algoritmos en otros ambientes como lo es la investigación de Yacine Mokhtari y Djamila Rekioua et al. (2018) donde utilizaron el Algoritmo de Optimización de Colonias de Hormigas (ACO) para determinar los parámetros óptimos para los controladores PI en las turbinas eólicas. En esta investigación el objetivo principal era optimizar la velocidad de rotación de las turbinas, para de este modo hacer más eficiente la extracción de energía de las fuentes eólicas. Inspirados en el comportamiento de las colonias de hormigas, (ACO), en el que se utilizan feromonas para guiar la búsqueda hacia soluciones óptimas. El resultado conseguido fue que lograron avances significativos en la mejora del rendimiento y la eficiencia de la energía eólica combinando ACO con controladores PI. El algoritmo ACO en este estudio ofrece una solución innovadora para optimizar el funcionamiento de las turbinas eólicas, maximizando la generación de energía a partir de fuentes eólicas.

Además, el estudio demuestra la efectividad de la estrategia de usar algoritmos basados en inteligencia artificial en diferentes contextos y condiciones.

1.4.2. Marco teórico

1.4.2.1. Generación de Energía a partir de Paneles Solares. La generación de energía a partir de paneles solares es una solución limpia y sostenible que aprovecha la radiación solar para producir electricidad a través del fenómeno fotoeléctrico. Este proceso empieza cuando los fotones de la luz solar impactan la superficie de un material semiconductor, como lo es el silicio el cual está presente en las celdas fotovoltaicas (Mejia, 2014). Estos fotones transfieren su energía a los electrones del material, con esto se los libera de sus átomos anfitriones. Después esto los electrones son libres para moverse dentro del semiconductor. Pero para generar una corriente eléctrica utilizable, es necesario dirigir este movimiento de electrones de manera controlada. Esto se logra a partir de las celdas solares, ya que mediante una estructura llamada unión pn, formada por dos capas de material semiconductor con propiedades distintas:

- Capa tipo p con un exceso de espacios cargados positivamente.
- Capa tipo n con un exceso de electrones cargados negativamente.

Cuando estas dos capas se combinan, se forma una región conocida como la zona de agotamiento, en esta zona los electrones tipo n tienden a moverse hacia los tipos p, donde se recombinan con los huecos, dejando cargas fijas inmóviles (SOLARSOLUTIONS, 2024). Este flujo organizado genera una corriente continua (DC), que fluye en una sola dirección.

Los conductores presentes en el panel recogen esta corriente y la dirigen hacia un inversor, un dispositivo encargado de transformar la corriente continua en corriente alterna (AC), compatible con los sistemas eléctricos convencionales y la mayoría de los dispositivos electrónicos.

Todo esto ocurre en las celdas solares del sistema solar, las cuales son del material semiconductor (M. Molina, 2006). El comportamiento eléctrico de la celda solar se describe a través de la ecuación corriente tensión:

$$I = I_F - I_S \left\{ \exp \left[\frac{q}{AkT} (V + IR_S) - 1 \right] \right\} - \frac{V + IR_S}{R_{PAG}}$$

- I : corriente salida de la celda solar
- V : voltaje de salida de la celda solar
- I_F : foto corriente de la celda solar

- I_S : corriente de saturación inversa de diodo
- q : carga de un electrón, $1,60217733 \times 10^{-19}$
- A : factor de idealidad de la conyuntura p-n
- R_S : resistencia intrínseca serie de la celda
- R_{PAG} : resistencia intrínseca paralela o derivación de la celda

1.4.2.2. Generación de voltaje, corriente, potencia a partir del panel solar. Como se menciona anteriormente el sistema fotovoltaico utiliza el efecto fotovoltaico para generar un flujo de corriente eléctrica y por consiguiente de voltaje. El proceso de generación de voltaje, que es causada por la diferencia de potencial creada en la unión PN.

Dependiendo de las necesidades de energía se ajusta la configuración de las celdas, puede ser en paralelo (para aumentar la corriente) o en serie (para aumentar el voltaje) para formar un panel solar completo solar, esto debido a que por lo general la configuración de una sola celda no es suficiente para satisfacer las necesidades de energía. En estos paneles la cantidad de corriente producida está directamente relacionada con la cantidad de radiación solar que llega al panel. Cuanto mayor sea la luz captada, mayor será el flujo de electrones y por tanto la corriente producida.

$$P = V \times I$$

- P = potencia
- V = voltaje
- I = corriente

El producto del voltaje por la corriente es la potencia eléctrica generada por el panel. Esta potencia depende de diversas variables, entre ellas la eficiencia del panel, las condiciones de iluminación y la temperatura de las celdas, ya que las temperaturas altas tienden a disminuir la eficiencia. La principal característica de un sistema fotovoltaico se da por su potencia máxima (Mejia, 2014). Pero debido a este valor, también es importante tener claro los siguientes parámetros:

- Diferencia de potencial de circuito abierto (V_{oc}): es la tensión máxima en los terminales del módulo PV cuando no hay carga conectada a la misma.

- La corriente de cortocircuito (I_{cc}): la corriente máxima que el panel puede proporcionar, en determinadas condiciones de temperatura y radiación, cuando la tensión en sus terminales es nula, por lo tanto, la potencia poder es cero.

1.4.2.3. Controladores. Un controlador regula el voltaje y la corriente, lo que lo hace indispensable en los sistemas fotovoltaicos. Para este contexto el MPPT y el PWM son dos de los principales tipos de controladores a carga solar. Pero se diferencian en cómo manejan el desajuste entre el voltaje del panel solar y el voltaje de la batería. Lo que hace el controlador PWM es reducir el voltaje del panel solar para que coincida con el voltaje de la batería, por consiguiente, desperdicia parte de la energía generada por los paneles solares (**Solarplus.es, 2023**). A diferencia de un controlador MPPT que convierte el exceso de voltaje en más corriente, por lo que extrae la máxima energía posible de los sistemas fotovoltaicos.

1.4.2.4. MPPT. Una técnica crucial para maximizar el rendimiento de los sistemas fotovoltaicos es el seguimiento del punto de máximo potencial (MPPT) ya que permite extraer el máximo potencial del panel solar en diversas condiciones ambientales. Este es especialmente porque las curvas de corriente-voltaje (IV) y potencia-voltaje (PV) de un panel fotovoltaico dependen de la temperatura y la radiación solar, variables que van a estar en constante cambio durante el día. Como resultado, el punto de máxima potencia no es punto de estático sino más bien, sigue una trayectoria dinámica que depende de las condiciones ambientales actuales (M. Molina, 2006). El MPPT es crucial porque maximiza la producción de energía de la producción de energía de sistemas solares, aumentando su eficiencia y rentabilidad. Sin un sistema de control eficaz, se perdería una parte importante del potencial energético de los paneles, especialmente en condiciones de temperatura y de irradiación variables. Por otra parte, uno de los principales desafíos técnicos es crear algoritmos que combinen precisión, velocidad de respuesta y bajo coste computacional.

Ya que el MPP puede variar dependiendo de las condiciones a las que se esté operando el sistema PV, existen técnicas que permiten alcanzarlo, cuyo principio de funcionamiento varía dependiendo del algoritmo utilizado. Estas son comúnmente utilizadas sobre sistemas de generación de energía, ya sea eólica o solar, y debido a la existencia de una gran cantidad de estrategias y variantes, se hace difícil el dar una descripción general para estas.

1.4.2.5. Convertidor boost y su interacción con el MPPT. El convertidor boost cumple un papel crucial en los sistemas fotovoltaicos que emplean algoritmos para rastrear el punto de máxima potencia (MPPT). Este dispositivo se encarga de aumentar el voltaje de salida del panel fotovoltaico a niveles adecuados para su uso, asegurando que el sistema opere en el punto donde el panel genera la mayor potencia posible. El conversor hace un ajuste que es controlado por el algoritmo MPPT, el cual analiza continuamente el voltaje y la corriente del panel fotovoltaico para determinar su potencia. Si el sistema detecta que el panel no está operando a su máximo potencial, el algoritmo ajusta el ciclo de trabajo del convertidor para corregir la desviación y mejorar la extracción de energía.

La interacción entre el MPPT y el convertidor es esencial para maximizar la eficiencia del sistema fotovoltaico, particularmente en condiciones ambientales cambiantes, como días nublados o con sombras parciales. En estas situaciones, las curvas de corriente-voltaje (IV) y potencia-voltaje (PV) del panel pueden cambiar rápidamente, desplazando el punto de máxima potencia. Gracias al convertidor boost, el sistema puede adaptarse a estos cambios y garantizar una extracción óptima de energía en todo momento (Heynler Meza., 2017). Sin embargo, también presenta desafíos técnicos, como el diseño de controladores capaces de reaccionar rápidamente a los cambios ambientales sin comprometer la estabilidad del sistema.

1.4.2.6. Técnicas de IA. Para seleccionar las técnicas basadas en inteligencia artificial (IA) para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), es necesaria una revisión en el campo de la IA. La inteligencia artificial (IA) busca desarrollar sistemas capaces de realizar tareas que requieren inteligencia humana, como el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones. Este campo es amplio y complejo, estructurado en diversas ramas y subdisciplinas, cada una de las cuales ofrece enfoques y herramientas aplicables a problemas de optimización y control, como el MPPT en sistemas de energía solar.

En el contexto del MPPT, es necesario hacer énfasis en la subdivisión de la inteligencia computacional (IC), una rama de la IA que se enfoca en técnicas adaptativas inspiradas en sistemas naturales, como la evolución y el comportamiento colectivo, para resolver problemas complejos de manera eficiente.

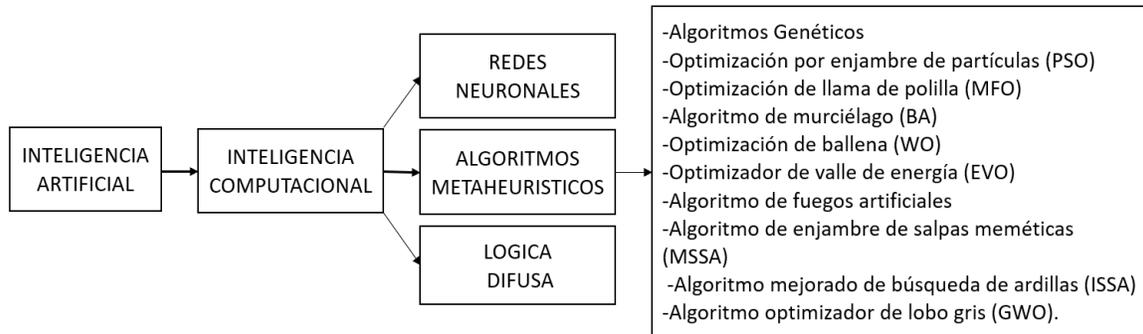
La inteligencia computacional también cuenta con subdivisiones, pero para este contexto se realiza principal énfasis en los algoritmos metaheurísticos, los cuales imitan el comportamiento de

procesos naturales y biológicos para encontrar soluciones en problemas complejos. Entre estos algoritmos destacan los algoritmos genéticos, que imitan el proceso de selección natural; la optimización por enjambre de partículas (PSO), que emula el comportamiento colectivo de grupos de organismos, como bandadas de aves; y la búsqueda tabú, que utiliza una memoria dinámica para evitar soluciones ya visitadas (Naser, 2024). Estos algoritmos resultan útiles en la búsqueda del MPPT debido a su capacidad para explorar soluciones en espacios de búsqueda complejos. Además, existen otros algoritmos metaheurísticos, como la optimización de llama de polilla (MFO), el algoritmo de murciélago (BA), la optimización de ballena (WO), el optimizador de valle de energía (EVO), el algoritmo de fuegos artificiales, el algoritmo de enjambre de salpas meméticas (MSSA), el algoritmo mejorado de búsqueda de ardillas (ISSA) y el algoritmo optimizador de lobo gris (GWO), todos los cuales tienen aplicaciones en problemas de optimización no lineal y pueden aplicarse al MPPT.

Otra subdisciplina relevante en la inteligencia computacional son los algoritmos de lógica difusa, que permiten razonar con información imprecisa. Estos sistemas se basan en reglas difusas, en lugar de valores absolutos, lo que permite a los algoritmos tomar decisiones en situaciones de incertidumbre. Esta característica es particularmente valiosa en el seguimiento del MPPT bajo condiciones de irradiancia y temperatura variables, donde la precisión de los datos puede fluctuar.

Dentro de la inteligencia computacional también se encuentran las redes neuronales, inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano. A través de un proceso de aprendizaje, las redes neuronales permiten a los sistemas reconocer patrones complejos y realizar predicciones a partir de datos. Estas técnicas pueden aplicarse en el MPPT, ya que tienen la capacidad de aprender y adaptarse a patrones cambiantes en las condiciones ambientales.

Figura 1:
Estructura de IA



Nota: Diagrama de bloques de algoritmos dentro de la IA.

1.4.2.6.1. Redes Neuronales. Las redes neuronales artificiales (RNA) son una rama de la Inteligencia Artificial (IA) que se basa el funcionamiento del cerebro humano para procesar información. Las redes están formadas por una serie de nodos interconectados, también conocidos como neuronas artificiales, que reciben datos, los procesan y producen una salida.

Cada red neuronal cuenta con capas, una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa en la salida. Los nodos dentro de estas capas están conectados entre ellos, cada conexión cuenta con una ponderación y un umbral. Cuando la salida de un nodo supera su umbral, este se activa y transmite datos a la siguiente capa, de lo contrario la información no se trasfiere (IBM, 2024). Gracias a este proceso la red puede modelar relaciones complejas entre los datos de entrada y salida.

Para lograr el aprendizaje de una red neuronal es necesario el uso de datos de entrenamiento. En el entrenamiento, la red ajusta las ponderaciones de sus conexiones para optimizar su precisión en la tarea deseada. Una vez entrenadas, las redes neuronales son útiles para tareas de clasificar, agrupar y procesar grandes volúmenes de datos con rapidez y eficiencia.

Las RNA han revolucionado la inteligencia artificial ya que permiten la creación de sistemas que pueden aprender y mejorar con la experiencia (OpenWebinars, 2023). En tares en las cuales se requiere de reconocimiento de imágenes y de voz, son muy útiles ya que pueden identificar

patrones y características en millones de datos en tiempo récord, superando por demasía la velocidad del análisis manual.

Actualmente, las redes neuronales se usan en diversos campos, como motores de búsqueda, sistemas de seguridad, energías renovables, etc. mucha. Un buen enfoque del uso de RNA es el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos. Las redes neuronales son capaces de modelar relaciones no lineales complejas entre variables como voltaje, corriente, irradiancia y temperatura, permitiendo así, un mejor seguimiento del punto de máxima potencia en tiempo real. Para implementar las redes en este enfoque, es necesario un correcto entrenamiento de la red neuronal con un conjunto de datos del comportamiento del panel fotovoltaico bajo diferentes condiciones. Esto garantiza que la RNA pueda adaptarse a los cambios en las condiciones ambientales y mejorar la extracción de energía de los paneles solares.

1.4.2.6.2. Lógica difusa. La lógica difusa permite tomar decisiones basadas en información ambigua o imprecisa. Esto la hace más adecuada para modelar sistemas complejos y situaciones que no pueden ser descritas con claridad. Por ejemplo, en problemas que relacionen al clima, la lógica clásica clasifica una temperatura de 10°C como fría y 30°C como caliente, sin embargo, hay muchas temperaturas intermedias que no encajan perfectamente en estas categorías (*UNAM CUANTITLAN, 2018*). En la lógica clásica, no es posible determinar si es frío o caliente, ya que no pertenece completamente a ninguno de los conjuntos. Pero la lógica difusa si permite expresar que 20°C tiene cierto grado de pertenencia tanto al conjunto de temperaturas frías como al de calientes, con valores como el 70% frío y el 30% caliente.

Esta técnica es flexible y refleja mejor la realidad, especialmente en sistemas donde las variables no son absolutas, lo cual lo hace ideal para problemas de sistemas fotovoltaicos como lo es el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Un controlador basado en lógica difusa utiliza un conjunto de reglas para aproximar el comportamiento no lineal de los paneles solares bajo diferentes condiciones de irradiancia y temperatura. Gracias a esto es posible manejar la incertidumbre y la imprecisión inherentes a las variables que afectan la eficiencia de los paneles solares, como la irradiancia solar, la temperatura ambiental y los sombreados parciales (*MOSTAFA BAKKAR, 2021*). La principal ventaja de usar lógica difusa en el MPPT es su capacidad para adaptarse a las condiciones dinámicas del entorno sin necesidad de conocer con precisión el modelo matemático del sistema. A partir de conocimientos sobre el comportamiento

del sistema fotovoltaico, un controlador difuso puede establecer reglas que ajusten de manera eficiente la operación del sistema para maximizar la generación de energía, incluso en condiciones cambiantes, como cuando los paneles están parcialmente sombreados. La lógica difusa es una gran opción frente a la incertidumbre, lo que la convierte en una herramienta muy versátil para el diseño de controladores de MPPT en sistemas solares.

1.4.2.6.3. PSO. El algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) es una técnica que se inspira en el comportamiento social de grupos como las bandadas de aves o los cardúmenes de peces. El funcionamiento de esta técnica se basa en un conjunto de partículas que interactúan en un espacio de búsqueda, comunicándose entre sí para intercambiar información y alcanzar óptimas soluciones de manera colectiva. Cada partícula representa una posible solución y ajusta su posición y velocidad en dos aspectos clave, su propio conocimiento adquirido y la mejor experiencia grupal.

El conocimiento individual es conocido como p_{best} y ofrece la mejor solución que la partícula ha encontrado durante su trayectoria. Este aspecto, denominado "comportamiento cognitivo", aprovecha el aprendizaje individual, y el conocimiento colectivo es conocido como g_{best} y utiliza el mejor resultado alcanzado por el enjambre completo, integrando un comportamiento social (Henry Diaz, 2013). La combinación de aprendizaje individual y colectivo permite que las partículas exploren el espacio de búsqueda de manera eficiente, maximizando las probabilidades de encontrar la solución óptima.

En problemas como el Seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos, el PSO resulta muy efectivo, ya que esta técnica permite localizar el punto donde los paneles solares generan su máxima potencia eléctrica, incluso bajo condiciones complejas como sombras parciales y cambios de irradiancia y temperatura. Dado que las curvas de potencia-voltaje (PV) pueden presentar múltiples picos locales en situaciones cambiantes, el PSO destaca por ser capaz de identificar el pico global, impidiendo soluciones locales no deseadas.

El PSO explora el espacio de búsqueda de voltajes o corrientes del sistema fotovoltaico y se adapta rápidamente a los cambios ambientales. Entre sus principales ventajas se encuentra su capacidad para adaptarse a las variaciones, su eficiencia en entornos dinámicos y su habilidad para

manejar sistemas no lineales, lo que lo convierte en una herramienta muy útil para mejorar la eficiencia del seguimiento del punto de máxima potencia en paneles solares.

1.4.3. Marco conceptual

1.4.3.1. MATLAB/Simulink. Se trata de un software creado por la empresa Mathworks y es considerada como una de las herramientas más potentes en cálculo y representación gráfica de problemas complejos. (Llamas, 2023). Cuenta con un toolbox especial llamado SIMULINK que sirve para simular el comportamiento de los sistemas dinámicos. (UPCommons, 2014). Puede simular sistemas lineales y no lineales, modelos en tiempo continuo y tiempo discreto y sistemas híbridos de todos los anteriores. Por lo que este programa es perfecto para modelar un entorno que permita simular el comportamiento de un sistema de paneles solares en condiciones climáticas cambiantes. Además de ofrecer una serie de comandos con los cuales es posible construir algoritmos para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). También permite la integración del entorno con los algoritmos, con esto es posible realizar un análisis a detalle del comportamiento de la simulación.

1.4.3.2. Sombreados parciales. Los sistemas de paneles solares están expuestos a disminuir su rendimiento a causa de los sombreados parciales. El efecto sombreado se destaca de forma parcial o total sobre las placas solares, principalmente esto es producido por factores cercanos como lo son los árboles, estructuras o agentes externos que impiden a la luz solar ser absorbida uniformemente por los paneles.

Desde el momento en que una célula solar está sombreada, la corriente de todas las unidades de la cadena está determinada por la unidad que produce la menor corriente. (SOLORAMA, 2022). Es decir, que cuando una celda está sombreada, toda la serie está prácticamente sombreada. La sombra en paneles solares puede afectar drásticamente entre un 40% y un 100% la producción de energía.

1.5. Metodología

1.5.1. Paradigma de investigación

Dado que el presente estudio se centra en las áreas de ingeniería y tecnología, y su objetivo es comparar de manera rigurosa el desempeño de distintas técnicas de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos, se requiere la recopilación y análisis de datos cuantitativos. Para evaluar y comparar la eficiencia de los métodos basados en algoritmos convencionales y técnicas de inteligencia artificial, es necesario realizar mediciones objetivas bajo condiciones controladas. Por tanto, este estudio se enmarca dentro del paradigma positivista, ya que se basa en la obtención de datos empíricos.

1.5.2. Enfoque de investigación

El estudio tiene un enfoque de investigación cuantitativo ya que se basa en la obtención de datos numéricos mediante simulaciones en MATLAB/Simulink para evaluar el desempeño de distintos algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) bajo diversas condiciones climatológicas. Este enfoque permite la recopilación de información precisa y medible sobre variables como la eficiencia y la respuesta de los algoritmos a variaciones en la irradiancia y temperatura. Los resultados de la comparación dependen de la correcta medición de los datos de cada técnica.

1.5.3. Tipo de investigación

Este estudio corresponde a una investigación experimental en el área de ingeniería mecatrónica, específicamente en el campo de los sistemas fotovoltaicos y el control inteligente. Se evaluarán métodos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) basados en algoritmos de inteligencia artificial (redes neuronales, lógica difusa y PSO) y métodos convencionales (P&O e IC) mediante simulaciones realizadas en MATLAB/Simulink. El proyecto contempla la manipulación sistemática de parámetros ambientales como la irradiancia, permitiendo analizar el desempeño de cada algoritmo bajo condiciones controladas y dinámicas. Los indicadores clave de desempeño incluirán eficiencia energética, precisión en el seguimiento del MPP y respuesta frente a cambios climáticos. Este enfoque experimental busca proporcionar datos cuantitativos y gráficos comparativos que respalden la evaluación objetiva de los algoritmos, identificando sus ventajas y limitaciones en distintos escenarios. Así, se podrán establecer conclusiones claras sobre la

efectividad de las técnicas estudiadas, contribuyendo al desarrollo de estrategias avanzadas para la optimización de sistemas fotovoltaicos.

1.5.4. Línea de investigación

Esta investigación se centra en el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos mediante el uso de algoritmos basados en inteligencia artificial y métodos convencionales. Puesto que en el objetivo general se plantea una comparación entre varios algoritmos para la obtener un método que se adapte a los cambios de las variables climatológicas y ofrezca una rápida y estable respuesta frente a diversas condiciones, mejorando así la eficiencia del sistema fotovoltaico.

1.5.5. Hipótesis de investigación

Los algoritmos basados en inteligencia artificial mejoran sus resultados en 1% en comparación a los métodos convencionales de MPPT en términos de eficiencia y precisión en el seguimiento del punto de máxima potencia en sistemas fotovoltaicos, especialmente bajo condiciones dinámicas de irradiancia y temperatura.

1.5.6. Pregunta de investigación

¿Cuál es la técnica de MPPT, ya sea convencional o basada en inteligencia artificial, que presenta la mayor adaptabilidad y eficiencia bajo variaciones climatológicas, maximizando la producción de energía solar?

1.5.7. Descripción metodológica

Para llevar a cabo el desarrollo de este proyecto se tiene en cuenta fases que se encargan de llevar a cabo la ejecución de los objetivos planteados, enfatizando que va dirigido a comparar los resultados obtenidos de cada algoritmo para el MPPT.

- Realizar una revisión bibliográfica.

- Identificar las técnicas con mayor potencial para el MPPT.
- Simular un entorno que permita modelar el comportamiento de un sistema de paneles solares en condiciones climáticas cambiantes.
- Simular un sistema de MPPT basado en métodos convencionales y con las técnicas de inteligencia artificial seleccionadas en el entorno de simulación.
- Recolectar datos de potencia generados en el entorno de simulación de los sistemas de paneles solares bajo diferentes condiciones climáticas.
- Registrar y analizar los datos de potencia recopilados para cada sistema de MPPT.
- Realizar un análisis comparativo de la eficiencia y capacidad de adaptación bajo diferentes condiciones variables y climáticas de los sistemas de MPPT, en función de los datos de potencia generados y la eficiencia en el MPPT.

2. Presentación de resultados

2.1. Desarrollo de actividades

A lo largo de toda la fase de investigación, con el fin de cumplir con la totalidad de los objetivos expuestos al inicio del proyecto, se llevó a cabo una serie de desafíos y actividades que son las siguientes:

2.1.1. Revisión bibliográfica

Durante esta etapa se realizó un estudio enfocado en la revisión de la extensa cantidad de literatura, que incluye artículos, libros y sitios web que ofrecen diversas perspectivas y enfoques respecto al seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas solares.

En este análisis, se identifican una serie de desafíos en el seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas solares, los cuales merecen ser revisados y tratados a profundidad debido a su impacto en la eficiencia de los paneles solares. Entre estos desafíos destacan los problemas ocasionados por los sombreados parciales y las variaciones de irradiancia y temperatura, que representan un reto significativo, especialmente para los métodos tradicionales de MPPT (M. Maldonado, 2016). Estas variaciones, provocadas por condiciones climáticas cambiantes u otros factores ambientales, pueden generar lecturas incorrectas y, en consecuencia, una disminución en la eficiencia de la generación de energía solar.

Dado que estos aspectos son críticos para el desarrollo e implementación de sistemas solares eficientes y sostenibles, resulta esencial encontrar soluciones a estas limitaciones. Para abordar estos desafíos, se exploraron diversas estrategias, principalmente mejoras en el ámbito del software, con el objetivo de mejorar el seguimiento del punto de máxima potencia. Este análisis concluyó que la implementación de algoritmos avanzados para MPPT no solo es una solución viable a los problemas mencionados, sino que también permite maximizar la generación de energía eléctrica, mejorando significativamente el rendimiento de los sistemas solares.

2.1.2. Identificación de algoritmos

Se realizó una recopilación y un análisis de los algoritmos existentes para comprender las estrategias disponibles que pueden mejorar el rendimiento de los sistemas MPPT en entornos

solares. En este proceso, se exploraron tanto los métodos tradicionales como los basados en inteligencia artificial, así como los algoritmos híbridos, que combinan dos o más técnicas, ya sean convencionales o basados en IA. Sin embargo, los algoritmos híbridos fueron descartados del alcance de este estudio debido a su complejidad y altos requerimientos computacionales.

La selección de los algoritmos que serán el enfoque principal del estudio se basó en información obtenida de investigaciones previas, considerando los resultados obtenidos y las ventajas que cada método puede ofrecer.

En el estudio de Katherine A. Kim et al. 2015, se realiza un estudio similar en el cual se comparan algunos algoritmos basados en métodos convencionales y en métodos con inteligencia artificial. Como se observa en las tablas presentadas, se lleva a cabo una comparación bajo distintos parámetros que permite evaluar el rendimiento de cada técnica en diferentes escenarios.

Tabla 2

Comparación de algoritmos convencionales y de IA.

Parámetros	Métodos convencionales para MPPT			Métodos basados en IA para MPPT		
	CVC	P&O	IC	FCL	ANN	ANFIS
Potencia (W) promedio con $G=1000W/m^2$	1141.89	1140.74	1159.79	1196.48	1209.81	1214.7
Rango variación de potencia(W)	1102 - 1181	1131 - 1151	1094 - 1225	1096 - 1297	1205 - 1213	1105 - 1323
Voltaje (V) promedio con $G=1000W/m^2$	237.4	239.1	238.2	238.2	245.3	248.1
Rango variación de voltaje (V)	225- 250	236- 242	216-261	119- 358	242- 247	221- 269
Corriente (I) promedio con $G=1000W/m^2$	4.810	4.771	4.869	5.023	4.932	4.88
Rango variación de corriente(I)	4.51- 5.05	4.74- 4.80	4.58- 4.905	4.8-5.3	4.9-5.0	4.65- 5.01
Eficiencia (%)	93.52	93.43	94.99	97.99	99.09	99.49

Nota: Comparación bajo diferentes parámetros para el MPPT, con algoritmos basados en métodos convencionales y métodos basados en IA. Fuente: Adaptado de A comparative investigation of maximum power point tracking methods for solar PV system, por Ankit Gupta, 2016.

En el caso de los métodos convencionales, se compararon los algoritmos de Control de Voltaje Constante (CVC), Perturbar y Observar (P&O) e Inductancia Incremental (IC). A partir de los resultados se analiza lo siguiente:

- IC presenta un mejor desempeño en términos de potencia promedio, con un valor de 1159.79 W, superando a CVC con 1141.89 W y a P&O con 1140.74 W. Esto demuestra que el método IC, es más efectivos para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPP) bajo condiciones de irradiancia constante.
- El rango de variación de potencia, IC muestra una mayor estabilidad con un rango de 1094–1225 W, en comparación con P&O, que oscila entre 1131–1151 W.
- El voltaje promedio de IC (238.2 V) se encuentra dentro de un rango más amplio (216–261 V), lo que lo hace más versátil frente a P&O (236–242 V) y CVC (225–250 V).
- En términos de corriente promedio, IC también destaca con 4.869 A, ligeramente superior a P&O (4.771 A) y CVC (4.810 A).

Con estos datos se concluye que el método Inductancia Incremental (IC) es el más recomendable dentro de los métodos convencionales, debido a su estabilidad, eficiencia en el seguimiento del MPP y capacidad de adaptación frente a cambios en las condiciones ambientales.

En cuanto a los métodos basados en inteligencia artificial, se compararon los algoritmos de Lógica Difusa (FLC), Redes Neuronales Artificiales (ANN) y Sistema Neurodifuso Adaptativo (ANFIS).

El algoritmo ANFIS cuenta con un buen desempeño en todos los aspectos, pero debido a que no se está considerado algoritmo híbridos, no se lo toma en cuenta.

- Los resultados muestran que ANN presenta las mayores potencias promedio, con 1209.81 W, superando a FLC con 1196.48 W.
- ANN destaca con un voltaje promedio de 245.3 V, que se acerca al punto ideal.
- En términos de corriente promedio, FLC alcanza el mejor desempeño con 5.023 A, superando ligeramente a ANN (4.932 A).

Complementando este análisis, los datos de eficiencia y tiempos de respuesta presentados en la Tabla 6 muestran que los algoritmos basados en IA tienen una eficiencia notablemente superior, con valores entre el 97.99 % (FLC) y el 99.09 % (ANN), en comparación con los métodos convencionales, cuyo máximo es el 94.99 % (IC).

El anterior análisis se puede complementar con la información del artículo Abhinav Saxena et al. 2023. Donde se evalúa la capacidad de extracción de potencia máxima bajo diferentes niveles de irradiancia para varios algoritmos. Esta tabla permite corroborar la información de los métodos analizados anteriormente y da información adicional sobre el desempeño de otros métodos.

Tabla 3

Comparación de algoritmos 2

Irradiación W/m ²	P&O	IC	FCL	ANN	RCC	FDDL	LCS	PSO
25	26	36	49	102	96	87	79	61
50	36	51	75	114	102	91	95	86
75	49	63	81	112	92	79	96	89
100	51	71	92	109	87	91	93	82
125	47	59	79	113	94	86	89	72

Nota: Comparación bajo diferentes niveles de irradiancia, con algoritmos para el MPPT. Fuente: Maximum power extraction from solar PV systems using intelligent based soft computing strategies: A critical review and comprehensive performance analysis, por Abhinav Saxena, Rajat Kumar, 2023.

Los métodos basados en inteligencia artificial, como ANN y FLC, destacan con una mayor extracción de potencia máxima en todos los niveles de irradiancia, especialmente en condiciones bajas (25 W/m² y 50 W/m²), superando a los métodos convencionales como P&O e IC. Con esto se reafirma la anterior conclusión de que los métodos basados en inteligencia artificial tienen un desempeño superior a los métodos tradicionales.

Por otra parte, el método PSO también muestra un desempeño notable en escenarios de irradiancia media a alta (75 W/m² y 100 W/m²), donde logra extraer **89 W** y **82 W**, respectivamente. Aunque su rendimiento es menor que el de ANN o FLC, PSO se la considera

como una gran alternativa debido a varias razones. Aunque no se muestre explícitamente en las tablas PSO tiene las siguientes ventajas:

- Adaptabilidad en condiciones variables: Su capacidad para extraer potencia con valores cercanos a los de los mejores métodos de inteligencia artificial lo convierte en una opción confiable para aplicaciones donde las condiciones de irradiancia son cambiantes.
- Rendimiento competitivo frente a métodos convencionales: A pesar de que no alcanza los valores máximos de ANN o FLC, PSO supera los métodos como P&O e IC.
- Simplicidad y flexibilidad: PSO tiene facilidad de implementación en sistemas de optimización y su capacidad para adaptarse a diferentes configuraciones.

De acuerdo con los resultados obtenidos, FLC y ANN son las opciones más recomendables entre los algoritmos basados en inteligencia artificial. FLC destaca por su capacidad de manejar sistemas no lineales y adaptarse a condiciones variables con una eficiencia muy cercana al ideal, mientras que ANN se caracteriza por su velocidad y precisión, siendo especialmente útil en aplicaciones donde los tiempos de respuesta son críticos. Y PSO cuenta con una serie de ventajas que son sumamente convenientes en este contexto del seguimiento del punto de máxima potencia.

2.1.3. Selección de técnicas para el MPPT

Con base en el anterior análisis, se seleccionó el método de Inductancia Incremental como técnica tradicional para tomarlo como base en la comparación de los resultados con los obtenidos con algoritmos basados en inteligencia artificial. Los algoritmos basados en IA escogidos son: Lógica Difusa (FLC), Redes Neuronales Artificiales (ANN) y Optimización por Enjambre de Partículas (PSO).

2.1.3.1. Técnica basada en métodos convencionales

2.1.3.1.1. Inductancia incremental (IC) y el MPPT. El método de Inductancia Incremental (IC) es una técnica ampliamente utilizada en el análisis y diseño de aplicaciones de sistemas fotovoltaicos, donde su objetivo es mejorar el seguimiento del punto de máxima potencia (MPP). Su funcionamiento se basa en la capacidad de evaluar cómo el inductor afecta el circuito ante pequeñas perturbaciones alrededor de un punto de operación establecido. Esto le permite realizar un análisis de pequeña señal, esencial para describir el comportamiento dinámico del sistema. En este contexto de los sistemas fotovoltaicos, el método de Inductancia Incremental ofrece algunas ventajas frente a el método tradicional Perturbar y Observar (P&O). Mientras que P&O introduce perturbaciones constantes y observa los cambios en la potencia para aproximarse al MPP, el método de Inductancia Incremental es capaz de identificar de manera directa la dirección hacia el punto de máxima potencia mediante la comparación de la conductancia incremental y la conductancia instantánea. Gracias a esto, IC presenta una capacidad de adaptación frente a variaciones en las condiciones de irradiancia y temperatura, evitando oscilaciones y proporcionando estabilidad en el punto de máxima potencia. Esto permite un rendimiento eficiente y preciso.

Para ello, el método de Inductancia Incremental se basa en un modelo matemático que evalúa la relación entre la variación de corriente (ΔI) y la variación de voltaje (ΔV), junto con la conductancia instantánea del sistema (I/V) (Library, 2014). Las condiciones evaluadas por el algoritmo son las siguientes:

- SI $\frac{\Delta I}{\Delta V} + \frac{I}{V} > 0$: Incrementar el voltaje.
- SI $\frac{\Delta I}{\Delta V} + \frac{I}{V} < 0$: Reducir el voltaje.
- SI $\frac{\Delta I}{\Delta V} + \frac{I}{V} = 0$: El sistema está en el MPP.

Estas condiciones permiten al método ajustar de manera eficiente el ciclo de trabajo del convertidor en tiempo real, logrando un seguimiento continuo y preciso del MPP bajo diversas condiciones de operación.

El método de Inductancia Incremental ofrece un equilibrio adecuado entre simplicidad y precisión, facilitando su implementación en comparación con técnicas avanzadas de inteligencia artificial, como redes neuronales o lógica difusa, que requieren configuraciones complejas.

Aunque métodos de optimización como la optimización de enjambre de partículas o los algoritmos genéticos pueden proporcionar mayor precisión en ciertas condiciones, IC sigue siendo una opción eficaz para el seguimiento del punto de máxima potencia en simulaciones. Su capacidad para rastrear el MPP en condiciones de sombreado parcial le permite ajustar el ciclo de trabajo con eficacia, logrando una aproximación razonable al MPP incluso en situaciones con múltiples picos de potencia. Esto hace que el método IC sea ideal para evaluar el rendimiento del sistema en escenarios de irradiancia variable y condiciones cambiantes.

Pese a que Inductancia Incremental requiere un esfuerzo computacional mayor que Perturbar y Observar debido a los cálculos adicionales de conductancia, sigue siendo una opción viable para la mayoría de plataformas de simulación, evitando la carga computacional de métodos de inteligencia artificial más complejos. Esto lo convierte en una elección adecuada para implementaciones en hardware con limitaciones de procesamiento, manteniendo una buena precisión en el seguimiento del MPP.

2.1.3.2. Técnicas basadas en inteligencia artificial

2.1.3.2.1. Optimización por enjambres de partículas (PSO) y el MPPT. La optimización por enjambre de partículas (PSO) ofrece varias ventajas en precisión, velocidad de convergencia y adaptabilidad, especialmente útil en condiciones ambientales complejas. Una de las ventajas clave de PSO es su capacidad para reducir las oscilaciones cuando el sistema llega al estado estacionario, lo que le da una ventaja sobre algoritmos más simples como el de perturbar y observar (P&O). A diferencia de P&O, que tiende a oscilar alrededor del MPP debido a su método de ajuste constante, PSO logra estabilizarse con mayor precisión en el punto óptimo. Además, PSO permite ajustar el ciclo de trabajo del convertidor (duty cycle) de forma continua, adaptándose mejor a cambios rápidos en irradiancia y temperatura, lo que incrementa la eficiencia energética en entornos con variabilidad.

Aunque la lógica difusa (FLC) también reduce las oscilaciones y maneja bien la incertidumbre, depende de conocimientos expertos para configurar reglas y funciones de membresía, lo que puede complicar su implementación (Henry Diaz, 2013). Las redes neuronales también requieren un entrenamiento intensivo y conocimiento especializado. En cambio, PSO no necesita una estructura de reglas complejas, lo que simplifica su implementación y facilita su integración en plataformas de simulación como MATLAB/Simulink.

El modelo matemático de PSO se basa en un mecanismo iterativo en el cual las partículas actualizan su posición y velocidad dentro del espacio de búsqueda. Este proceso se describe mediante las siguientes ecuaciones:

- La actualización de la velocidad de cada partícula se expresa como:

$$v_i(t + 1) = w \times v_i(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{best,i} - x_i(t)) + c_2 \times r_2 \times (g_{best} - x_i(t))$$

- w : Peso de inercia, que controla el equilibrio entre exploración (valores nuevos) y explotación (valores cercanos a los óptimos).
- c_1 : Constante cognitiva que pondera la influencia de la mejor posición personal de la partícula ($P_{best,i}$).
- c_2 : Constante que pondera la mejor posición global (g_{best}).
- r_1, r_2 : Factores aleatorios (U [0,1]) para generar diversidad.
- $x_i(t)$: Posición partícula i en el tiempo t .
- $v_i(t)$: Velocidad de la partícula i en el tiempo t .

- Ecuación de posición

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1)$$

Esta ecuación actualiza la posición de cada partícula basándose en su velocidad actualizada.

El algoritmo de optimización de enjambre de partículas resulta muy efectivo en condiciones de sombreado parcial, donde es capaz de identificar el MPP global, incluso en curvas de potencia con múltiples picos. Debido a que PSO se basa en una estrategia de búsqueda cooperativa y aleatoria, explora el espacio de soluciones de manera eficiente y se adapta continuamente a los cambios ambientales, asegurando un correcto seguimiento del MPP.

Otra ventaja importante de PSO es que reduce el tiempo de convergencia, alcanzando el MPP en menos iteraciones que otros métodos. Esto es importante en este contexto ya que es esencial una respuesta rápida para mantener la eficiencia del sistema. Al minimizar el tiempo de convergencia y las oscilaciones, PSO maximiza la potencia generada por el sistema fotovoltaico, aumentando así su eficiencia operativa.

2.1.3.2.2. Lógica difusa y el MPPT. Se sabe que la lógica difusa proporciona soluciones claras a problemas complejos ya que se asimila a la toma de decisiones de los humanos, por lo que tiende a incluir el rango de posibilidades entre “sí” o “no” como “ciertamente sí” o “posiblemente no” y dado que variables como la irradiancia y la temperatura cambian de manera impredecible, la lógica difusa ofrece una gran solución para modelar sistemas fotovoltaicos en los que las variables no son completamente conocidas o predecibles y es gracias a esta flexibilidad que este algoritmo representa grandes beneficios para el MPPT.

Una de las principales ventajas que supone la FCL es que no depende de un modelo matemático exacto del sistema, lo cual le permite operar en entornos donde las características del panel solar pueden ser no lineales y complejas. Gracias a esta flexibilidad, el FLC responde bien en condiciones variables de irradiancia, adaptándose a cambios en corriente, voltaje y potencia de manera intuitiva. Esta adaptabilidad permite rastrear el MPP de forma precisa, aprovechando el uso de reglas difusas para responder rápidamente a variaciones de irradiancia y temperatura, mejorando así la eficiencia en la captación de energía.

A diferencia de otros métodos, como las redes neuronales (ANN), que requieren entrenamiento intensivo y grandes volúmenes de datos, la lógica difusa puede implementarse mediante reglas simples basadas en el conocimiento del sistema y sus condiciones de operación. Además, su simplicidad computacional representa una ventaja frente a técnicas avanzadas como los métodos híbridos, la optimización por enjambre de partículas (PSO), o los algoritmos genéticos (AG). En simulaciones, esta simplicidad permite realizar pruebas y ajustes sin comprometer la precisión en el seguimiento del MPP, haciendo del FLC una opción efectiva para estudios y análisis de sistemas fotovoltaicos.

Además, el FLC muestra una buena respuesta en términos de tiempo de convergencia y es menos susceptible a las oscilaciones en estado estacionario en comparación con métodos como P&O. Esto es esencial para maximizar la estabilidad del sistema y reducir las pérdidas energéticas por fluctuaciones alrededor del MPP. Aunque pueden presentarse algunas oscilaciones menores, la correcta configuración de las reglas difusas y las funciones de membresía permite minimizarlas, optimizando así el rendimiento del sistema fotovoltaico. Otra gran ventaja es que, en situaciones de sombreado parcial o cambios abruptos en la irradiancia, la lógica difusa se adapta rápidamente, ajustándose a las nuevas condiciones sin perder la dirección hacia el MPP. Aunque métodos como el PSO o los algoritmos genéticos también identifican el MPP global en estas condiciones, el FLC

ofrece una solución directa y menos compleja, ideal para simulaciones que buscan evaluar la capacidad de respuesta del sistema ante variaciones climáticas sin requerir procesos de ajuste complejos.

Para comprender mejor el funcionamiento de FLC, se presenta el modelo matemático que muestra su operación (Hichem, 2023). Este tiene tres etapas: fuzzificación, evaluación de reglas y defuzzificación.

- Fuzzificación: Convierte las entradas del sistema (E y ΔE) en valores lingüísticos a través de funciones de membresía. Estas entradas se definen como:

- Error (E):

$$E(k) = \frac{\Delta P(k)}{\Delta V(k)} = \frac{P(k) - P(k-1)}{V(k) - V(k-1)}$$

- Cambio de error (ΔE)

$$\Delta E(k) = E(k) - E(k-1)$$

- Evaluación de Reglas: Se aplica una serie de reglas que combina los valores lingüísticos de E y ΔE para determinar la salida difusa (ΔD).
- Defuzzificación: La salida difusa (ΔD) se convierte en un valor numérico. Este proceso se describe mediante la siguiente fórmula:

$$\Delta D = \frac{\sum(\text{pesos} \times \text{reglas})}{\sum \text{pesos}}$$

- Los pesos son los grados de pertenencias calculados para cada combinación de E y ΔE .
- Las reglas son los valores asignados en la matriz de reglas para determinar la magnitud del ajuste del ciclo de trabajo.

2.1.3.2.3. Redes neuronales artificiales (ANN) y el MPPT. El algoritmo de redes neuronales artificiales (ANN) fue seleccionado debido a su capacidad de mejorar el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos, especialmente bajo condiciones variables de irradiancia y temperatura. Esta elección se basa principalmente en la habilidad de las redes neuronales para aprender patrones complejos y adaptarse rápidamente a cambios en el entorno, lo cual les permite mantener una mayor precisión y eficiencia en la predicción del rendimiento, a diferencia de métodos tradicionales como perturbar y observar (P&O) o inductancia incremental (IC), que tienden a perder precisión o quedar atrapados en máximos locales bajo sombras parciales o cambios rápidos de irradiancia.

Además, la flexibilidad de las redes neuronales para modelar patrones no lineales es especialmente útil en sistemas fotovoltaicos, donde las relaciones entre corriente, voltaje y potencia son complejas y cambiantes. Gracias a esta adaptabilidad, las ANN logran un seguimiento preciso y estable del MPP, reduciendo oscilaciones en el punto de operación, algo que los métodos tradicionales como perturbar y observar suelen provocar, afectando la eficiencia del sistema. Esto permite a las ANN optimizar el aprovechamiento de la energía incluso en condiciones de irradiancia desiguales y complejas.

Otro punto importante es la ventaja significativa que las redes neuronales ofrecen bajo condiciones de sombra parcial, donde los métodos clásicos como perturbar y observar o la lógica difusa pueden quedar atrapados en máximos locales de potencia. Debido a su capacidad de aprendizaje, las ANN pueden identificar el punto de máxima potencia global, maximizando así la energía aprovechada y aumentando la confiabilidad del sistema. Aunque técnicas como los algoritmos genéticos o la optimización por enjambre de partículas también pueden localizar el MPP global en estas condiciones, las destacan por su capacidad de adaptarse rápidamente a cambios constantes en el entorno, ofreciendo una solución flexible y eficiente.

Una vez entrenadas correctamente, las redes neuronales pueden predecir el comportamiento del sistema en distintas condiciones climatológicas. Esta capacidad de adaptación y predicción permite una respuesta precisa y rápida a variaciones de irradiancia y temperatura, maximizando la captación de energía. Sin embargo, lograr un rendimiento óptimo requiere una fase de configuración detallada, incluyendo la selección adecuada del número de neuronas y capas ocultas ideales. Una vez superada esta etapa, las redes neuronales han demostrado su gran potencial para

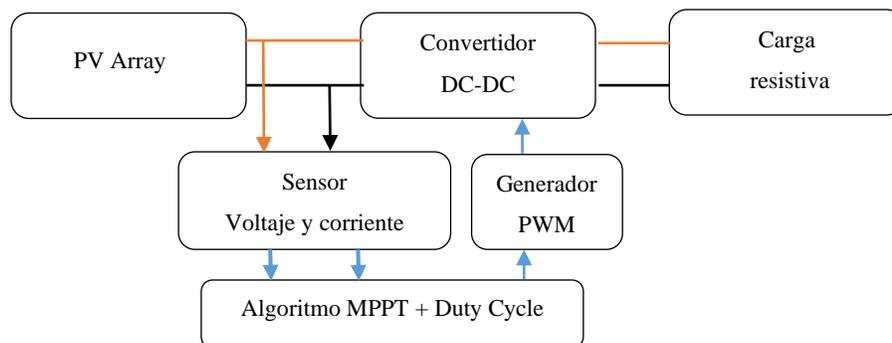
maximizar la producción de energía en sistemas fotovoltaicos gracias a su sobresaliente capacidad de aprendizaje y adaptación constante.

Si bien el uso de las redes neuronales requiere una fase inicial de entrenamiento que puede ser intensiva en datos y tiempo, el esfuerzo se justifica por la precisión y adaptabilidad que ofrecen una vez entrenadas. Este entrenamiento se realiza a partir de datos históricos de irradiancia y temperatura, optimizando el modelo para las condiciones esperadas en el sistema. Los avances en hardware y software han hecho que las ANN sean cada vez más accesibles y eficaces para aplicaciones en sistemas fotovoltaicos.

2.1.4. Entorno de simulación

Figura 2

Diagrama de conexión MPPT en un sistema fotovoltaico



Nota: Diagrama de bloques del sistema fotovoltaico con control MPPT basado en un convertidor DC-DC.

El diagrama de conexión es la guía para la implementación del circuito en MATLAB/Simulink. Se desarrollará una simulación para modelar un sistema fotovoltaico con el objetivo de analizar el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) bajo condiciones variables de irradiancia. El sistema está compuesto por un arreglo de paneles solares, un convertidor DC-DC tipo boost y una carga resistiva. La resistencia se utiliza como carga por su simplicidad y porque permite analizar el comportamiento del sistema de forma precisa, facilitando la medición de parámetros como la potencia, el voltaje y la corriente de salida.

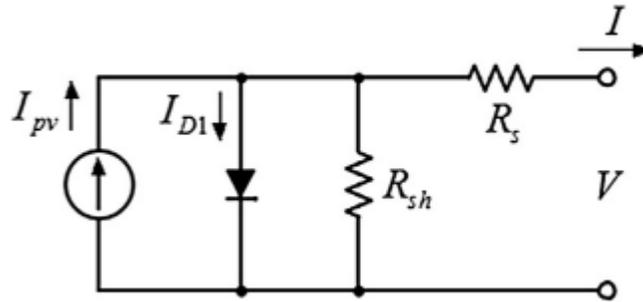
la carga resistiva es ideal en etapas iniciales de diseño o simulación, ya que elimina complejidades asociadas a cargas más dinámicas, permitiendo enfocar el análisis en el desempeño del algoritmo MPPT.

2.1.4.1. PANEL SOLAR. Un panel fotovoltaico (PV) puede ser modelado como un conjunto de celdas solares conectadas entre sí. Este conjunto se representa mediante diodos ideales, los cuales están en paralelo con una fuente de corriente. La corriente de esta fuente es controlada por la cantidad de corriente solar que incide sobre el panel. [https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8214352]

Las ecuaciones de (1) al (4) describen el modelo matemático no lineal IV y PV del panel solar

Figura 3

Modelo del circuito



Nota: Modelo de circuito equivalente de un panel fotovoltaico

$$I = I_{pv} - I_0 \left(e^{\frac{q(v+IR_s)}{nN_sKT}} - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

$$I_{pv} = I_{sc} + K_I(T - T_0) \quad (2)$$

$$I_0 = \frac{I_{sc} \frac{V_{oc}}{R_{sh}}}{e^{\left(\frac{qV_{oc}}{aN_sV_t} \right)} - 1} \quad (3)$$

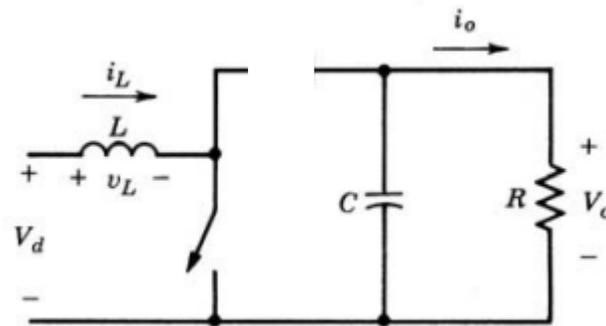
$$I_d = I_0 \left(e^{\frac{V+IR_s}{aV_T}} - 1 \right) \quad (4)$$

Donde K es la constante de Boltzmann, T es la temperatura absoluta, q es la carga del electrón, E es la energía de Band Gap, a es el factor de idealidad del diodo, V es el voltaje en los terminales, V_0 es el voltaje de circuito abierto, I_{SC} es la corriente de cortocircuito, I_{pv} es la corriente fotogenerada, I_S es la corriente de saturación inversa, I_{RS} es la corriente inicial de saturación, I es la corriente de salida del panel, I_d es la corriente en el diodo, y K_I es el coeficiente de variación de I_{SC} con la temperatura (Cubas, 2014).

2.1.4.2. Diseño de un Convertidor Boost. El convertidor boost es un componente esencial en los sistemas fotovoltaicos diseñados para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Este dispositivo ajusta el voltaje de salida de los paneles solares, que puede variar según las condiciones de irradiancia y temperatura, para garantizar un rendimiento óptimo.

Figura 4

Convertidor boost



Nota: Diseño de convertidor boost. Fuente: Mohan, N., Undeland, T. M., & Robbins, W. P. (2003). *Electrónica de potencia: Convertidores, aplicaciones y diseño* (3ra ed.). McGraw-Hill

$$D = 1 - \frac{V_d}{V_o} \quad (1)$$

$$T_s = \frac{1}{f_s} \quad (2)$$

$$\Delta V_0 = 0.05 * V_0 \quad (3)$$

$$\Delta I_o = 0.05 * I_d \quad (4)$$

$$C = \frac{I_o * D}{\Delta V_o * f} \quad (5)$$

$$L = \frac{V_d * D * T_s}{2 * \Delta I_o} \quad (6)$$

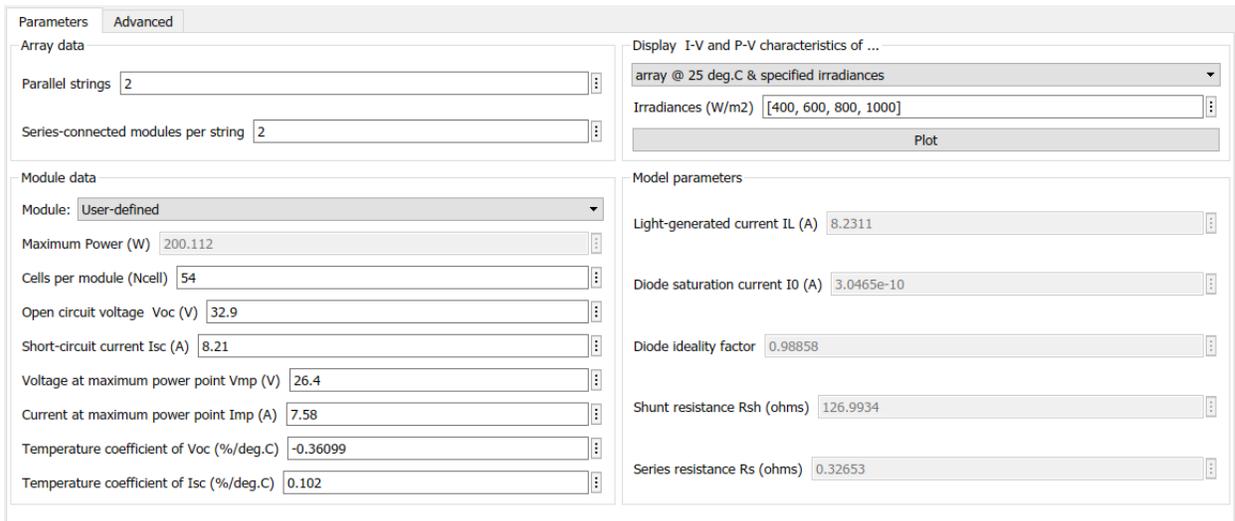
Donde; D es la relación de trabajo, V_d es el voltaje de entrada, V_o es el voltaje de salida, T_s es el periodo de conmutación, ΔV_o es la ondulación de voltaje en la salida, ΔI_o es la ondulación de corriente en la salida, I_o es la corriente de salida, I_d es la corriente de entrada, f es la frecuencia de conmutación, C es la capacitancia y L es la inductancia

2.1.4.3. Diseño del entorno en Simulink. En el entorno de simulación, se diseña el sistema utilizando los datos previamente mencionados, con el objetivo de poner a prueba diferentes tipos de algoritmos para la búsqueda del MPPT. Se evaluarán métodos convencionales y técnicas basadas en inteligencia artificial, buscando optimizar la potencia de salida del sistema. Para ello, se realizaron pruebas sometiendo el sistema a cambios variables en la irradiancia, con el propósito de analizar la eficacia y la adaptabilidad de cada algoritmo en condiciones dinámicas.

2.1.4.4. Simulación del panel solar Simulink. El proceso de selección de módulos fotovoltaicos dentro del entorno de Matlab/Simulink ofrece una gran flexibilidad, permitiendo explorar diversas opciones de modelos estándar. Además, proporciona información sobre el rendimiento esperado de cada configuración, basada en datos y características de los módulos disponibles. En este caso, al utilizar los módulos disponibles en Simulink, se selecciona un panel solar con una capacidad de 200 vatios, organizando un arreglo de 2 en serie y 2 en paralelo, lo que da como resultado una producción total de 800 vatios de manera óptima.

Figura 5

Configuración panel solar



Nota: Configuración del panel solar para su simulación.

Tabla 4

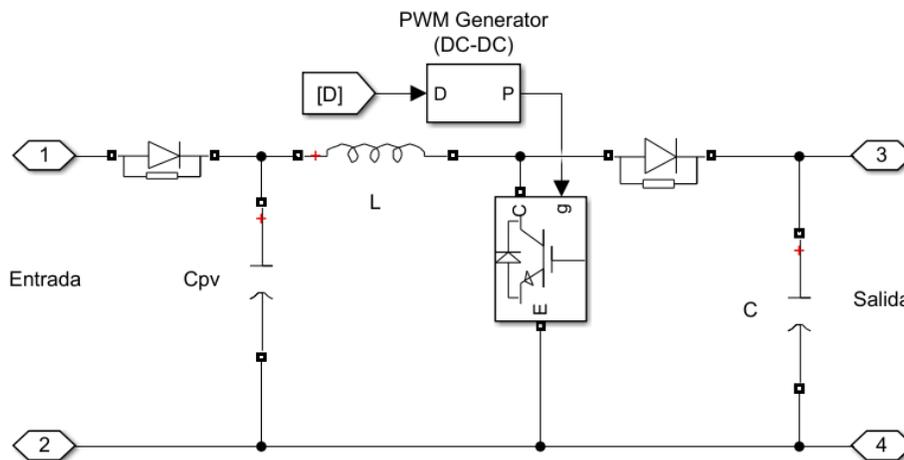
Tabla de especificaciones

Tensión de circuito abierto Voc (V)	32.9
Voltaje en el punto de potencia máxima Vmp (V)	26.4
Corriente de cortocircuito Isc (A)	8.21
Corriente en el punto de máxima potencia Imp (A)	7.58
Celdas por módulo (Ncell)	54
Coefficiente de temperatura de Voc (%/deg.C)	-0.36099
Coefficiente de temperatura de Isc (%/deg.C)	0.102
Resistencia de derivación Rsh (ohmios)	126,9934
Resistencia en serie Rs (ohmios)	0,32653

Nota: Tabla de especificaciones del panel solar.

2.1.4.5. Simulación del convertidor boost. Este circuito muestra cómo se implementa un convertidor boost en MATLAB/Simulink, utilizando las fórmulas previamente explicadas para su diseño. El funcionamiento correcto del sistema depende de ajustar de manera precisa y dinámica el ciclo de trabajo (DDD). Si este valor no se modifica adecuadamente y se queda fijo en un punto incorrecto, el panel solar no podrá operar en su punto de máxima potencia (MPP), lo que significa que no estaría generando la energía que podría alcanzar. Esto es especialmente importante cuando cambian las condiciones de irradiancia o temperatura. Además, un mal ajuste de DDD no solo reduce la eficiencia, sino que también puede generar inestabilidad y aumentar las pérdidas de potencia en el sistema.

Figura 6: Convertidor boost



Nota: Diseño de convertidor boost con sus fórmulas.

$$V_d = 52.8$$

$$V_0 = 105.6$$

$$D = 0.5$$

$$I_o = 15.16$$

$$I_d = 7.57$$

$$\Delta I_d = 0.757$$

$$\Delta V_d = 0.528$$

$$T = 0.0001$$

$$f = 10K \text{ Hz}$$

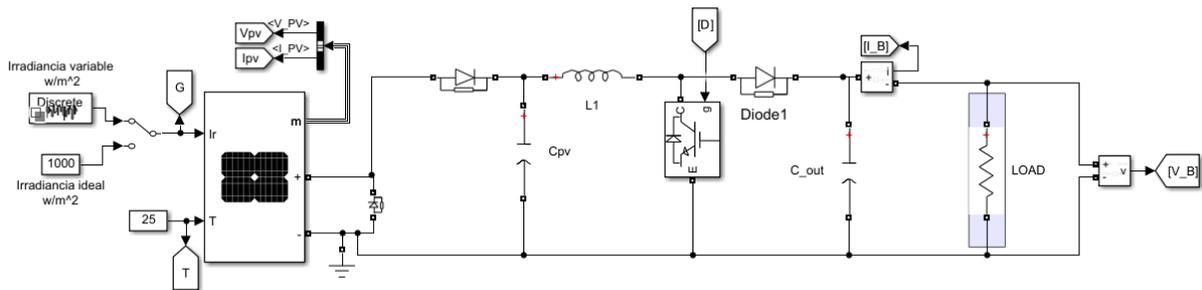
$$C_{out} = \frac{15.16}{0.528 * 10K} \cong 287 \text{ uF}$$

$$L = \frac{52.8 * 0.5 * 0.0001}{2 * 0.757} \cong 1.742 \text{ mH}$$

Para C_{pv} se uso un valor de 1000 uF, se seleccionó porque proporciona una adecuada estabilización del voltaje de entrada, minimiza las fluctuaciones que podrían afectar el control MPPT.

2.1.4.6. Diseño completo

Figura 7: Diseño completo



Nota: Diseño completo del entorno de simulación.

El diseño completo en Simulink incluye un panel solar con una entrada que permite variar la irradiancia, lo que se utiliza para probar el desempeño de cada algoritmo implementado. A través de V_{pv} y I_{pv} se puede visualizar la generación de voltaje y corriente del panel, que luego se entrega al convertidor boost. Este convertidor utiliza los parámetros calculados previamente: $C_{pv} = 1000 \text{ uF}$, $L = 1.742 \text{ mH}$ y $C_{out} = 287 \text{ uF}$. Como se mencionó anteriormente, la carga del sistema

es una resistencia de 3.48Ω , calculada mediante la fórmula $R = V / I$. Finalmente, V_B representa el voltaje de salida y I_B la corriente de salida del sistema.

2.1.5. Métricas de Evaluación

En el contexto de un sistema fotovoltaico controlado mediante técnicas de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), la evaluación del desempeño de los algoritmos se realiza a través de métricas clave. Estas métricas permiten analizar no solo la eficiencia energética del sistema, sino también aspectos como estabilidad, respuesta dinámica y robustez frente a perturbaciones (Zegaoui, 2011). A continuación, se describen las métricas utilizadas

Tabla 5

Métricas

Métrica	Formula	Descripción
Potencia promedio del panel	$P_{PV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{PV}(i)$	Promedio de la potencia generada por el panel a lo largo de toda la simulación
Potencia promedio de salida	$P_{Pd} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{Pd}(i)$	Promedio de la potencia entregada por el convertidor Boost durante la simulación.
Eficiencia global	$\eta = \frac{P_{PV}}{P_{Pd}} * 100$	Relación porcentual entre la potencia promedio del Boost y la del panel.
Tiempo de convergencia al MPP	$t_{conv} = idx * T_s$	Tiempo necesario para que la potencia de salida alcance el 90% de la potencia promedio del panel.

Oscilación estándar en estado estable	$std_{osc} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_j^N (P_{Pd}(j) - P_{Pd})^2}$	Desviación estándar de las oscilaciones en la potencia del Boost después de alcanzar el MPP.
Perdida promedio por oscilación	$P_{loss} = \frac{1}{M} \sum_j^N P_{Pd}(j) - P_{PV} $	La pérdida promedio debido a oscilaciones

Nota: Tabla de métricas para evaluar cada algoritmo. Fuente: K. Ishaque, Z. Salam, M. Amjad and S. Mekhilef, "An Improved Particle Swarm Optimization (PSO)-Based MPPT for PV With Reduced Steady-State Oscillation," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 27, no. 8, pp. 3627-3638, Aug. 2012,

N: Número total de muestras en la simulación.

M: Número de muestras en el estado estacionario (después de idx).

$P_{PV}(i)$: Potencia generada por el panel en el instante i.

$P_{Pd}(i)$: Potencia entregada por el Boost en el instante i.

P_{pv} : Potencia promedio del panel durante toda la simulación.

P_{pd} Potencia promedio del Boost durante toda la simulación.

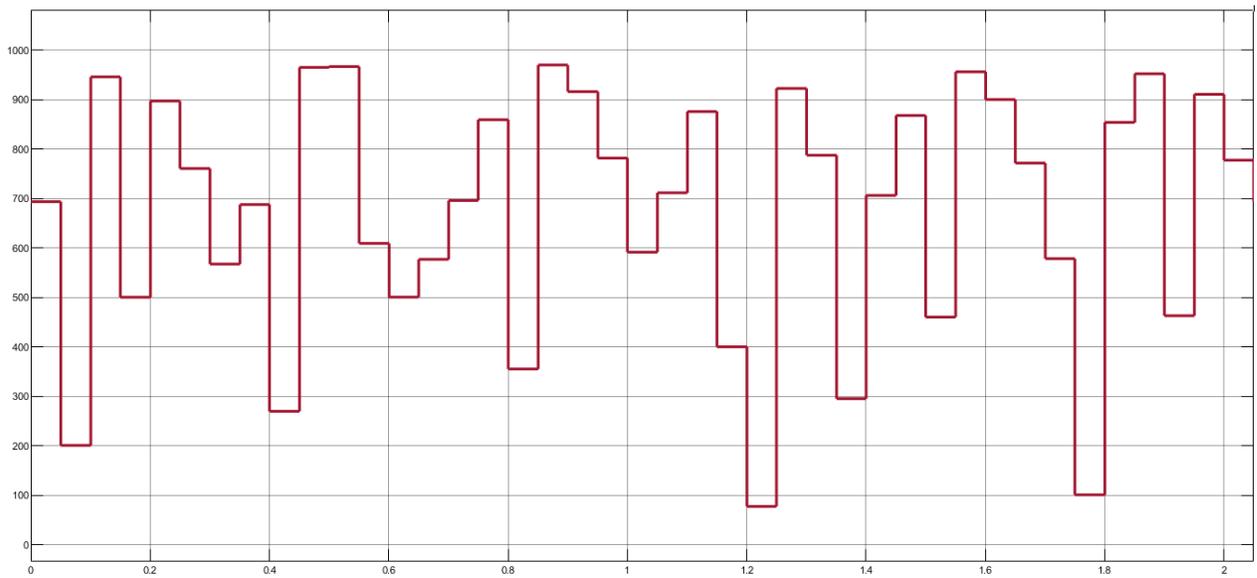
T_s Tiempo de muestreo (1e-6)

Idx: Índice del primer instante donde $P_{Pd} > 90\% \times P_{PV}$

Los algoritmos serán evaluados utilizando métricas específicas bajo condiciones de variaciones de irradiancia. En la imagen se observa que se utilizarán aproximadamente 41 datos de irradiancia que fueron recolectados en días aleatorios. Esta información fue obtenida de la página web "tutiempo", que proporciona datos sobre diversas condiciones ambientales.

Figura 8

Datos de irradiancia



Nota: *Grafica de los 41 datos de irradiancia de días aleatorios.*

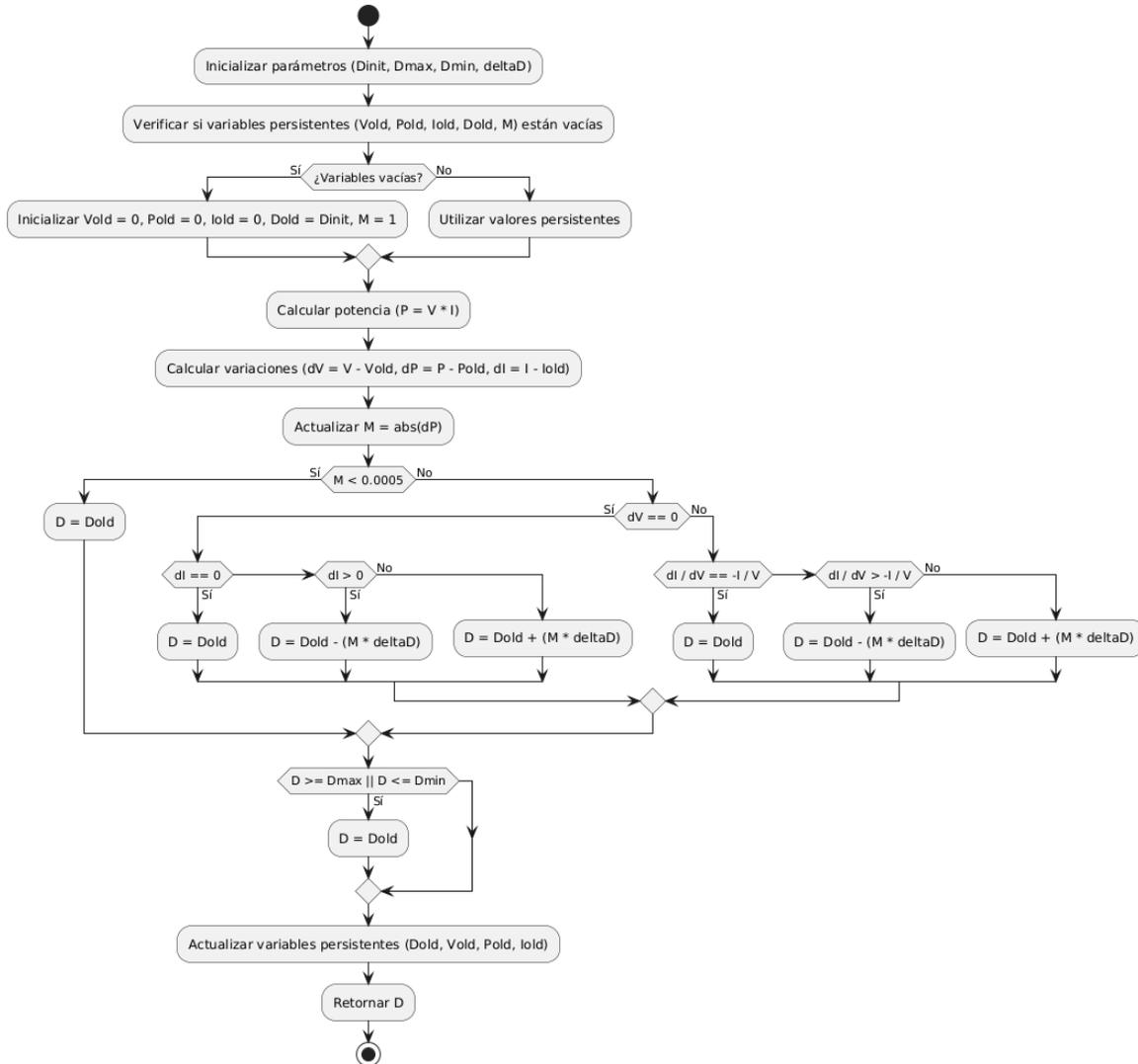
2.1.6. Simulación e Implementación de algoritmos en el entorno

2.1.6.1. Implementación de métodos tradicionales

2.1.6.1.1. Desarrollo de Incremento de Inductancia (INC)

Figura 9

Diagrama de flujo de Inductancia Incremental



Nota: el funcionamiento de inductancia incremental se basa en la estructura de este diagrama de flujo.

El código del algoritmo Inductancia Incremental (IC) se construye para maximizar la potencia entregada por un sistema fotovoltaico ajustando dinámicamente el ciclo de trabajo (D) del convertidor. Su funcionamiento comienza con la inicialización de los parámetros, donde se configuran los límites mínimos y máximos del ciclo de trabajo (D_{min} , D_{max}), el incremento de

ajuste de δD (incremento del ciclo Duty) y un valor inicial D_{init} . Además, se definen variables como D_{old} , V_{old} , P_{old} , I_{old} que almacenan el estado previo del sistema para su comparación en iteraciones sucesivas.

El algoritmo calcula la potencia actual, junto con las variaciones de voltaje, corriente y potencia. Con estas variaciones se determina si el sistema está cerca del punto de máxima potencia (MPP). Si el cambio en potencia ($M = |dP|$) es menor que un umbral definido, se asume que el MPP está próximo y el ciclo de trabajo (D) no se modifica.

Cuando (M) supera el umbral, el algoritmo evalúa las relaciones entre dI/dV , y la pendiente de potencia.

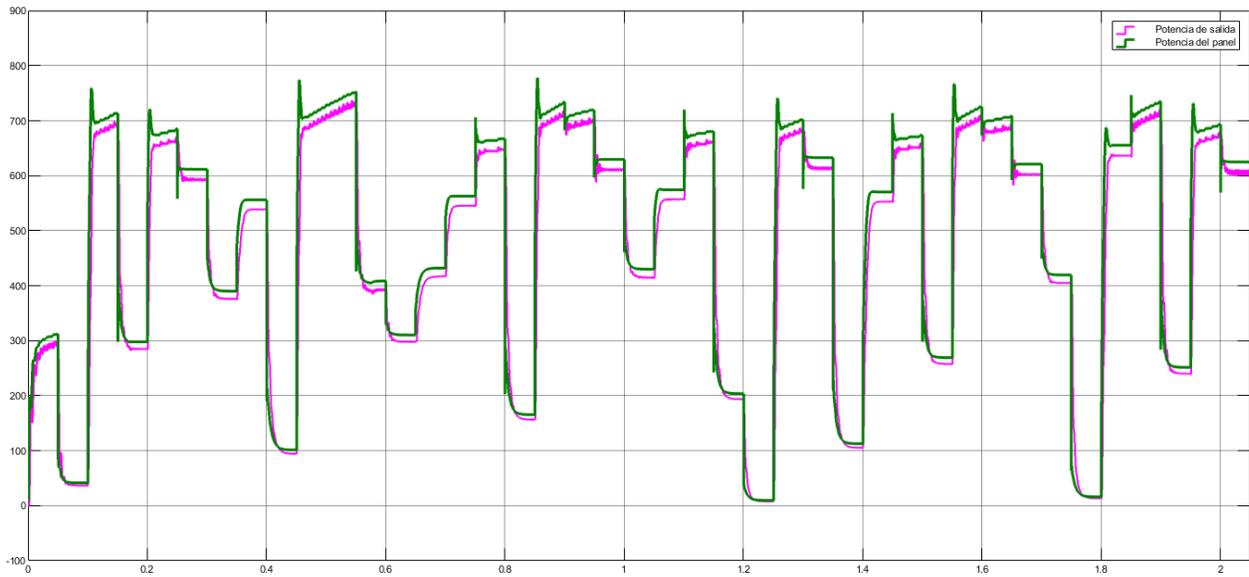
- Si $dV = 0V$ se evalúa D_i para ajustar D :
 - $dI > 0$: Disminuir D .
 - $dI < 0$: aumenta D .

- Si $dV \neq 0$ se evalúa dI/dV en relación con $-I/V$ (pendiente del MPP)
 - $\frac{dI}{dV} = -I/V$: D no cambia (MPP alcanzado)
 - $\frac{dI}{dV} > -I/V$: Disminuir D
 - $\frac{dI}{dV} < -I/V$: Aumentar D

Después de ajustar (D), el algoritmo verifica que este se mantenga dentro de los límites permitidos de D_{min} y D_{max} . Si excede estos valores, D se corrige para conservar su estado anterior ($D = D_{old}$) y por último las variables D_{old} , V_{old} , P_{old} , I_{old} se actualizan para preparar la siguiente iteración.

Figura 10

Grafica final IC



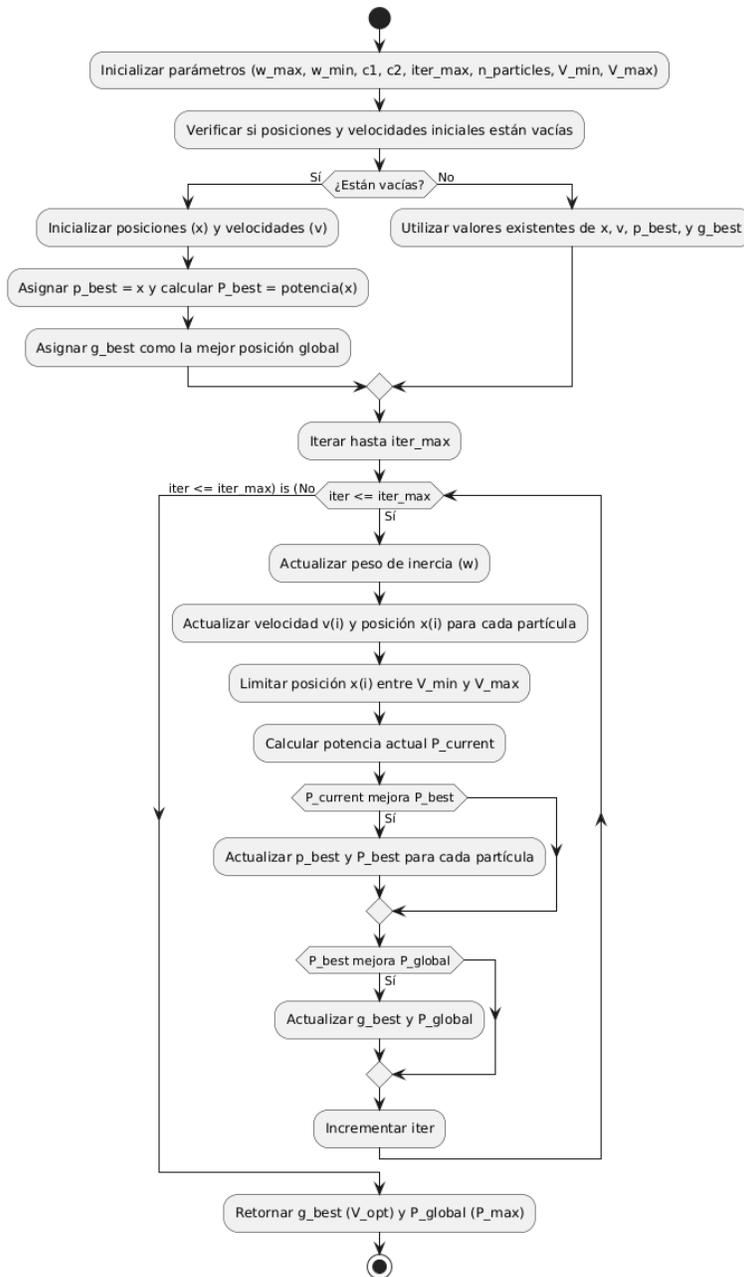
Nota: Grafica final del algoritmo de IC para el MPPT con condiciones variables.

2.1.6.2. Implementación con Métodos de Inteligencia artificial. Los métodos de inteligencia artificial estudiados se implementarán para mejorar el seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas de paneles solares, especialmente bajo condiciones variables de irradiancia. Los algoritmos seleccionados: enjambre de partículas (PSO), lógica difusa (FLC) y red neuronal artificial (RNA) destacan por sus capacidades de adaptación y optimización.

2.1.6.2.1. Desarrollo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO)

Figura 11

Diagrama de flujo de PSO



Nota: el funcionamiento de optimización por enjambre de partículas (PSO) se basa en la estructura de este diagrama de flujo.

El algoritmo de PSO busca el punto de máxima potencia (MPP) mediante un proceso que empieza con la inicialización de los parámetros principales donde se definen el número de partículas ($n_{particles}$), máximo de iteraciones ($iter_{max}$) los pesos de inercia inicial y final

(w_{min}, w_{max}) , y las constantes de aceleración (c_1, c_2) que determinan la influencia de las mejores posiciones personal y global. Además, se establecen los límites del voltaje mínimo y máximo (V_{min}, V_{max}) , basados en las características del panel solar, para delimitar el espacio de búsqueda.

Luego, las partículas se inicializan con posiciones (x) y velocidades (v) aleatorias dentro de estos límites, calculando la potencia inicial asociada a cada posición. Con esta información, se identifican las mejores posiciones personales (p_{best}) y la mejor posición global (g_{best}) de manera inicial. A partir de ahí, el algoritmo entra en un bucle iterativo que se ejecuta hasta alcanzar el número máximo de iteraciones.

En cada iteración, el peso de inercia (w) se ajusta dinámicamente, disminuyendo linealmente desde un valor alto hasta uno más bajo. Esto permite una transición gradual entre la exploración, donde las partículas se mueven ampliamente por el espacio de búsqueda, y la explotación, que refina las soluciones alrededor de las mejores posiciones encontradas. Luego cada partícula actualiza su velocidad (v) y posición (x) .

- La nueva velocidad combina tres componentes:
 - Velocidad previa, ponderada por w .
 - Influencia de la mejor posición personal (p_{best})
 - La influencia de la mejor posición global (g_{best})
- La posición se actualiza sumando la nueva velocidad a la posición actual.
- Por ultima la posición de cada partícula se restringe al rango permitido $[V_{max}, V_{min}]$.

Tras actualizar las posiciones, se evalúa la función objetivo, que corresponde a la potencia generada por el sistema fotovoltaico para cada posición de voltaje, la cual se calcula lo la siguiente formula:

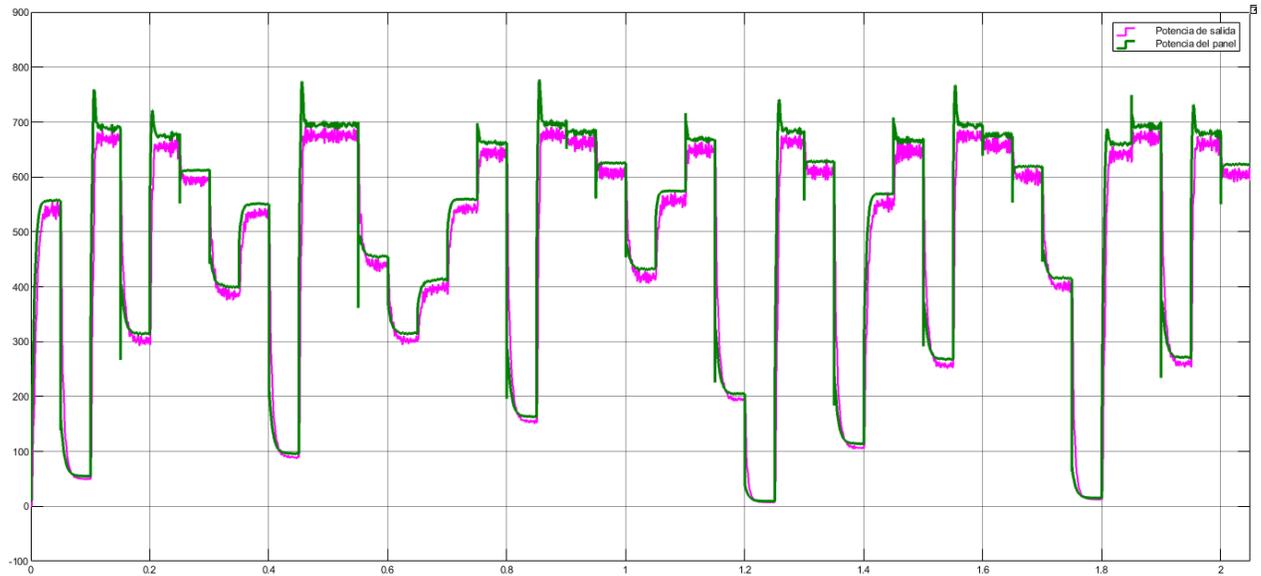
$$P_{current} = x \times I_{model}(x, G, T)$$

Cada partícula actualiza su mejor posición personal y la potencia asociada si su desempeño actual supera al registrado anteriormente. Además, el algoritmo evalúa si alguna de estas mejores posiciones personales mejora la mejor posición global. Si es así, g_{best} y su potencia correspondiente (P_{global}) son actualizados.

El proceso continúa iterativamente, ajustando las posiciones y velocidades de las partículas, hasta alcanzar el número máximo de iteraciones. Al final del algoritmo, se retorna g_{best} , que corresponde al voltaje óptimo (v_{opt}) para el MPP, junto con la potencia máxima alcanzada (P_{max}).

Figura 12

Grafica final PSO

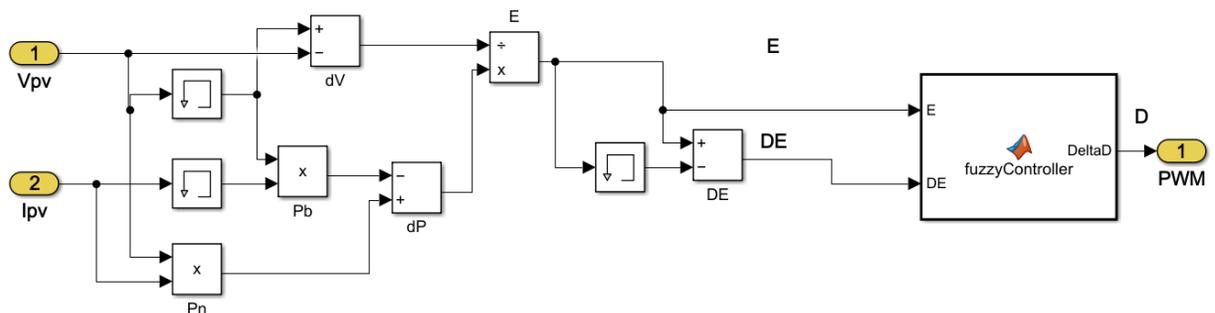


Nota: Grafica final del algoritmo de PSO para el MPPT con condiciones variables.

2.1.6.2.2. Desarrollo Lógica difusa (FLC)

Figura 13

Sistema de FLC

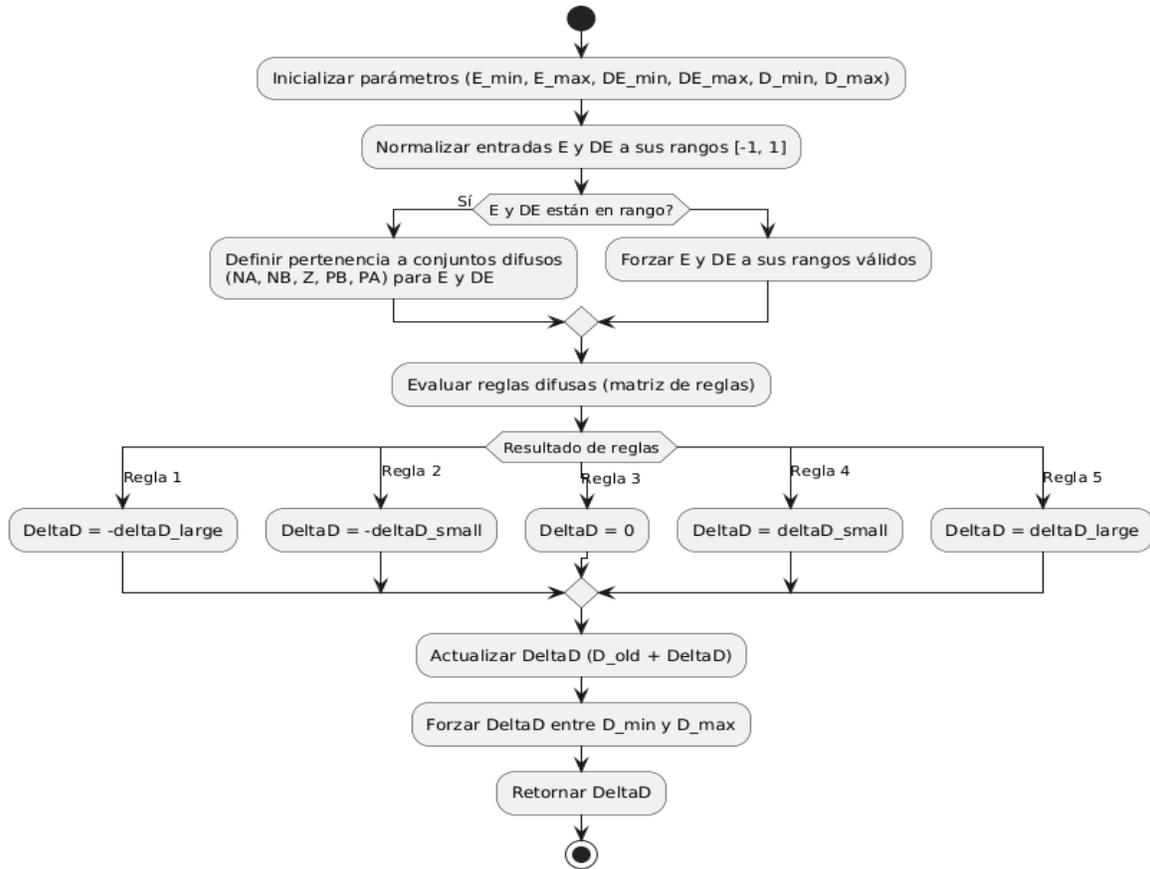


Nota: Sistema de FLC. Fuente: Ahmed BOUHOUTA (2024). PV system with various MPPT (P&O-INC-ANN-FLC-PSO) (<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/132143-pv-system-with-various-mppt-p-o-inc-ann-flc-pso>), MATLAB Central File Exchange. 27 noviembre, 2024.

El circuito implementa un controlador MPPT basado en lógica difusa, cuyo objetivo es maximizar la potencia extraída del panel solar mediante el ajuste del ciclo de trabajo (D). Este sistema utiliza como entradas el voltaje (V_{pv}) y la corriente (I_{pv}), de las cuales se calcula la potencia (P_{pv}) y sus variaciones (ΔP y ΔV), se usa bloques de retardo que almacenan valores previos. Estas variaciones permiten calcular el error ($E = \Delta P / \Delta V$), que representa la pendiente de la curva potencia-voltaje (P-V). Si $E > 0$, el sistema incrementa el ciclo de trabajo (D), mientras que si $E < 0$, lo reduce. También, se calcula el cambio en el error (ΔE) para analizar la tendencia del sistema.

Figura 14

Diagrama de flujo de FCL



Nota: El funcionamiento del algoritmo de lógica difusa (FCL) se basa en la estructura de este diagrama de flujo.

El algoritmo de FCL busca el punto de máxima potencia mediante un proceso el cual su funcionamiento se basa en el uso de reglas difusas que combinan las entradas del error (E) y el cambio en el error (ΔE) para determinar la magnitud y la dirección del ajuste en ΔD . Las entradas E y ΔE son normalizándolas entre [-1, 1], así como los límites del cambio en el ciclo de trabajo (D_{min} y D_{max}). Con esto tanto las entradas como la salida del controlador se mantienen dentro de rangos válidos.

Si alguna entrada está fuera de rango, se ajusta automáticamente al valor máximo o mínimo permitido. Esto permite que el controlador pueda operar correctamente dentro de los marcos definidos por los conjuntos difusos.

Se asignan grados de pertenencia de E y ΔE a conjuntos difusos como NA, NB, Z, PB, y PA. Estos conjuntos representan diferentes estados del sistema:

- NA (Negativo Alto): El sistema está muy lejos del MPP en dirección descendente.

- NB (Negativo Bajo): El sistema se encuentra no muy lejos del MPP en dirección descendente.
- Z (Cero) El sistema se encuentra próximo al MPP.
- PB (Positivo Bajo): El sistema se encuentra no muy lejos del MPP en dirección ascendente.
- PA (Positivo Alto): El sistema está muy lejos del MPP en dirección ascendente.

La base del funcionamiento del controlador radica en la evaluación de las reglas difusas, las cuales están definidas en una matriz que combina los conjuntos de E y ΔE para decidir el valor de ΔD . Cada combinación activa una regla específica.

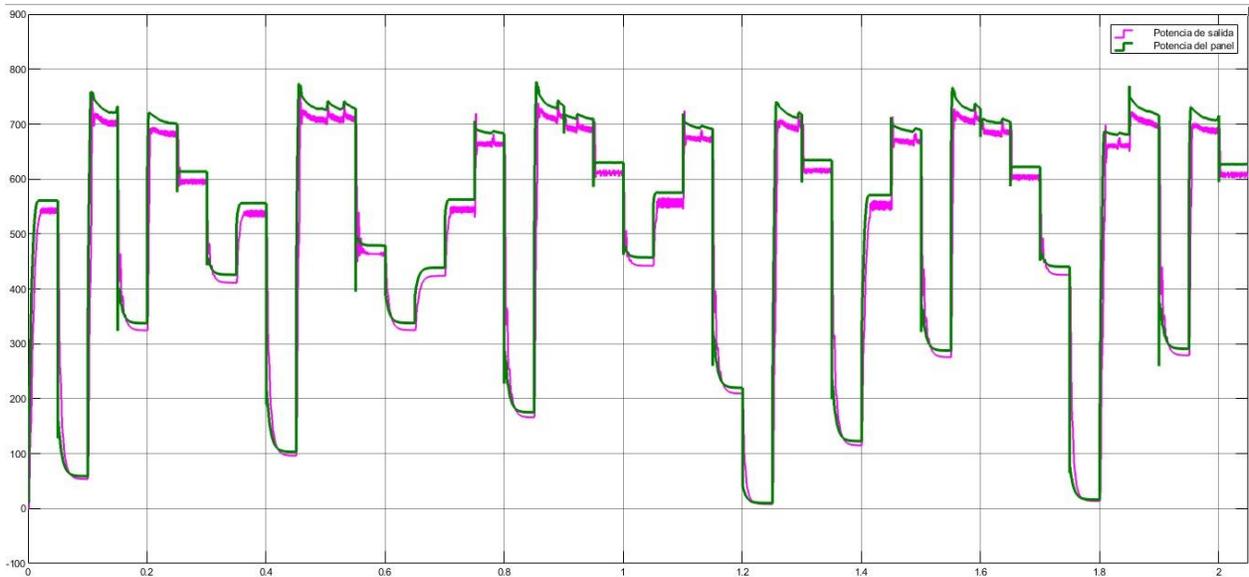
Tabla 6

Tabla reglas difusas

$E \setminus \Delta E$	NA	NB	Z	PB	PA
NA	$-\Delta D_{grande}$	$-\Delta D_{pequeño}$	0	$+\Delta D_{pequeño}$	$+\Delta D_{grande}$
NB	$-\Delta D_{pequeño}$	$-\Delta D_{pequeño}$	0	$+\Delta D_{pequeño}$	$+\Delta D_{pequeño}$
Z	0	0	0	0	0
PB	$+\Delta D_{pequeño}$	$+\Delta D_{pequeño}$	0	$-\Delta D_{pequeño}$	$-\Delta D_{pequeño}$
PA	$+\Delta D_{grande}$	$+\Delta D_{pequeño}$	0	$-\Delta D_{pequeño}$	$-\Delta D_{grande}$

Nota: Tabla de matriz de reglas para algoritmo de lógica difusa.

Una vez calculado, el valor de ΔD se ajusta para mantenerse dentro de los límites permitidos (D_{min} a D_{max}), asegurando que los cambios sean prácticos y no introduzcan inestabilidades en el sistema. Finalmente, el controlador retorna ΔD , que se utiliza para ajustar el ciclo de trabajo del convertidor y acercar el sistema al MPP.

Figura 15*Grafica final FCL*

Nota: Grafica final del algoritmo de FCL para el MPPT con condiciones variables.

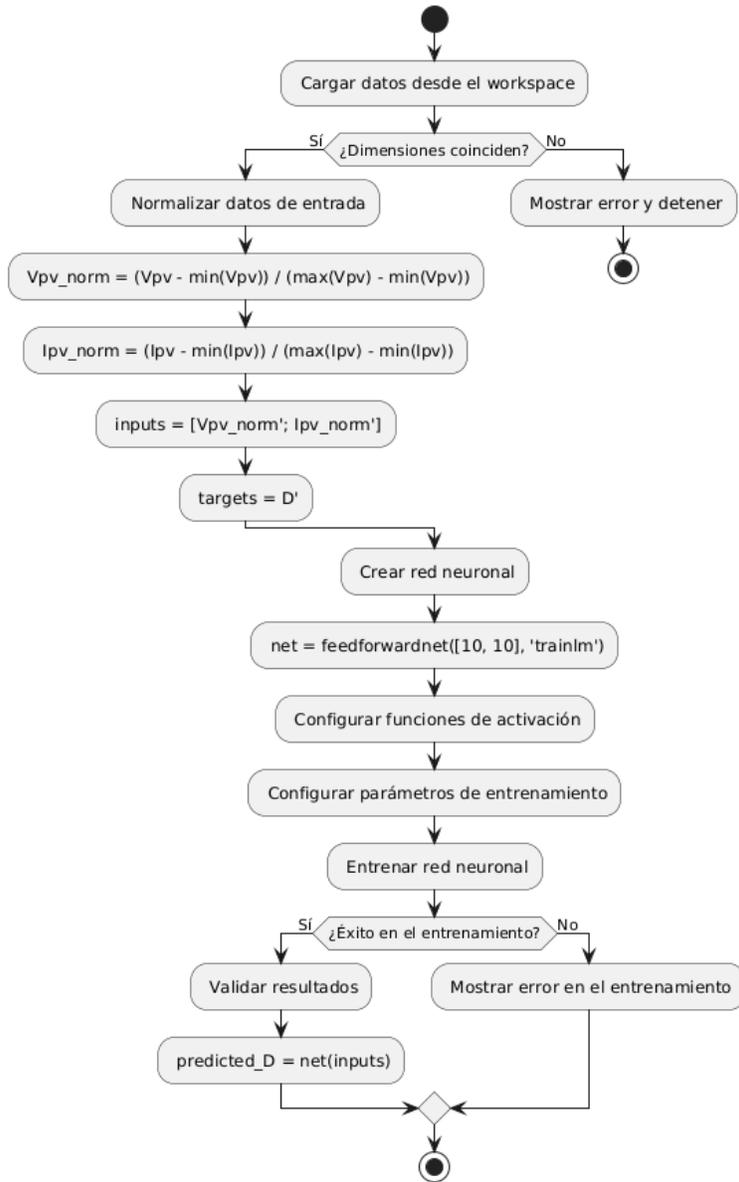
2.1.6.2.3. Desarrollo Red neuronal. Para mejorar el seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en sistemas de paneles solares, se ha utilizado un enfoque basado en redes neuronales. Este método para el MPPT requiere de un entrenamiento y ajuste para que el algoritmo aprenda a maximizar la potencia generada en el sistema fotovoltaico.

Para esto lo primero que se debe realizar es una preparación y normalización de datos, en este proceso, se toman los valores de voltaje (V_{pv}) y corriente (I_{pv}) del sistema fotovoltaico como entradas para la red neuronal, mientras que la potencia (P_{pv}) se calcula como el valor objetivo que la red debe aprender a predecir. Para asegurar un entrenamiento estable, todos los valores de V_{pv} , I_{pv} , P_{pv} se normalizan, con un pequeño valor añadido al denominador para evitar divisiones por cero.

$$X_{norm} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X) + \epsilon}$$

Figura 16

Diagrama de flujo de redes neuronales



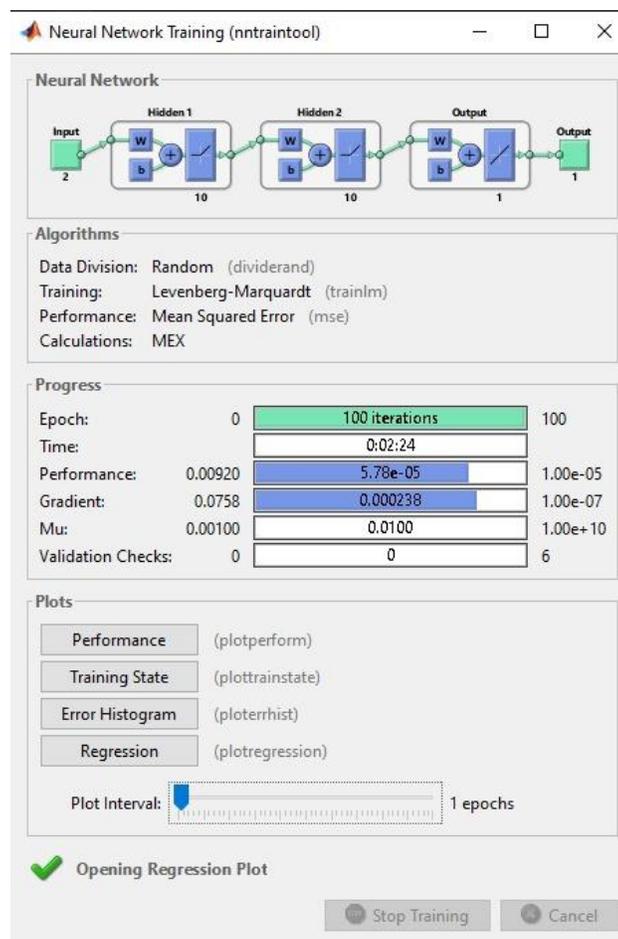
Nota: El funcionamiento del algoritmo de redes neuronales se basa en la estructura de este diagrama de flujo.

2.1.6.2.3.1. Arquitectura de la red neuronal. La red neuronal implementada para el control MPPT del sistema fotovoltaico utiliza una arquitectura de dos capas ocultas con funciones de activación poslin (rectificadores lineales positivos) y una capa de salida con función purelin (lineal pura), lo que permite capturar relaciones no lineales entre las entradas (P_PV e I_PV) y la salida (D).

Para el entrenamiento, se utilizaron datos generados bajo condiciones de irradiancia de 1000 W/m², 800 W/m² y 600 W/m². Las entradas fueron normalizadas al rango [0, 1] para mejorar la estabilidad del modelo. El entrenamiento se realizó con el algoritmo Levenberg-Marquardt, configurando 100 épocas, una tasa de aprendizaje inicial de 0.1 y una división de los datos en 70% para entrenamiento, 15% para validación y 15% para prueba.

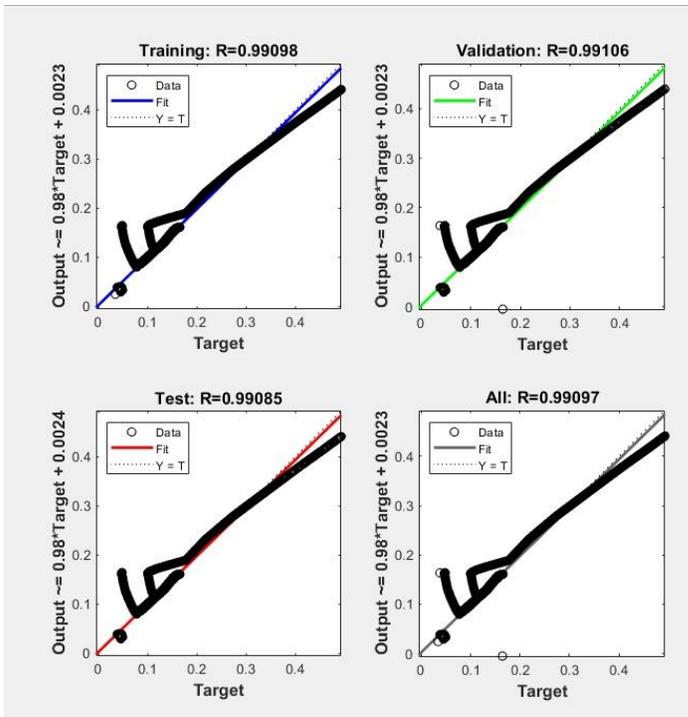
Figura 17

Arquitectura red neuronal



Nota: Arquitectura de redes neuronales.

Los resultados muestran un error cuadrático medio (MSE) de 5.78×10^{-5} y coeficientes de correlación superiores a 0.99 en todas las fases, como se observa en los gráficos de regresión



La implementación en Simulink se realizó utilizando un bloque Feed-Forward Neural Network con normalización en tiempo real de las entradas. La salida de la red neuronal, el ciclo de trabajo

(D)

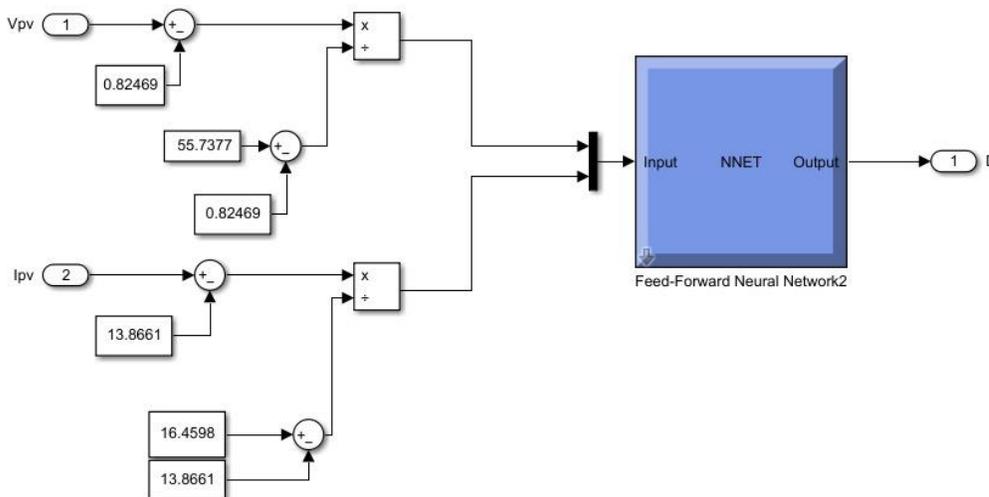
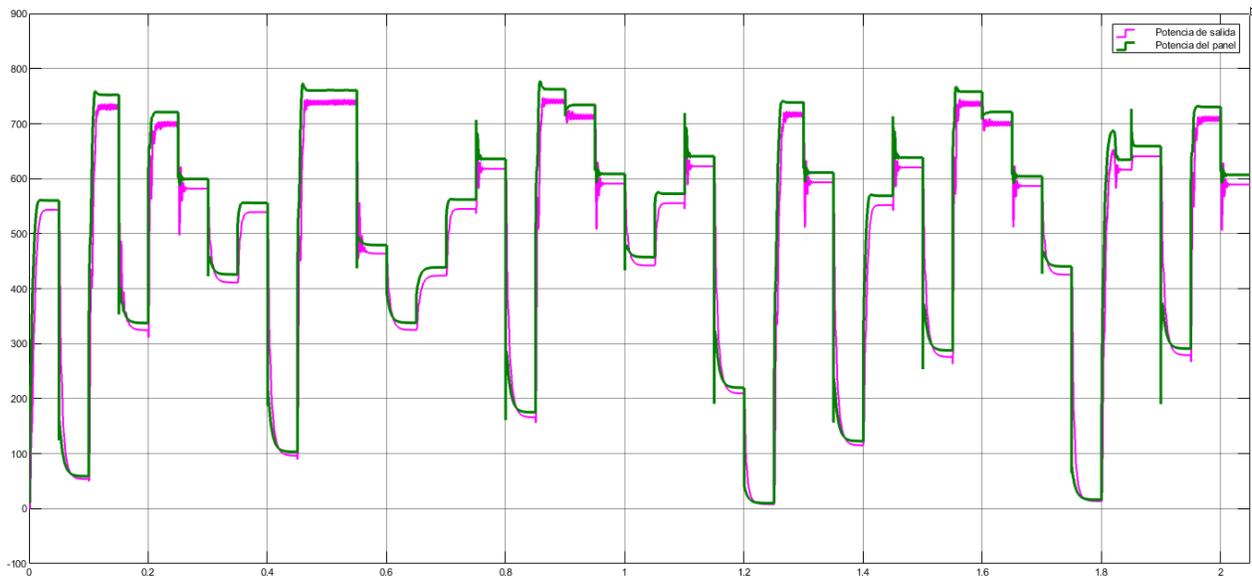


Figura 18

Grafica final de redes neuronales



Nota: Grafica final del algoritmo de redes neuronales para el MPPT con condiciones variables.

2.1.6.1. Resultado por algoritmo

Tabla 7

Resultado por algoritmo

Métrica	INC	ANN	FLC	PSO
Potencia promedio del panel	487.84 w	503.69 w	508.88 w	490.36 W
Potencia promedio de salida	471.07 w	486.70 w	491.77 w	473.70
Eficiencia global	96.56%	96.63 %	96.64%	96.60

Tiempo de convergencia al MPP	0.10537 s	0.012114 s	0.01241	0.01192 s
Oscilación estándar en estado estable	208.15 w	209.45 w	212.21 w	205w
Perdida promedio por oscilación	180.12 w	171.09 w	176.64 w	173.w

Nota: Resultados finales de cada algoritmo bajo las métricas propuestas.

2.2. Análisis e interpretación de resultados

A lo largo del desarrollo de esta tesis, se realizaron simulaciones utilizando métodos convencionales como el Inductancia incremental (INC) y técnicas de inteligencia artificial (IA) como el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO), lógica difusa, y redes neuronales. Estas simulaciones tienen como objetivo evaluar el rendimiento de cada técnica en términos de eficiencia, capacidad de adaptación bajo condiciones de irradiancia variable y producción de potencia, es fundamental identificar el algoritmo que logra un equilibrio entre estos factores. Al analizar los resultados, queda claro que cada uno de los métodos tiene fortalezas específicas, pero algunos destacan más en función de estos criterios.

En términos de eficiencia, todos los algoritmos muestran valores cercanos al 96.6%, pero la Lógica Difusa (FLC) sobresale con un leve margen al alcanzar una eficiencia del 96.64%. Este dato demuestra que FLC es altamente efectivo en el aprovechamiento de la energía disponible en el panel solar. Sin embargo, es importante considerar también otros factores, como la adaptabilidad.

Cuando se trata de adaptarse a cambios dinámicos en las condiciones de irradiancia y temperatura, el algoritmo Inductancia Incremental (INC) resulta ser el más rápido, con un tiempo de convergencia de solo 0.010537 segundos. Esta capacidad para reaccionar rápidamente a los cambios en las condiciones climáticas lo convierte en una opción atractiva para sistemas donde las

variaciones son constantes y rápidas. Aunque FLC es eficiente, su tiempo de respuesta es ligeramente mayor.

En cuanto a la producción de potencia máxima, FLC vuelve a destacarse como líder al extraer la mayor potencia promedio del panel (508.88 W) y entregar la mayor potencia promedio a la carga (491.77 W). Esto lo posiciona como el algoritmo más capaz de aprovechar al máximo la energía disponible, superando a otros métodos como ANN, que ocupa el segundo lugar con una potencia promedio del panel de 503.69 W y una salida ligeramente menor. INC y PSO, aunque adaptables, quedan rezagados en este aspecto, ya que su producción de potencia es más baja en comparación.

Bajo este contexto, si se busca maximizar la eficiencia, la adaptabilidad y la producción de potencia, la Lógica Difusa (FLC) es la mejor opción general. A pesar de que su tiempo de respuesta no es el más rápido, su capacidad para extraer la máxima potencia y mantener una alta eficiencia lo hace ideal para aplicaciones donde la estabilidad y el aprovechamiento energético son prioritarios.

2.3. Discusión

En este estudio, al comparar métodos tradicionales con técnicas de inteligencia artificial para el seguimiento del MPPT en sistemas solares, vimos que cada enfoque tiene sus propias fortalezas y debilidades. Los métodos tradicionales como P&O e Inductancia Incremental resultaron ser más estables y confiables, especialmente cuando la irradiancia fluctuaba. Por otro lado, las técnicas de IA mostraron una mayor capacidad de adaptación y eficiencia, aunque, en algunos casos, fue necesario ajustar parámetros para evitar inestabilidades.

Lo que estos resultados nos sugieren es que un enfoque híbrido, que combine la robustez de los métodos tradicionales con la flexibilidad de la IA, podría ser la mejor solución. Esto permitiría maximizar la eficiencia del sistema sin comprometer su estabilidad. De cara al futuro, sería interesante explorar cómo estas técnicas pueden integrarse de manera más efectiva, especialmente en entornos que presentan variaciones constantes en las condiciones ambientales.

3. Conclusiones

El análisis realizado indica que las diferentes técnicas evaluadas para el seguimiento del MPPT en sistemas fotovoltaicos presentan ventajas y limitaciones específicas dependiendo del criterio evaluado. Entre las técnicas de inteligencia artificial (IA), la lógica difusa (FLC) demostró ser la más eficiente, logrando extraer la mayor potencia promedio del panel y entregar la mayor potencia a la carga, con un margen de eficiencia global del 96.64%. Esto evidencia su capacidad para maximizar el aprovechamiento energético en aplicaciones donde las condiciones de irradiancia son moderadamente estables.

Por otro lado, el método tradicional Incremental Conductance (INC) destacó por su rápida adaptabilidad a cambios dinámicos en las condiciones de irradiancia y temperatura, con un tiempo de convergencia significativamente más bajo (0.010537 segundos). Esto lo posiciona como una opción ideal para sistemas donde las condiciones climáticas son altamente variables. Sin embargo, en términos de producción de potencia máxima, INC y PSO quedaron rezagados en comparación con FLC y ANN.

4. Recomendaciones

Se recomienda utilizar la lógica difusa (FLC) en sistemas donde la prioridad sea maximizar la producción de potencia y mantener una alta eficiencia energética en condiciones climáticas estables o con cambios moderados.

Una recomendación clave es investigar y desarrollar enfoques híbridos que combinen la estabilidad y robustez de los métodos tradicionales (como INC) con la adaptabilidad y capacidad de optimización de las técnicas de IA (como FLC o ANN). Estos enfoques pueden potenciar las fortalezas de ambos paradigmas y ofrecer soluciones más balanceadas para sistemas fotovoltaicos.

Como paso futuro, se sugiere implementar los algoritmos seleccionados en prototipos físicos para evaluar su desempeño en condiciones reales. Esto permitirá corroborar las observaciones realizadas en simulación y ajustar los métodos según los desafíos del mundo real.

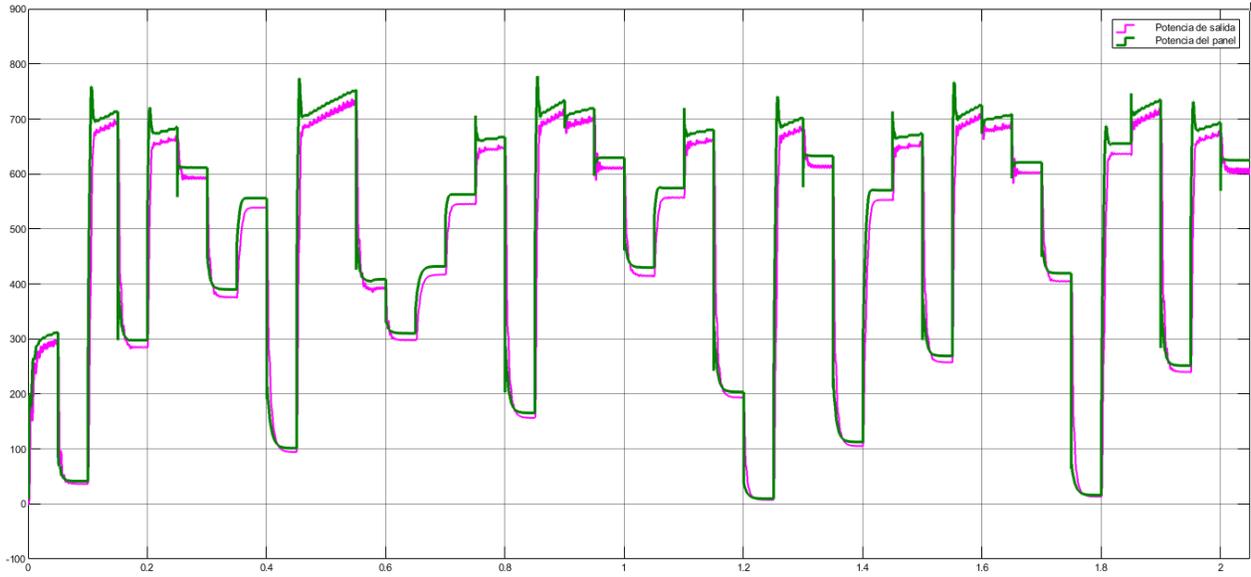
Bibliografía

- BBVA. (19 de 12 de 2019). *¿Qué es y cómo calcular la potencia eléctrica?* Recuperado el 02 de 12 de 2023, de *¿Qué es y cómo calcular la potencia eléctrica?:* <https://carbodate.cs.odu.edu/#https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-y-como-calcular-la-potencia-electrica/>
- Cubas, J. (2014). On the analytical approach for modeling photovoltaic systems behavior. *Journal of Power Sources*, 467. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378775313014997>
- ECYT-AR. (24 de 11 de 2017). *Irradiación solar*. Recuperado el 27 de 10 de 2023, de Irradiación solar: https://cyt-ar.com.ar/cyt-ar/index.php/Irradiaci%C3%B3n_solar
- Henry Diaz, S. G. (07 de 11 de 2013). *Algoritmo PSO-Híbrido para solucionar el problema de*. Recuperado el 23 de 11 de 2024, de Algoritmo PSO-Híbrido para solucionar el problema de: <file:///C:/Users/Santiago%20T/Downloads/Dialnet-AlgoritmoPSOHibridoParaSolucionarElProblemaDeRuteo-5029433.pdf>
- Heynler Meza., J. G. (27 de 03 de 2017). *RCTA*. Recuperado el 24 de 11 de 2024, de MPPT CONTROL STRATEGIES APPLIED ON A DC/DC BOOST CONVERTER FOR PHOTOVOLTAIC SYSTEMS: <https://ojs.unipamplona.edu.co/index.php/rcta/article/view/175/5336>
- Hichem, L. (05 de 02 de 2023). *Optimized ANN-fuzzy MPPT controller for a stand-alone PV system under fast-changing atmospheric conditions*. Recuperado el 15 de 10 de 2024, de Optimized ANN-fuzzy MPPT controller for a stand-alone PV system under fast-changing atmospheric conditions: <https://beei.org/index.php/EEI/article/view/5099>
- IBM. (17 de 06 de 2024). *¿Qué es una red neuronal?* Recuperado el 23 de 11 de 2024, de *¿Qué es una red neuronal?:* <https://www.ibm.com/mx-es/topics/neural-networks>
- IEBS. (15 de 12 de 2021). *Lógica Difusa o Fuzzy Logic: Qué es y cómo funciona + Ejemplos*. Recuperado el 28 de 10 de 2023, de *Lógica Difusa o Fuzzy Logic: Qué es y cómo funciona + Ejemplos:* <https://www.iebschool.com/blog/fuzzy-logic-que-es-big-data/>
- Learning about Electronics. (31 de 03 de 2017). *¿Qué es el Voltaje de Circuito Abierto?* Recuperado el 31 de 10 de 2023, de *¿Qué es el Voltaje de Circuito Abierto?:* <https://www.learningaboutelectronics.com/Articulos/Voltaje-de-circuito-abierto.php>

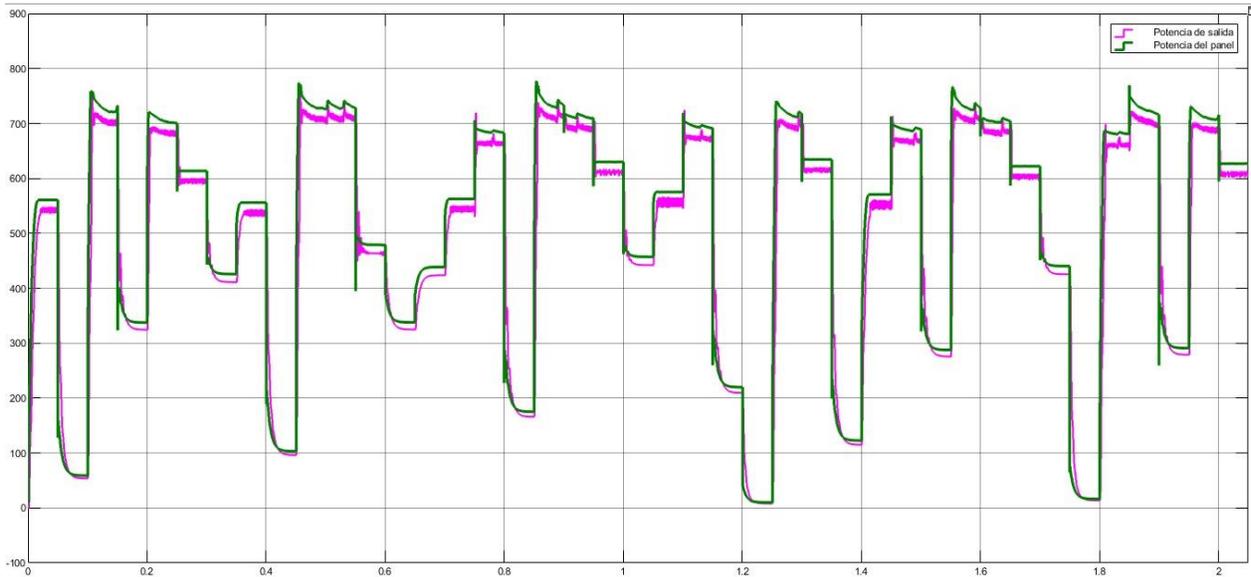
- Library. (2014). *Conductancia Incremental (CondInc)*. Recuperado el 5 de 11 de 2024, de Conductancia Incremental (CondInc): https://1library.co/article/conductancia-incremental-condinc-algoritmos-mppt.qo5k2jmy?utm_source=chatgpt.com
- Llamas, J. (09 de 02 de 2023). *Matlab*. Recuperado el 29 de 10 de 2023, de economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/tecnologia/matlab.html>
- M. Maldonado, S. L. (2016). *Academia*. Recuperado el 23 de 11 de 2024, de Análisis de sistemas fotovoltaicos operando bajo condiciones de sombra parcial: https://www.academia.edu/63746547/An%C3%A1lisis_de_sistemas_fotovoltaicos_operando_bajo_condiciones_de_sombra_parcial
- M. Molina, d. G. (2006). *Seguidor Del Punto De Máxima Potencia Para Sistemas Fotovoltaicos Basado en Convertidor CC/CC Elevador De Tensión*. Recuperado el 23 de 11 de 2024, de Seguidor Del Punto De Máxima Potencia Para Sistemas Fotovoltaicos Basado en Convertidor CC/CC Elevador De Tensión: https://www.academia.edu/28014326/Seguidor_Del_Punto_De_M%C3%A1xima_Potencia_Para_Sistemas_Fotovoltaicos_Basado_en_Convertidor_CC_CC_Elevador_De_Tensi%C3%B3n?auto=download
- Mejia, D. (2014). *Redalyc*. Recuperado el 22 de 11 de 2024, de El hombre y la maquina: <https://www.redalyc.org/pdf/478/47838946006.pdf>
- MOSTAFA BAKKAR, A. A. (05 de 02 de 2021). *MDPI*. Recuperado el 23 de 11 de 2024, de Control de sistemas fotovoltaicos mediante un controlador de lógica difusa que emplea un margen de seguridad dinámico en condiciones de sombreado normal y parcial: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/4/841>
- Naser, A. T. (09 de 03 de 2024). *Improved coot optimizer algorithm-based MPPT for PV systems under*. Recuperado el 01 de 11 de 2024, de Improved coot optimizer algorithm-based MPPT for PV systems under: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590174524000436>
- OpenWebinars. (13 de 04 de 2023). *Qué son las redes neuronales y sus aplicaciones*. Recuperado el 22 de 11 de 2024, de Qué son las redes neuronales y sus aplicaciones: <https://openwebinars.net/blog/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-aplicaciones/>
- podó. (12 de 02 de 2024). *¿Qué es la corriente eléctrica? Tipos y efectos¿Qué es la corriente eléctrica? Tipos y efectos*. Recuperado el 28 de 03 de 2024, de ¿Qué es la corriente

- eléctrica? Tipos y efectos: <https://www.mipodo.com/blog/informacion/que-es-corriente-electrica/>
- Scielo. (2016). *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*. Recuperado el 27 de 11 de 2023, de Algoritmo híbrido basado en aprendizaje computacional ...: https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-33052021000300546
- SlideShare. (11 de 05 de 2017). *Convertidor boost*. Recuperado el 01 de 12 de 2023, de Convertidor boost | PDF: <https://es.slideshare.net/DannyAnderson19/convertidor-boost>
- Solarplus.es. (21 de 04 de 2023). *MPPT ¿Qué es y cómo funciona?* Recuperado el 22 de 11 de 2024, de MPPT ¿Qué es y cómo funciona?: <https://solarplus.es/blog/mppt>
- SOLARSOLUTIONS. (24 de 06 de 2024). *¿Cómo funciona un panel fotovoltaico y qué es el efecto fotoeléctrico?* Recuperado el 23 de 11 de 2024, de ¿Cómo funciona un panel fotovoltaico y qué es el efecto fotoeléctrico?: <https://solarsolutions.cl/como-funciona-un-panel-fotovoltaico-y-que-es-el-efecto-fotoelectrico/>
- UNAM CUANTITLAN. (2018). *acervo para el mejoramiento del aprendizaje de alumnos de ingeniería, en Inteligencia Artificial*. Recuperado el 24 de 11 de 2024, de Lógica difusa: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=997
- UPCommons. (25 de 03 de 2014). *Simulink*. Recuperado el 29 de 10 de 2023, de Simulink: https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/192916/tema_5_simulink-5156.pdf?sequence=7&isAllowed=y
- Zegaoui, A. (2011). Dynamic behaviour of PV generator trackers under irradiation and temperature changes. *Solar Energy*, 2953. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X11003215?via%3Dihub>

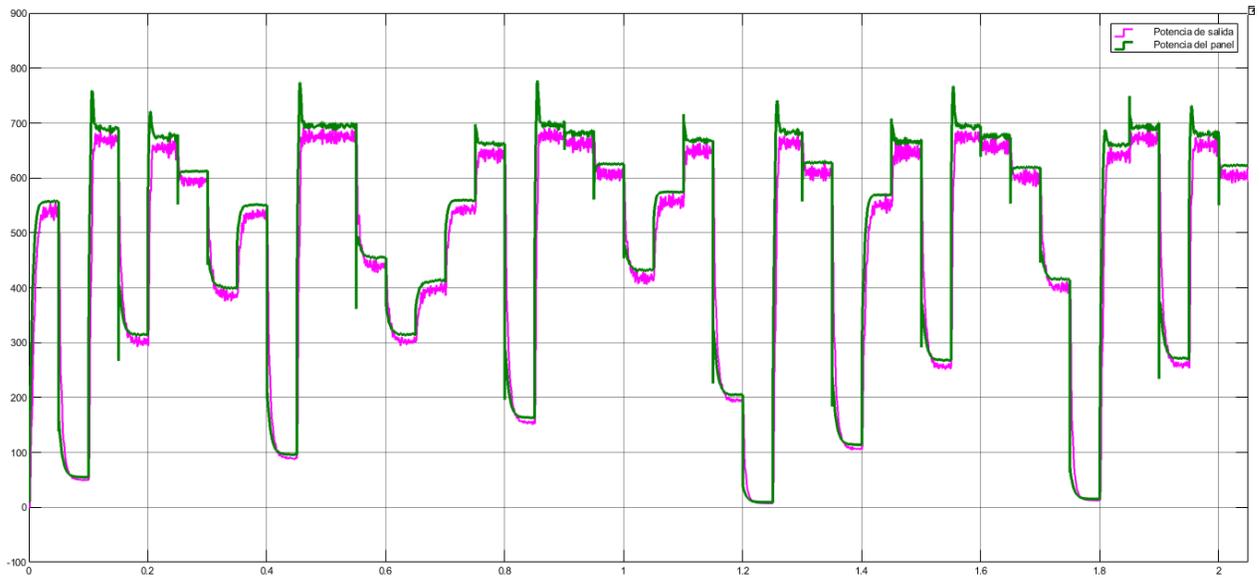
Anexos



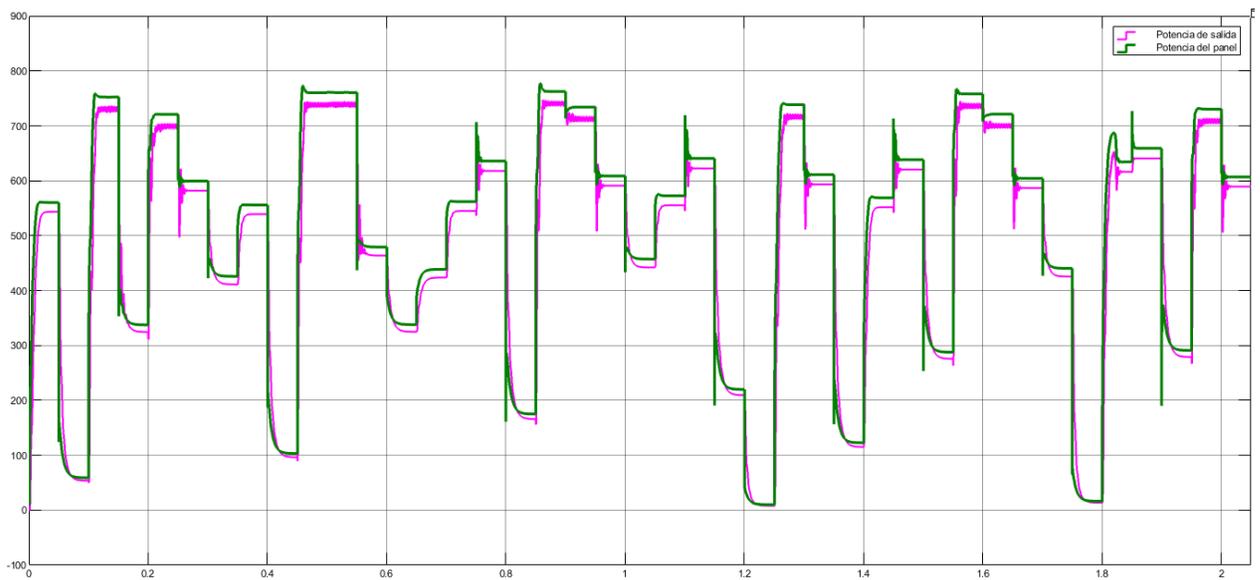
Anexo A. Grafica de potencias con Inductancia Incremental



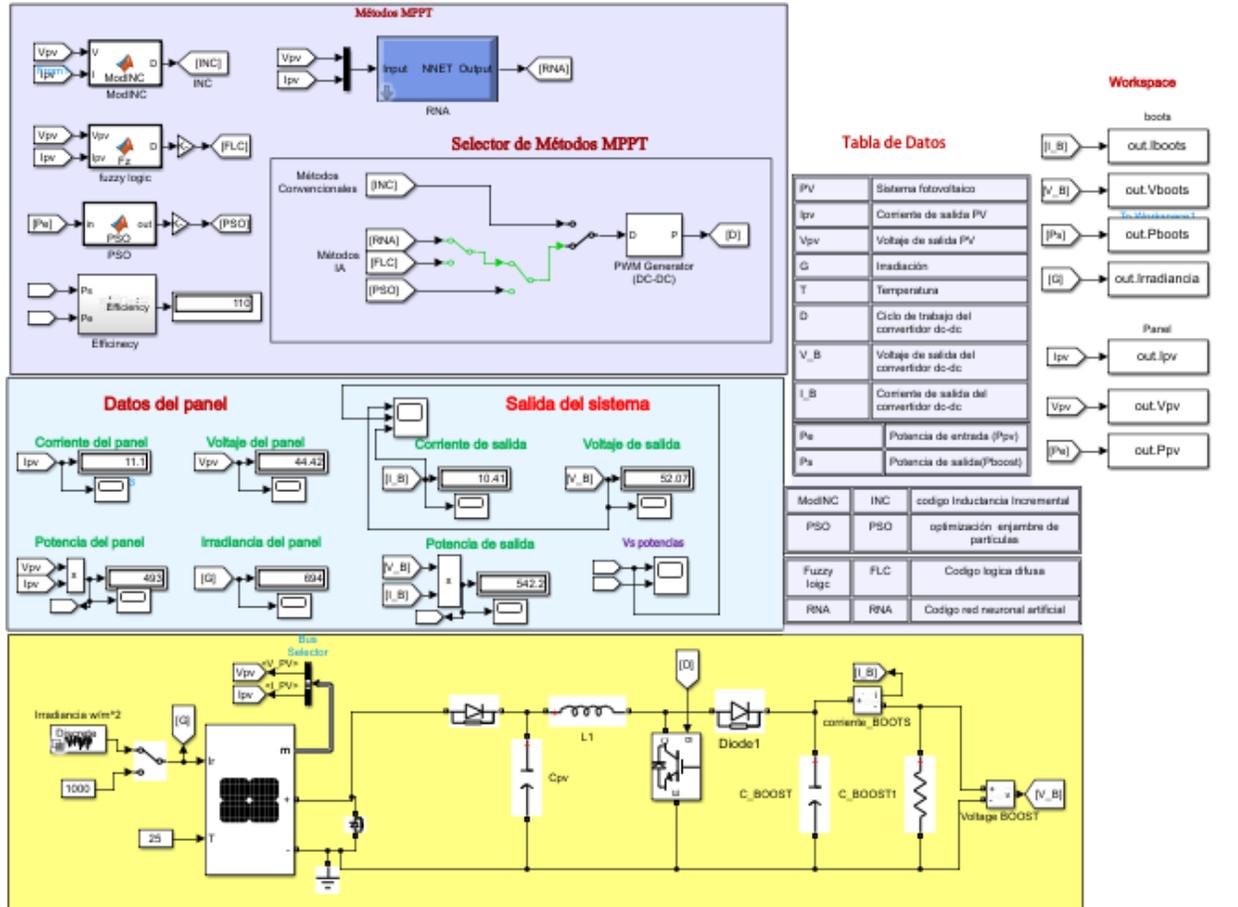
Anexo B. Grafica de potencias con Logica Difusa



Anexo C. Grafica de potencias con PSO



Anexo D. Grafica de potencias con Red Neuronal



Anexo E. Entorno de simulación