

MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA EN AUTOMATIZACIÓN, CONTROL Y ROBÓTICA

TRABAJO FIN DE MÁSTER

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE CONTROLADORES PSO PARA SEGUIMIENTO DEL PUNTO DE MÁXIMA POTENCIA EN UN SISTEMA FOTOVOLTAICO EN TIEMPO REAL



Estudiante: del Rio Coronel, Asier

Director: Barambones Caramazana, Oscar

Curso: 2022-2023

Fecha: Vitoria-Gasteiz, 12 de julio de 2023

RESUMEN

Este trabajo aborda el diseño, implementación y validación de un sistema de control avanzado para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en un sistema fotovoltaico real, basado en el algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO). En primer lugar, se ha llevado a cabo la implementación del algoritmo PSO original para esta aplicación y se ha comparado con un algoritmo ampliamente utilizado en la industria para evaluar su viabilidad. En comparación con el algoritmo comúnmente conocido como *Perturb & Observe* (P&O), el algoritmo inteligente PSO logra reducir significativamente el tiempo de establecimiento y las pérdidas energéticas durante los estados transitorios. Además, se han seleccionado propuestas de variantes del algoritmo PSO encontradas en la literatura, las cuales, aunque probadas en simulación, aún no habían sido validadas en un sistema fotovoltaico comercial. Estas ideas han sido analizadas, modificadas y adaptadas para ser implementadas en tiempo real, con el fin de evaluar su rendimiento en un panel comercial a través de diversos experimentos. Las variantes derivadas de estas propuestas se denominan PSO con Ventana de Inicialización y PSO Híbrido, y han demostrado mejoras en la eficiencia y el tiempo de convergencia del algoritmo PSO, aunque se observaron oscilaciones durante los estados transitorios. Por último, se ha propuesto una nueva variante denominada PSO Evolutivo, la cual incorpora características de algoritmos del mismo nombre. Esta variante ha resultado en tiempos de convergencia y pérdidas energéticas menores en comparación con el algoritmo original.

PALABRAS CLAVE: Optimización por Enjambre de Partículas (PSO); seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT); paneles fotovoltaicos; P&O; control no-lineal; convertidor elevador; energías renovables.

LABURPENA

Lan honetan, potentzia handieneko puntuaren (MPPT) jarraipena egiteko kontrol-sistema aurreratu baten diseinua, implementazioa eta baliozkotzea lantzen da, sistema fotovoltaiko erreala batean, Partikulen Multzo bidezko Optimizazio Algoritmoan (PSO) oinarrituta. Lehenik eta behin, aplikazio horretarako jatorrizko PSO algoritmoa implementatu da, eta industrian haren bideragarritasuna ebaluatzeko erabat zabalduko algoritmo batekin alderatu da. *Perturb & Observe* (P&O) izenez ezagutzen den algoritmoarekin alderatuta, PSO algoritmo adimendunak ezarpen-denbora eta galera energetikoak nabarmenki murrizten ditu egoera iragankorretan. Gainera, literaturan aurkitutako PSO algoritmoaren bariante proposamenak hautatu dira, simulazioan probatu arren, oraindik sistema fotovoltaiko komertzial batean balioztatu gabe zeudenak. Ideia horiek denbora errealean inplementatzeko aztertu, aldatu eta egokitu dira, haien errendimendua merkataritza-panel batean ebaluatzeko hainbat esperimenteren bidez. Proposamen horietatik eratorritako barianteak PSO Inizializazio Leihorekin eta PSO Hibridoa deritza. Hauek, PSO algoritmoaren efizientzia eta konbergentzia-denboran hobekuntzak erakutsi dituzte, aldi baterako egoeretan gorabeherak izan baziren ere. Azkenik, PSO Ebolutibo izeneko Bariante berri bat proposatu da, izen bereko algoritmoen ezaugarriak dituen. Aldaera horrek konbergentzia denbora eta galera energetiko txikiagoak izan ditu jatorrizko algoritmoarekin alderatuta.

HITZ-GAKOAK: Partikula Enjambre bidezko Optimizazioa (PSO); potentzia handieneko puntuaren jarraipena (MPPT); panel fotovoltaikoak; P&O; kontrol ez-lineala; konbertidore igogailua; energia berriztagarriak.

ABSTRACT

This work addresses the design, implementation, and validation of an advanced control system for maximum power point tracking (MPPT) in a real photovoltaic system based on the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. Firstly, the original PSO algorithm has been implemented for this application and compared with a widely used algorithm in the industry to evaluate its feasibility. In comparison to the commonly known Perturb & Observe (P&O) algorithm, the intelligent PSO algorithm significantly reduces the settling time and energy losses during transient states. Furthermore, proposals of PSO algorithm variations found in the literature, which have been simulated but not yet validated in a commercial photovoltaic system, have been selected. These ideas have been analyzed, modified, and adapted for real-time implementation to assess their performance in a commercial panel through various experiments. The derived variations from these proposals are referred to as PSO with Initialization Window and Hybrid PSO. They have demonstrated improvements in the efficiency and convergence time of the PSO algorithm, although oscillations have been observed during transient states. Finally, a new variant called Evolutionary PSO has been proposed, incorporating features from algorithms of the same name. This variant has resulted in lower convergence times and energy losses compared to the original algorithm.

KEYWORDS: Particle Swarm Optimization (PSO); maximum power point tracking (MPPT); photovoltaic panels; P&O; nonlinear control; boost converter; renewable energies.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

| | |
|--|--------|
| RESUMEN | I |
| LABURPENA..... | III |
| ABSTRACT | V |
| ÍNDICE DE CONTENIDOS | VII |
| ÍNDICE DE FIGURAS | XI |
| ÍNDICE DE TABLAS | XIII |
| 1. INTRODUCCIÓN | - 2 - |
| 2. OBJETIVOS Y ALCANCE | - 6 - |
| 2.1. Objetivo | - 6 - |
| 2.2. Alcance | - 6 - |
| 3. ESTADO DEL ARTE | - 8 - |
| 3.1 Placas Solares: Origen, Funcionamiento y MPPT | - 8 - |
| 3.1.1. Origen | - 8 - |
| 3.1.2. Funcionamiento..... | - 9 - |
| 3.1.3. Necesidad de MPPT | - 9 - |
| 3.2. Clasificación de Técnicas MPPT..... | - 11 - |
| 3.2.1. Técnicas <i>offline</i> | - 13 - |
| 3.2.2. Técnicas <i>online</i> o “ <i>Hill Climbing</i> ” | - 13 - |
| 3.2.2.1. Algoritmo P&O..... | - 14 - |
| 3.2.3. Técnicas inteligentes..... | - 15 - |
| 3.2.3.1. Lógica Difusa (FL) | - 16 - |
| 3.2.3.2. Redes Neuronales Artificiales (ANN)..... | - 17 - |
| 3.2.3.3. Algoritmos Genéticos (GA) | - 20 - |
| 3.2.3.4. Control en Modo Deslizante (SMC) | - 21 - |
| 3.2.3.5. Control Predictivo (MPC) | - 22 - |
| 3.2.3.6. Particle Swarm Optimization (PSO)..... | - 23 - |
| 3.2.3.7. Otros Algoritmos | - 25 - |
| 3.2.4 Comparativa de Técnicas | - 26 - |
| 3.3. Algoritmos PSO alternativos | - 27 - |
| 3.3.1. PSO Base | - 27 - |
| 3.3.2. PSO con Ventana de Inicialización | - 30 - |
| 3.3.2.1. Idea Principal..... | - 30 - |

| | |
|---|--------|
| 3.3.2.2. Determinar la Ventana de Voltaje | - 30 - |
| 3.3.3. PSO Evolutivo | - 33 - |
| 3.3.3.1. Idea Principal | - 33 - |
| 3.3.3.2. Eliminación de partículas | - 33 - |
| 3.3.4. PSO híbrido (PSO+P&O) | - 34 - |
| 3.3.4.1. Idea Principal | - 35 - |
| 3.3.4.2. Cambio entre algoritmos..... | - 35 - |
| 4. METODOLOGÍA..... | - 38 - |
| 4.1. Tareas..... | - 38 - |
| 4.2. Diagrama de Gantt..... | - 39 - |
| 4.3. Gestión de Riesgos | - 40 - |
| 4.3.1. Análisis de Riesgos | - 40 - |
| 4.3.2. Plan de Contingencia | - 40 - |
| 4.4. Descripción del Hardware y Equipos utilizados..... | - 42 - |
| 4.5. Presupuesto del Proyecto | - 44 - |
| 5. DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN..... | - 46 - |
| 5.1. Adquisición de datos y estructura de control..... | - 46 - |
| 5.1.1. Adquisición de los valores de los sensores..... | - 48 - |
| 5.1.2. Filtrado de las señales | - 48 - |
| 5.1.3. Calibrado y escalado de las señales | - 48 - |
| 5.1.4. Estructura de control | - 50 - |
| 5.1.5. Salidas y medidas de protección del hardware | - 51 - |
| 5.2. Controladores desarrollados | - 52 - |
| 5.2.1. PSO Base | - 52 - |
| 5.2.2. PSO con Ventana de Inicialización | - 55 - |
| 5.2.3. PSO Evolutivo | - 57 - |
| 5.2.4. PSO Híbrido (PSO+P&O)..... | - 59 - |
| 6. RESULTADOS Y ANÁLISIS..... | - 62 - |
| 6.1. Análisis de Sensibilidad: Parámetros w , $c1$ y $c2$ | - 62 - |
| 6.2. Comparativa de rendimiento: PSO Base vs. P&O | - 65 - |
| 6.3. Análisis: PSO con Ventana de Inicialización | - 67 - |
| 6.4. Análisis: PSO Evolutivo..... | - 70 - |
| 6.5. Análisis: PSO Híbrido (PSO+P&O) | - 72 - |

| | |
|---|---------|
| 6.6. Comparativa entre Todas las Variantes PSO..... | - 74 - |
| 7. CONCLUSIONES..... | - 78 - |
| 8. BIBLIOGRAFÍA | - 82 - |
| ANEXOS | - 94 - |
| Anexo 1: Código del controlador PSO Base | - 94 - |
| Anexo 2: Modificaciones del código del PSO con Vent. Ini..... | - 100 - |
| Anexo 3: Modificaciones del código PSO Evolutivo | - 103 - |
| Anexo 4: Modificaciones del código del PSO Híbrido | - 103 - |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|------|
| Figura 1. Diagrama del experimento descrito por Becquerel [27]..... | 8 - |
| Figura 2. Curvas típicas para un sistema fotovoltaico | 10 - |
| Figura 3. Clasificación de técnicas MPPT [43]. | 12 - |
| Figura 4. Principio de operación del algoritmo P&O..... | 14 - |
| Figura 5. Diagrama de flujo del algoritmo P&O [17]. | 15 - |
| Figura 6. (a) Funciones de membresía de entrada (E), (b) Funciones de membresía de cambio (ΔE), (c) Funciones de membresía de salida | 17 - |
| Figura 7. Ejemplo de red neuronal diseñada para MPPT [50]..... | 18 - |
| Figura 8. Ejemplos de MPPT usando ANN. A la izquierda, una configuración de ANN independiente; a la derecha, una configuración híbrida (ANFIS) [54].. | 19 - |
| Figura 9. Descripción gráfica del funcionamiento de un Algoritmo Genético | 20 - |
| Figura 10. Movimiento de partículas en el espacio de búsqueda del algoritmo PSO [43]..... | 24 - |
| Figura 11. Representación del movimiento de las partículas durante la ejecución del algoritmo PSO | 28 - |
| Figura 12. Diagrama de flujo del funcionamiento del PSO Base..... | 29 - |
| Figura 13. Triangulo de Operación de Potencia y Ventana de Voltaje [106].- | 31 - |
| Figura 14. Prueba de la ventana de voltaje en una curva con varios mínimos locales [106]. | 32 - |
| Figura 15. Dinámica del PSO Evolutivo. | 34 - |
| Figura 16. Ejemplo de posibles resultados al utilizar algoritmos de Optimización Globales y Locales. | 35 - |
| Figura 17. Diagrama de flujo de trabajo software-hardware..... | 42 - |
| Figura 18. dSpace MicroLabBox. | 44 - |
| Figura 19. Esquema de control de Simulink completo. | 47 - |
| Figura 20. Bloque de adquisición de señal de dSpace en Simulink RTI. | 48 - |
| Figura 21. Esquema de control de Simulink: Adquisición, filtrado y escalado de las señales eléctricas. | 49 - |
| Figura 22. Esquema de control de Simulink: Adquisición, filtrado y escalado de las señales ambientales. | 49 - |
| Figura 23. Escalado de la señal de temperatura en Simulink. | 49 - |
| Figura 24. Escalado de la señal de tensión a la entrada del convertidor en Simulink..... | 49 - |
| Figura 25. Esquema de control de Simulink: Controladores. | 50 - |
| Figura 26. Interfaz de ControlDesk..... | 51 - |
| Figura 27. Esquema de control de Simulink: Protecciones del Convertidor. - | 51 - |
| Figura 28. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Base. | 54 - |
| Figura 29. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO con Ventana de Inicialización implementado..... | 56 - |
| Figura 30. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Evolutivo implementado..... | 58 - |

| | |
|---|--------|
| Figura 31. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Híbrido implementado..... | - 60 - |
| Figura 32. Análisis de Sensibilidad de los parámetros w , c_1 y c_2 | - 63 - |
| Figura 33. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO y P&O..... | - 66 - |
| Figura 34. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO con Ventana de Inicialización y el PSO Base..... | - 67 - |
| Figura 35. Respuesta del algoritmo PSO con Ventana de Inicialización ante un cambio brusco de del MPP..... | - 69 - |
| Figura 36. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO Evolutivo y el PSO Base..... | - 70 - |
| Figura 37. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO Híbrido y el PSO Base. | - 72 - |
| Figura 38. Respuesta del algoritmo PSO Híbrido ante uno cambios pequeños pero constantes del MPP. | - 73 - |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|--------|
| Tabla 1. Comparación general entre los tipos de técnicas MPPT..... | - 12 - |
| Tabla 2. Reglas de inferencia [43]. | - 17 - |
| Tabla 3. Comparativa de técnicas MPPT..... | - 26 - |
| Tabla 4. Tareas del proyecto. | - 38 - |
| Tabla 5. Diagrama de Gantt..... | - 39 - |
| Tabla 6. Análisis de riesgos. | - 40 - |
| Tabla 7. Características de la Peimar SG340P..... | - 42 - |
| Tabla 8. Especificaciones del sensor Ingenieurbüro Si-V-10TC-T..... | - 43 - |
| Tabla 9. Características de la TEP-192. | - 43 - |
| Tabla 10. Presupuesto de los equipos del proyecto. | - 44 - |
| Tabla 11. Conjuntos usados en experimento de Análisis de Sensibilidad de parámetros del PSO..... | - 63 - |
| Tabla 12. Comparación de rendimiento entre distintos conjuntos de parámetros PSO..... | - 64 - |
| Tabla 13. Comparación de rendimiento entre PSO y P&O..... | - 66 - |
| Tabla 14. Comparación de rendimiento entre PSO con Ventana de Inicialización y PSO Base..... | - 67 - |
| Tabla 15. Comparación de rendimiento entre PSO Evolutivo y PSO Base. | - 71 - |
| Tabla 16. Comparación de rendimiento entre PSO Híbrido y PSO Base. | - 72 - |
| Tabla 17. Comparativa entre las versiones de PSO analizadas. | - 74 - |

CAPITULO 1

INTRODUCCIÓN

1. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, ha ocurrido un cambio paradigmático en las políticas de producción energética, caracterizado por una marcada inclinación hacia la utilización de fuentes renovables en lugar de las fuentes convencionales. Este cambio se deba a dos factores principales.

El primero, relacionado con un crecimiento del consumo mundial de energía, donde se espera un incremento del 25% para 2040. Ese aumento de demanda ha de ser suplido con una mayor de la potencia instalada en la red, en el que las energías renovables tendrán un papel fundamental, debido a la tendencia ascendente del precio del petróleo. El objetivo es que las fuentes limpias puedan proporcionar el 40% de la producción total [1], e investigaciones pronostican que los paneles solares fotovoltaicos podrían generar el 15% de la demanda global para 2050 [2].

El segundo, relacionado con un aumento en la concienciación por los efectos del cambio climático en el que, a día de hoy, las energías renovables destacan como alternativa principal. Por ejemplo, la Convención Internacional de Protección Fitosanitaria predijo en 2021 un posible escenario climático para 2050 en el cual la temperatura superficial global aumentará entre 1.5°C y 2°C a menos que se logren reducciones profundas de CO₂ en las décadas siguientes [3]. Según el último informe realizado por la Agencia Internacional de Energía, esto implicaría que las energías renovables deberían cubrir al menos el 70%, donde la mitad se espera que sea suministrada por el viento y el sol [4].

En este contexto, los paneles fotovoltaicos (PV por sus siglas en inglés) son sistemas que suponen una solución sencilla y conveniente desde un punto de vista económico [5]. Sus beneficios están relacionados con la emisión nula, la ausencia de piezas mecánicas en movimiento, la falta de generación de ruido durante su funcionamiento, bajo mantenimiento y una larga vida útil [6], [7].

Todos estos factores, junto con incentivos económicos y los grandes avances en electrónica favorecen enormemente el desarrollo de los paneles fotovoltaicos como fuente de energía, siendo una de las industrias de energías renovables de mayor crecimiento en los últimos años [8].

En lo que respecta a las especificaciones técnicas, un sistema fotovoltaico se compone de múltiples células solares fabricadas con materiales semiconductores, cuya función es absorber fotones y generar un par de electrones y huecos a través de una unión p-n [9]. Este proceso, que involucra la difusión de electrones para producir voltaje, es intrincado debido a la limitación en la captura del espectro completo de la luz solar [10]. En consecuencia, esto resulta en una eficiencia de conversión fotovoltaica que generalmente se sitúa por debajo del 20% [11].

Dado que un sistema fotovoltaico tiene una eficiencia baja, el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) es un paso esencial, ya que ayuda al sistema a lograr el mejor rendimiento general [12]. Esto se puede lograr mediante una técnica de control diseñada que se puede incorporar en un convertidor DC-DC [13], [14]. No obstante, las células fotovoltaicas (PV), así como los módulos, cadenas y matrices de PV, se caracterizan por una curva de potencia-voltaje (P-V) no lineal que depende de la irradiancia incidente, la temperatura de las células [15], [16] y, cuando existen, las sombras parciales. Debido a esto, uno de los problemas fundamentales en los generadores fotovoltaicos es cómo operarlos en su punto de máxima potencia (MPP, por sus siglas en inglés) [17]. Sin embargo, elegir una técnica MPPT adecuada puede resultar complicado debido a la extensa cantidad de opciones propuestas, cada una con sus propias ventajas e inconvenientes.

Principalmente, existen dos tipos de seguidores de MPP (punto de máxima potencia): mecánicos y eléctricos [17]. En lo que respecta al primer tipo mencionado, también conocido como "rastreador solar", puede aumentar la producción de energía entre un 17.72% y 31.23% [18]. Sin embargo, esta configuración se recomienda para aplicaciones industriales y no para domésticas debido al costo excesivo de los dispositivos de seguimiento mecánico [19].

Por otro lado, las técnicas de MPPT eléctrico dependen de las curvas de potencia-voltaje y de corriente-voltaje para rastrear el punto de operación óptimo. Las técnicas eléctricas se pueden clasificar en tres grupos principales: técnicas MPPT *offline*, técnicas MPPT *online* o *Hill Climbing* y técnicas MPPT inteligentes [17].

Las técnicas *offline* se fundamentan en la estimación del punto de máxima potencia (MPP) a través de la exploración sistemática de diversas combinaciones de voltaje y corriente. Estas técnicas se valen de algoritmos y modelos matemáticos para determinar el punto óptimo de operación. Por otro lado, las técnicas de *Hill Climbing* realizan un seguimiento en tiempo real del MPP mediante ajustes incrementales del voltaje o la corriente de la placa solar y evaluando si la potencia generada aumenta o disminuye. Este proceso se repite hasta que se alcanza el punto de máxima potencia. Estas técnicas son ampliamente utilizadas debido a su facilidad de implementación y coste reducido, aunque presentan limitaciones en cuanto a rendimiento y dificultades para alcanzar el MPP en condiciones ambientales adversas [20].

En comparación con los métodos MPPT *offline* y *online*, las técnicas MPPT inteligentes, aunque requieren de un mayor coste computacional, tienen mejor precisión y eficiencia de seguimiento con menos oscilaciones en el estado estacionario. Además, a diferencia de las técnicas *offline* y *online*, los métodos inteligentes rastrean el MPP global en condiciones de sombra parcial [21].

Una de las técnicas inteligentes que está cobrando popularidad en diversos ámbitos en los años recientes es la técnica de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO por sus siglas en inglés, *Particle Swarm Optimization*). Este algoritmo es una técnica de optimización basada en la inteligencia colectiva y el comportamiento de enjambres de partículas. Este algoritmo se inspira en los patrones de movimiento observados en grupos de animales, como aves migratorias o peces en cardumen [22]. En PSO, un conjunto de partículas se representa en un espacio multidimensional, donde cada partícula busca la solución óptima a través de la iteración y la comunicación con otras partículas.

El algoritmo PSO resulta una excelente herramienta de optimización global, aplicable a muchos ámbitos, entre los que se encuentra MPPT en sistemas fotovoltaicos. El algoritmo PSO se implementó por primera vez en un sistema MPPT por Miyateke et al. [23]. En su estudio, los autores investigaron el rendimiento del algoritmo PSO en condiciones de sombreado parcial y demostraron que el PSO es capaz de realizar una búsqueda global del punto de máxima potencia en la salida de potencia de los sistemas fotovoltaicos, incluso en presencia de sombreado parcial. Desde entonces, varios investigadores han propuesto modificaciones y mejoras al algoritmo PSO con el objetivo de potenciar su rendimiento en aplicaciones de MPPT.

El objetivo de este trabajo es recopilar y analizar diferentes propuestas encontradas en la literatura relacionadas con el uso del algoritmo PSO en MPPT. Además, se llevará a cabo la implementación y validación de estas propuestas en un sistema fotovoltaico real, para determinar su viabilidad. El desempeño y la eficacia de estas propuestas se evaluará mediante experimentos y comparaciones con otras técnicas existentes en el campo del MPPT.

CAPITULO 2

OBJETIVOS Y ALCANCE

2. OBJETIVOS Y ALCANCE

Este capítulo pretende establecer el propósito del y se delimitar qué actividades se llevarán a cabo y qué aspectos están excluidos del proyecto, definiendo lo que se espera lograr y las limitaciones que se aplicarán.

2.1. Objetivo

Diseñar e implementar un sistema de control avanzado basado en el algoritmo de optimización PSO que realice el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en un sistema fotovoltaico real.

El objetivo de este trabajo es recopilar diferentes propuestas encontradas en la literatura relacionadas con el uso del algoritmo PSO en MPPT, analizarlas y adaptar sus ideas para implementarlas como código ejecutable en tiempo real, para determinar su viabilidad en un sistema comercial. El desempeño y la eficacia de las variantes del algoritmo PSO resultantes se evaluará mediante experimentos y comparaciones con otras técnicas existentes en el campo del MPPT.

2.2. Alcance

El alcance del proyecto lo conforman los siguientes puntos:

- Recopilar y analizar diferentes propuestas encontradas en la literatura relacionadas con el uso del algoritmo PSO en MPPT en sistemas fotovoltaicos.
- Llevar a cabo la adaptación, implementación y prueba de los algoritmos derivados de las propuestas mencionadas en un sistema fotovoltaico real.
- Desarrollar una nueva propuesta de algoritmo PSO con características novedosas.
- Evaluación del desempeño y la eficacia de estas propuestas mediante experimentos y comparaciones con otras técnicas existentes en el campo del MPPT.
- La implementación y experimentos en el sistema real se va a realizar en el sistema fotovoltaico instalado en el laboratorio del grupo de Control Avanzado de la Escuela de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz. Los equipos, el hardware y los instrumentos utilizados son los detallados en el capítulo 4. *METODOLOGÍA*.
- Actualizar la adquisición de los datos proporcionados por los sensores y envío de las señales de control, de ser necesario. Para ello, ajustar el filtrado, el periodo de muestreo y calibrar las medidas de los sensores.
- Las técnicas MPPT de carácter mecánico, también conocidas como “rastreadores solares” quedan fuera del alcance del proyecto.

CAPITULO 3

ESTADO DEL ARTE

3. ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se realiza una revisión exhaustiva y actualizada de la literatura científica y técnica relacionada con las tecnologías desarrolladas recientemente en el ámbito de MPPT en paneles fotovoltaicos. En esta sección, se presenta un resumen de los conocimientos existentes, teorías, enfoques, métodos y tecnologías relevantes que se han desarrollado en el campo de estudio, para proporcionar un contexto sólido y fundamentado para el trabajo actual.

3.1. Placas Solares: Origen, Funcionamiento y MPPT

3.1.1. Origen

Las placas solares, también conocidas como paneles solares fotovoltaicos, son dispositivos semiconductores que convierten la energía solar en electricidad. Su invención y desarrollo se remontan a varias décadas atrás, marcando un hito significativo en el campo de la energía renovable.

El origen de las placas solares se atribuye al descubrimiento del efecto fotovoltaico por parte del físico francés Alexandre-Edmond Becquerel en 1839 [24]–[26]. Becquerel observó que ciertos materiales generaban una corriente eléctrica cuando eran expuestos a la luz solar. Trabajando en el laboratorio de su padre a los diecinueve años, generó electricidad al iluminar un electrodo con diferentes tipos de luz, incluyendo la luz solar [27], con una configuración experimental como la mostrada en la Figura 1. Aunque normalmente utilizaba electrodos de platino, también observó alguna respuesta con electrodos de plata. Sin embargo, fue a partir de la década de 1950 cuando se realizaron avances significativos en la tecnología fotovoltaica [28].

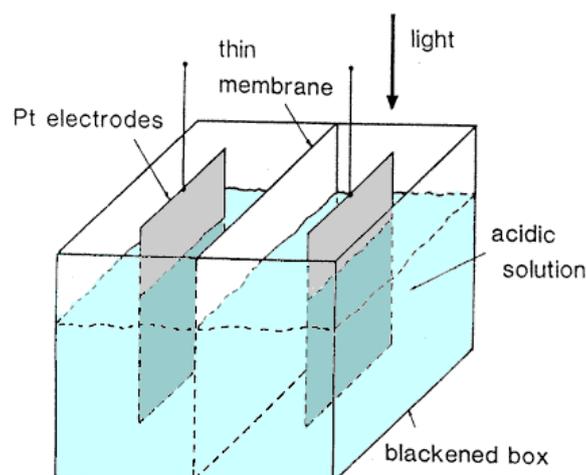


Figura 1. Diagrama del experimento descrito por Becquerel [27].

La invención de la célula solar de silicio, considerada la base de los paneles solares modernos, se atribuye a los científicos estadounidenses Daryl Chapin,

Calvin Fuller y Gerald Pearson en Bell Labs en 1954 [28], [29]. Estos investigadores desarrollaron una célula solar eficiente capaz de convertir la luz solar en electricidad de manera práctica.

3.1.2. Funcionamiento

El funcionamiento de las placas solares se basa en el efecto fotovoltaico. Cuando los fotones provenientes de la radiación solar inciden sobre la superficie de la célula solar, liberan electrones en el material semiconductor. Estos electrones, al moverse a través del material, generan una corriente eléctrica. La estructura de la célula solar consta de capas de materiales semiconductores dopados, generalmente de silicio, que crean una unión p-n [30], [31]. La capa dopada p contiene electrones en exceso, mientras que la capa dopada n tiene una deficiencia de electrones. Al combinarse, se crea un campo eléctrico en la unión p-n que permite la separación y flujo de los electrones.

Para aprovechar al máximo la energía solar, múltiples células solares se conectan en serie y en paralelo para formar un panel solar [30]–[33]. Los paneles solares están encapsulados en una estructura protectora y generalmente se instalan en áreas expuestas al sol, como techos o terrenos abiertos. La electricidad generada por los paneles solares puede utilizarse directamente para alimentar dispositivos o cargas eléctricas, o bien almacenarse en baterías para su uso posterior.

3.1.3. Necesidad de MPPT

En los sistemas fotovoltaicos, la salida de potencia de un panel solar varía con la radiación solar incidente y las condiciones ambientales, como la temperatura y sombreado parcial. Estas variaciones pueden afectar significativamente la eficiencia del sistema y limitar su capacidad de generación de energía óptima.

El seguimiento del punto de máxima potencia es esencial para garantizar que el sistema fotovoltaico opere en su máxima eficiencia en todo momento. Las técnicas de MPPT permiten rastrear y ajustar continuamente los parámetros operativos del sistema, como la tensión o la corriente, para maximizar la producción de energía. Esto se logra mediante algoritmos que controlan y optimizan los puntos de operación del sistema en función de la radiación solar y las características eléctricas de los paneles solares, por ejemplo, incidiendo en el comportamiento de un convertidor DC-DC que ajuste las características eléctricas de la placa [17].

La implementación de técnicas de MPPT en sistemas fotovoltaicos presenta numerosos beneficios. En primer lugar, permite aprovechar al máximo la energía solar disponible, mejorando la eficiencia y la producción de energía del sistema [34]. Esto es especialmente importante en situaciones donde el espacio y los recursos son limitados, ya que un aumento en la producción de energía puede significar una mayor rentabilidad y un mejor retorno de la inversión.

Además, el MPPT ayuda a compensar las variaciones en la radiación solar y las condiciones ambientales, lo que resulta en una mayor estabilidad y confiabilidad del sistema. Al mantener el sistema operando en el punto de máxima potencia, se minimizan las pérdidas de energía y se garantiza un rendimiento óptimo incluso en condiciones desafiantes [35]. Esto queda patente al examinar las curvas de Potencia-Tensión características como las mostradas en la Figura 2, donde se muestra que ajustando el punto de operación se puede obtener una potencia de salida mayor.

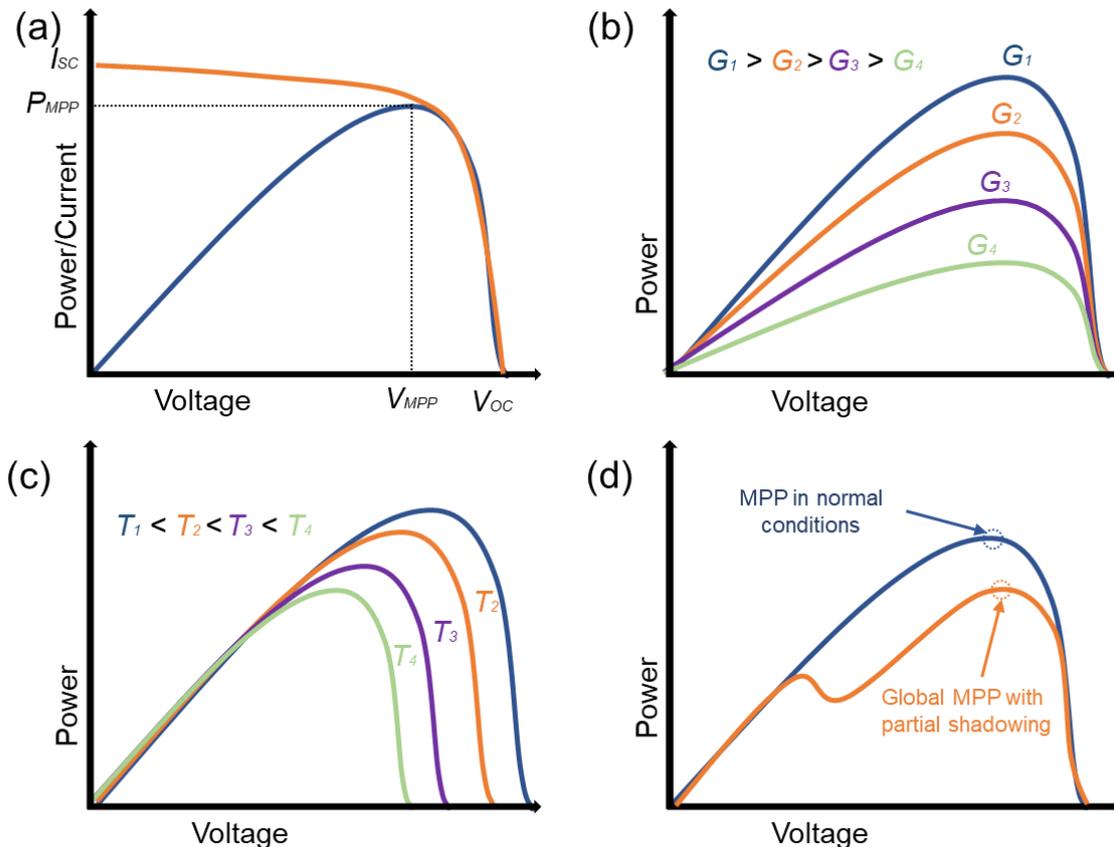


Figura 2. Curvas típicas para un sistema fotovoltaico donde: (a) es un gráfico convencional de potencia-voltaje y potencia-corriente con el punto de máxima potencia (MPP) resaltado; (b) muestra la variación de las curvas de potencia-voltaje con temperatura constante e irradiación variable; (c) muestra cómo cambian las curvas de potencia-voltaje con diferentes temperaturas a irradiación constante; (d) muestra el cambio debido al sombreado parcial en las curvas de potencia-voltaje.

En resumen, la implementación de técnicas de seguimiento del punto de máxima potencia en sistemas fotovoltaicos es esencial para maximizar la eficiencia y la producción de energía. Estas técnicas permiten ajustar los parámetros operativos del sistema de acuerdo con la radiación solar y las condiciones ambientales, garantizando así un rendimiento óptimo y una mayor rentabilidad [36]. El MPPT es una práctica estándar en la industria fotovoltaica, siendo fundamental para el desarrollo y la adopción de energía solar como una fuente de energía renovable y sostenible.

3.2. Clasificación de Técnicas MPPT

Una vez determinada la necesidad de realizar un control MPPT en los sistemas solares, este subapartado se va a centrar en recopilar y clasificar las diferentes técnicas existentes recogidas en la literatura dedicadas a ello.

A grandes rasgos, existen dos tipos de enfoques diferentes en MPPT: mecánicos y eléctricos [37]. Los primeros, conocidos como "rastreadores solares", puede aumentar la producción de energía en más del 40% en promedio en comparación con sistemas estáticos. Estos sistemas emplean mecanismos motorizados o basados en actuadores para seguir el movimiento aparente del sol a lo largo del día y maximizar la captura de radiación solar directa.

Los MPPT mecánicos se basan en la premisa de que el ángulo de incidencia óptimo de la radiación solar varía a lo largo del día y en diferentes estaciones. Al seguir el movimiento del sol, las placas solares pueden mantenerse perpendicularmente a los rayos solares incidentes, lo que permite una mayor absorción de energía solar y una mayor generación de electricidad.

Aunque los MPPT mecánicos ofrecen beneficios significativos en términos de mayor eficiencia y rendimiento, también presentan desafíos y limitaciones. El costo de implementación y mantenimiento de los mecanismos de seguimiento mecánicos puede ser considerable, lo que hace que estos sistemas sean más adecuados para aplicaciones a gran escala, como parques solares o instalaciones industriales, en lugar de aplicaciones residenciales o de pequeña escala. Además, los MPPT mecánicos pueden ser más susceptibles a problemas de fiabilidad y requerir un mayor espacio físico para su instalación [38], [39].

Debido a la necesidad de inclusión de actuadores mecánicos estas técnicas quedan fuera del alcance de este trabajo, por lo que a partir de este punto solamente se hará referencia a las técnicas MPPT eléctricas.

En cuanto a las técnicas de MPPT eléctricas, dependen de las curvas de potencia-voltaje para rastrear el punto de operación óptimo [40]. Como ya se ha comentado, las PV se caracterizan por su naturaleza no lineal, se vuelve más complejo cuando varían la temperatura, la irradiación y el sombreado parcial, lo que da lugar a curvas con formas alternativas [41], [42]. Es por estos motivos que se han propuesto multitud de algoritmos diferentes por parte de los investigadores.

Principalmente, se pueden clasificar en tres grupos principales: técnicas MPPT offline o indirectas, técnicas MPPT online o directas y técnicas MPPT inteligentes [43]. A modo de índice general, la muestra un diagrama dónde se clasifican todas las técnicas principales.

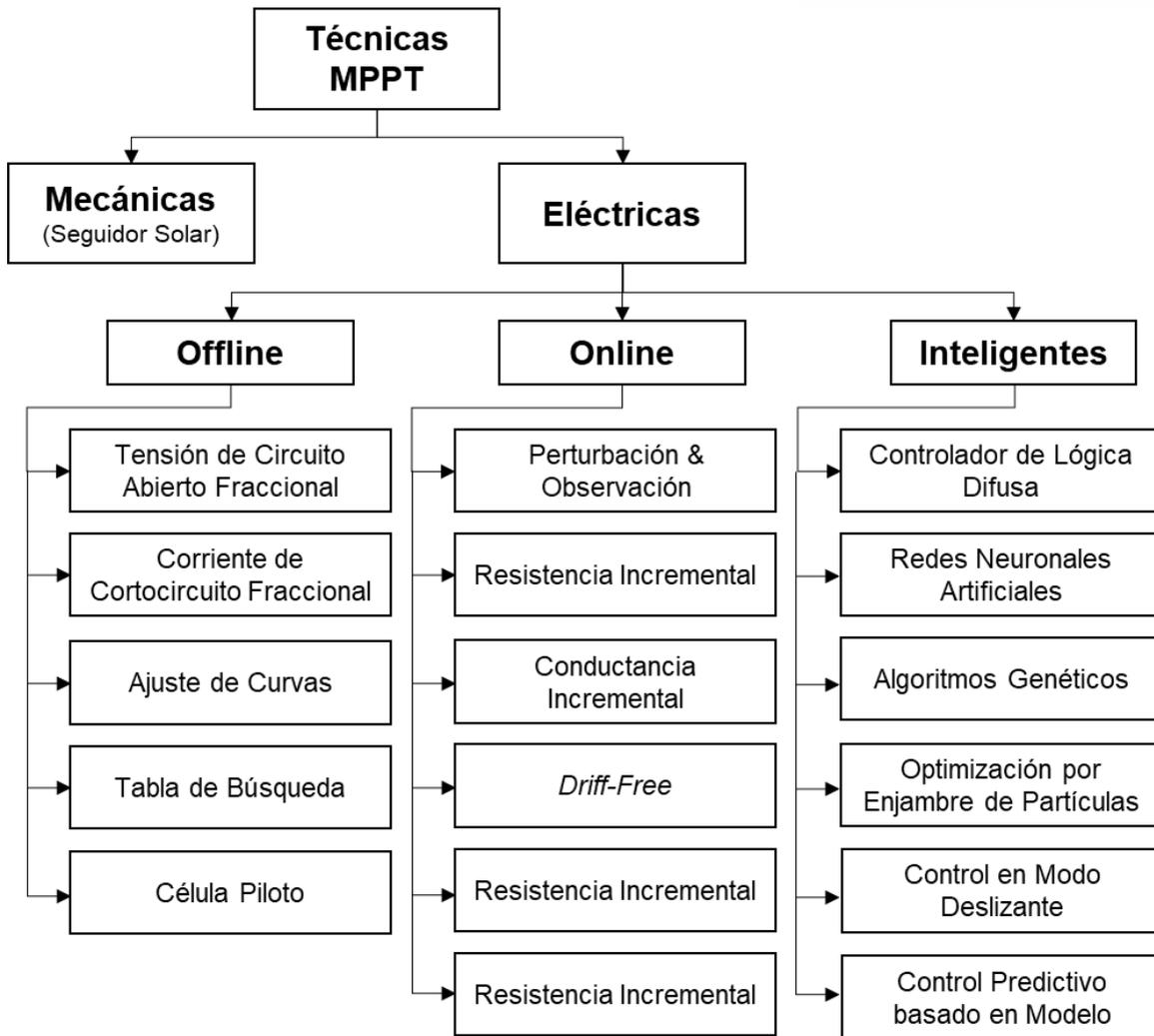


Figura 3. Clasificación de técnicas MPPT [43].

Por otro lado, en la Tabla 1 se recoge una comparación de características entre las principales técnicas MPPT. En ella se muestran los aspectos anteriormente comentados.

Tabla 1. Comparación general entre los tipos de técnicas MPPT.

| Tipo de Técnica MPPT | Offline | Online | Inteligente |
|---|---------|----------|-------------|
| Velocidad de seguimiento | Alta | Alta | Media |
| Precisión de seguimiento | Baja | Moderada | Alta |
| Eficiencia de seguimiento | Baja | Media | Muy Buena |
| Oscilaciones en estado estacionario | Bajas | Altas | Bajas |
| Máximo global con sombreado parcial | Si | No | Si |
| Adecuado para operaciones de alta eficiencia | No | Si | Si |
| Adecuado para condiciones ambientales variables | No | No | Si |

3.2.1. Técnicas offline

Los métodos MPPT offline miden la corriente de cortocircuito o la tensión de circuito abierto desconectando el panel fotovoltaico del sistema. El *fractional short-circuit current* (FSCC) mide la corriente de cortocircuito, mientras que el *fractional open-circuit voltage* (FOCV) mide la tensión de circuito abierto [44]. Dado que el panel fotovoltaico se desconecta del resto del sistema durante el cálculo, se denominan MPPT offline. Estas técnicas MPPT no realizan un seguimiento continuo de la corriente o la tensión, sino que miden el MPP basándose en datos a priori [45].

Estos métodos tienen la gran ventaja de requerir menos sensores de tensión y/o corriente, a costa de no permitir un seguimiento preciso de los MPP en caso de cambios en la radiación y la temperatura, lo que no los hace del todo atractivos desde el punto de vista de la eficiencia [46].

Los siguientes métodos pertenecen a esta categoría: ajuste de curvas (CF), tabla de búsqueda (LUT), célula piloto (PC), corriente de cortocircuito fraccional (FSCC) y tensión de circuito abierto fraccional (FOCV) [44].

3.2.2. Técnicas online o “Hill Climbing”

Las técnicas online, también conocidas como algoritmos “Hill Climbing” (HC) se emplean ampliamente en la investigación y la industria debido a su alta eficiencia en relación con sus bajos requisitos computacionales. El principio de HC consiste en el cálculo de la pendiente entre la potencia y la tensión para compararla con una curva de potencia, concluyendo la acción que se debe tomar, como aumentar o disminuir la tensión.

Estos métodos tienen la capacidad de evitar el uso de datos empíricos para el seguimiento de la tensión y/o la corriente. Por lo tanto, es posible alcanzar el MPP sin un conocimiento previo de las características fotovoltaicas [47]. Sin embargo, estas soluciones presentan oscilaciones cuando se alcanza el MPP, y tienen serias dificultades para hacer frente a condiciones climáticas inestables o a variaciones en la carga, por lo que son solo realmente eficientes bajo ciertas condiciones concretas.

Los métodos pertenecientes a esta categoría son: perturbación y observación (P&O), conductancia incremental (INC), resistencia incremental (INR) y *Drift-Free* (DF) [48].

Uno de estos algoritmos, el P&O, es usado en este trabajo como referencia para comparar los algoritmos propuestos con un algoritmo popular en la industria que requiere de implementaciones similares. Se incluye una descripción del algoritmo en este apartado debido a continuación.

3.2.2.1. Algoritmo P&O

El algoritmo P&O, conocido como *Perturb and Observe*, es uno de los métodos más simples y ampliamente utilizados para el seguimiento de la máxima potencia en sistemas fotovoltaicos. El costo de implementación de este método no es muy elevado, por lo que su costo junto con su implementación sencilla resulta atractivo en la industria [49]. Este algoritmo opera mediante la perturbación del ciclo de trabajo, incrementando o disminuyendo la potencia de salida del panel fotovoltaico, y luego comparando esta potencia con la perturbación anterior como muestra la Figura 4. Cuando la perturbación es pequeña, la potencia de salida cambia. Si el cambio de potencia es mayor que la potencia previa, la perturbación se mueve en dirección positiva; de lo contrario, se mueve en dirección opuesta. El proceso continúa hasta alcanzar la máxima potencia [49].

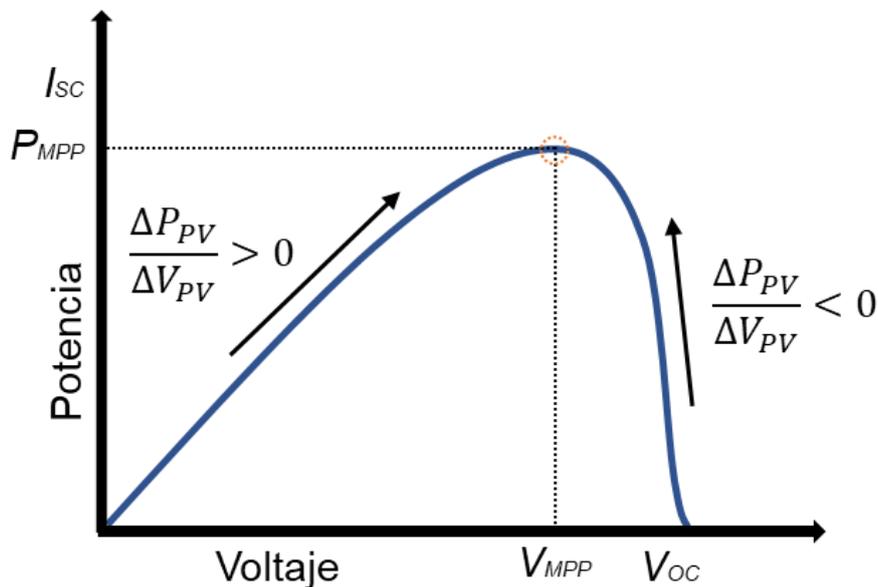


Figura 4. Principio de operación del algoritmo P&O.

Aunque este método convencional se utiliza ampliamente debido a su implementación sencilla, presenta algunas limitaciones. Una de ellas es la oscilación del punto de operación alrededor del punto de máxima potencia deseado durante el seguimiento [49], [50]. Después de alcanzar el MPP, la potencia oscila alrededor del máximo, lo que reduce la salida de potencia del sistema fotovoltaico. Una forma de amortiguar esta oscilación es reduciendo el tamaño de la perturbación. Esto aumenta la precisión y amortigua la oscilación de la potencia del sistema fotovoltaico, a costa de reducir la velocidad de seguimiento del algoritmo [51]. En esta situación, se requiere de un número mayor de iteraciones para alcanzar el MPP, lo que lleva más tiempo.

Otra limitación del algoritmo P&O es su falta de respuesta rápida ante cambios en las condiciones ambientales, así como en condiciones de sombreado parcial, cuando existen múltiples picos en la curva P-V, lo que provoca desviaciones del MPP exacto [49]. La Figura 5 muestra el diagrama de flujo del algoritmo.

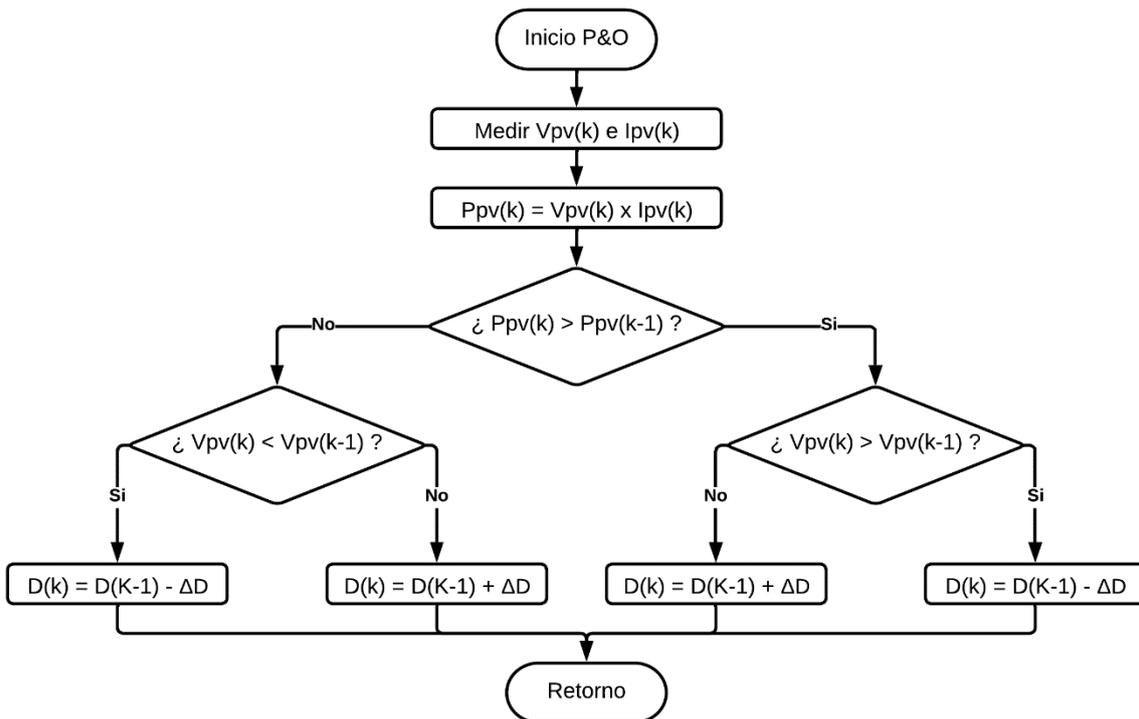


Figura 5. Diagrama de flujo del algoritmo P&O [17].

3.2.3. Técnicas inteligentes

Las técnicas inteligentes tienen como objetivo proporcionar un alto rendimiento en comparación con las descritas anteriormente. En este sentido, las características principales son respuestas rápidas, respuestas sin sobreimpulso y bajas fluctuaciones bajo cambios de radiación o temperatura, consiguiendo un MPPT preciso en cualquier circunstancia.

En comparación con los métodos MPPT *offline* y *online*, las técnicas MPPT inteligentes, aunque requieren de un mayor coste computacional, tienen mejor precisión y eficiencia de seguimiento con menos oscilaciones en el estado estacionario. Además, a diferencia de las técnicas *offline* y *online*, los métodos inteligentes rastrean el MPP global en condiciones de sombra parcial.

Entre las técnicas inteligentes se encuentran: el control lógico difuso (FLC) [52], las redes neuronales artificiales (ANN) [53], [54], el optimizador *Gray Wolf Optimizer* (GWO) [55], los algoritmos genéticos (GA) [56], la optimización por enjambre de partículas (PSO) [57].

Tal y como se ha comentado anteriormente, las técnicas *offline* y *online* ofrecen soluciones más simplistas que redundan en unas instalaciones más sencillas y económicas, por requerir de una menor sensorización, coste computacional y estudio particular del sistema fotovoltaico instalado [58]. Sin embargo, estas ventajas conllevan el coste de un seguimiento de MPP deficiente, lo que redundará en una disminución notable del rendimiento.

Por otro lado, las técnicas inteligentes se presentan como una alternativa más eficiente. Sin embargo, tienen varios requerimientos que redundan en el aumento de los costes en las instalaciones [35]. Entre otros, suelen precisar de un estudio previo de la instalación (para poder diseñar un estimador de referencia de voltaje (VRE), por ejemplo), de una sensorización importante, o de un coste computacional elevado.

No obstante, el rango de soluciones inteligentes es amplio y cada día se presentan nuevas propuestas, algunas de las cuales minimizan o evitan los inconvenientes mencionados [43]. En los próximos subapartados se profundiza en el funcionamiento y características de cada una de ellas.

3.2.3.1. Lógica Difusa (FL)

El control difuso es un enfoque robusto para resolver problemas de optimización no lineales implementando lógica difusa, o *fuzzy logic* como se conoce en inglés. Se basa en la experiencia humana en lugar del conocimiento del modelo matemático del sistema [59], lo que le otorga ventajas como: una interfaz de usuario conveniente, facilidad de implementación, operación flexible y validación cualificada.

Aunque es posible emplear un controlador FL por sí solo, es frecuentemente combinado con otros algoritmos, como ANN [60], GA y otros métodos tradicionales [61], [62]. Para el seguimiento del MPP, el enfoque FL utiliza tres pasos: fuzzificación, inferencia de reglas difusas y defuzzificación. El rendimiento óptimo del sistema se determina mediante la inferencia difusa y la creación de reglas difusas en estos procesos. Sin embargo, para construir reglas difusas, se requiere una cantidad significativa de información y conocimiento del sistema [63].

Existen diversas maneras de enfocar un control con FL. Por ejemplo, en [43] los investigadores proponen un MPPT basado en FL que utiliza dos entradas y una salida para extraer la máxima potencia del sistema fotovoltaico. Las variables de entrada son los errores y el cambio en los errores, como se presenta en las Ecuaciones (1) y (2), y la variable de salida es el cambio en el ciclo de trabajo, como se presenta en la Ecuación (3).

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

$$\Delta E(k) = e(k) - e(k-1) \quad (2)$$

$$\Delta D = D(k) - D(k-1) \quad (3)$$

donde,

$E(k)$ representa el cambio en la pendiente de la curva P-V;

$\Delta e(k)$ denota el cambio en el valor de la pendiente de la curva P-V;

ΔD denota el cambio en el ciclo de trabajo.

Las funciones de membresía para las variables de entrada y salida se presentan en la Figura 6. Para las variables de entrada y salida, se emplean las siguientes cinco Funciones de Membresía: positivo grande (BP), positivo pequeño (SP), cero (ZE), negativo pequeño (SN) y negativo grande (BN). La base de reglas de FLC presentada en la .Tabla 2 se utiliza para reducir las oscilaciones en estado estacionario y realizar un seguimiento del PMP con una velocidad de seguimiento rápida.

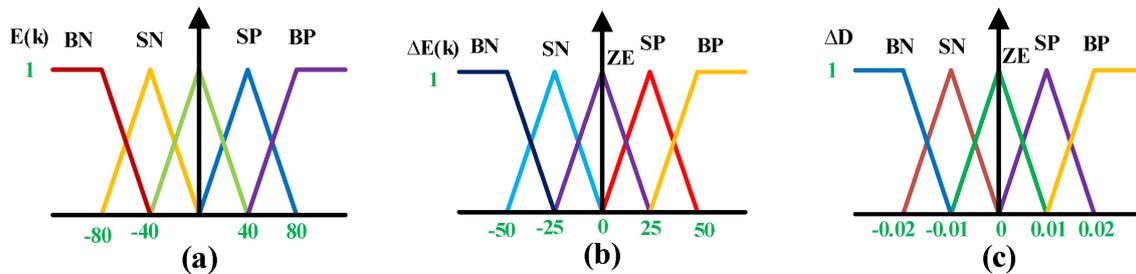


Figura 6. (a) Funciones de membresía de entrada (E), (b) Funciones de membresía de cambio de entrada (ΔE), (c) Funciones de membresía de salida [43].

Tabla 2. Reglas de inferencia [43].

| | | ΔE | | | | |
|-----|------|------------|------|------|------|------|
| | | BN | SN | ZE | SP | BP |
| E | BN | ZE | ZE | ZE | BN | SP |
| | SN | ZE | ZE | SN | SN | SN |
| | ZE | SN | ZE | ZE | ZE | ZE |
| | SP | SP | SP | BP | ZE | ZE |
| | BP | BP | BP | BP | ZE | ZE |

3.2.3.2. Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Las ANN son modelos computacionales inspirados en el cerebro humano que se utilizan para resolver problemas complejos, incluido el seguimiento MPPT en sistemas fotovoltaicos. Estas redes tienen la capacidad de aprender y adaptarse, lo que las convierte en una herramienta poderosa para resolver multitud de problemas.

Las ANN utilizan algoritmos de aprendizaje automático para entrenar las neuronas y ajustar los parámetros del sistema de forma óptima. Estas redes son capaces de capturar las relaciones no lineales entre la potencia generada por el panel fotovoltaico y las variables de entrada, como la radiación solar y la temperatura[64], [65]. La Figura 7 representa un ejemplo de red neuronal que cumpliría ese propósito.

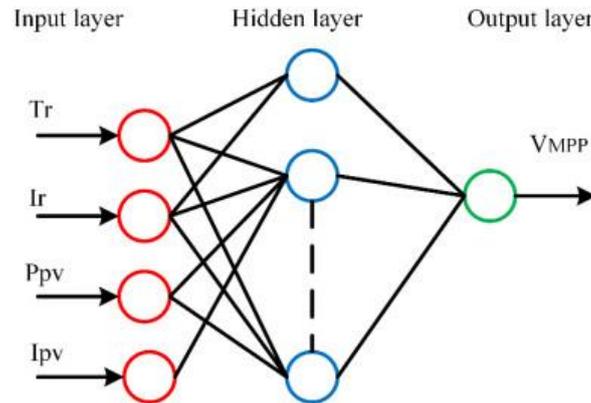


Figura 7. Ejemplo de red neuronal diseñada para MPPT [50].

Al emplear una RNA para el seguimiento del MPPT, se logra una mayor precisión en la determinación del punto de máxima potencia, lo que se traduce en un incremento en la generación de energía eléctrica. Además, las RNA tienen la capacidad de adaptarse a cambios rápidos en las condiciones ambientales y ofrecen una solución flexible y eficiente para maximizar el rendimiento de los paneles solares.

Sin embargo, es importante destacar que el entrenamiento de una RNA requiere de un conjunto adecuado de datos de entrada y salida, así como de un proceso de entrenamiento riguroso. Además, es necesario considerar la complejidad computacional asociada al uso de redes neuronales, lo que puede implicar mayores requerimientos de recursos en términos de tiempo y capacidad de procesamiento [66].

Cuando se trata de MPPT en PV, hay dos enfoques principales. En [54] se propone la siguiente clasificación de las técnicas, basada en la estructura del controlador incorporado en el proceso de MPPT: controladores independientes y controladores híbridos.

En la categoría de controladores independientes, las redes se implementan en una arquitectura independiente, dependiendo únicamente de la red como controlador para el proceso de seguimiento [64], [67], [68].

Por otro lado, los controladores híbridos ofrecen integración y asistencia entre ANN y técnicas de MPPT clásicas o basadas en inteligencia artificial para mejorar el rendimiento. Las técnicas de MPPT clásicas pueden adaptarse con la asistencia o integración de ANN para mejorar el rendimiento [69]–[71]. La forma más común se basa en el uso de una red que actúe como estimador de referencia de voltaje o VRE (*Voltage Reference Estimator* en inglés), mientras que otra estructura actúe como controlador. Generalmente estos VRE basados en ANN ofrecen un rendimiento superior en comparación a técnicas de regresión clásicas [72], [73] a costa de una mayor complejidad.

En [54] se muestran numerosas configuraciones posibles, de controladores tanto independientes como híbridos. Se muestran algunos ejemplos en la Figura 8:

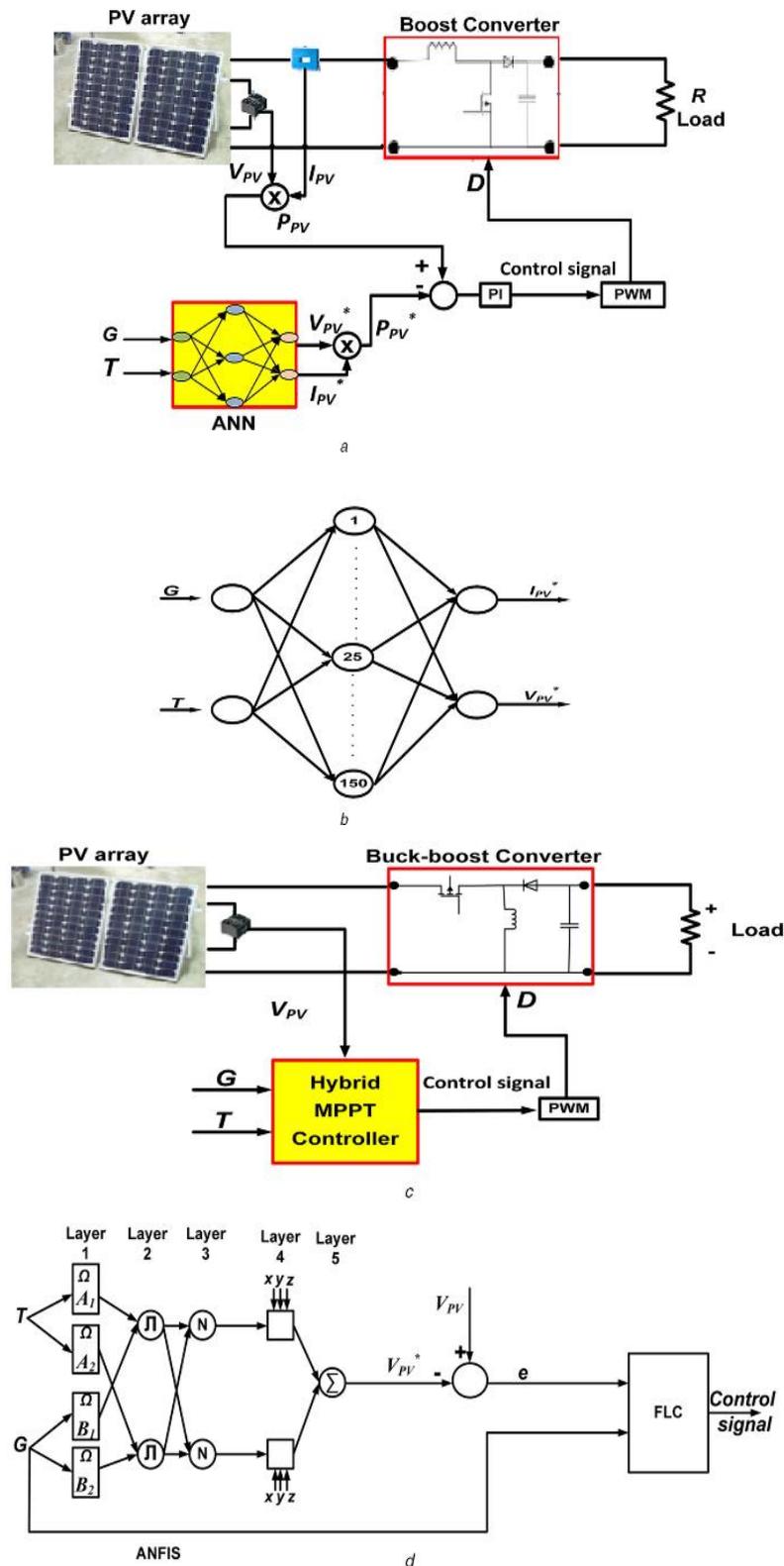


Figura 8. Ejemplos de MPPT usando ANN. Arriba, una configuración de ANN independiente; abajo, una configuración híbrida (ANFIS) [54].

3.2.3.3. Algoritmos Genéticos (GA)

Los algoritmos genéticos son una técnica de optimización inspirada en la evolución biológica. Desde su propuesta por D.E. Golberg en su libro [74], se han propuesto multitud de variaciones y mejoras al algoritmo, pero la base sigue siendo la misma, y el término de “Algoritmos Genéticos” ha pasado a englobar multitud de técnicas diferentes.

Todos ellos utilizan un proceso de selección natural y operadores genéticos, como la reproducción y la mutación, para buscar soluciones óptimas a problemas complejos. Estos algoritmos generan una población de posibles soluciones y las evalúan utilizando una función objetivo. A medida que evolucionan a lo largo de generaciones, las soluciones se mejoran y se acercan cada vez más a la solución óptima [74], [75].

Basándose en el principio natural de Darwin, la mecánica de los algoritmos genéticos elige soluciones potenciales al azar dentro de un espacio de búsqueda [76]. Este método de búsqueda heurística selecciona una generación aleatoria para la creación de una generación posterior, y cada una está asociada a un valor de aptitud [77]. Hay dos operadores principales para este caso, donde el primero es la selección, en la cual se eligen los mejores cromosomas (los peores se descartan) que se propagarán a una generación posterior. El siguiente operador es la reproducción, que elige dos cromosomas de una generación en curso para obtener individuos para una generación futura [78]. El funcionamiento de estos operadores en conjunto se representa gráficamente en la Figura 9:

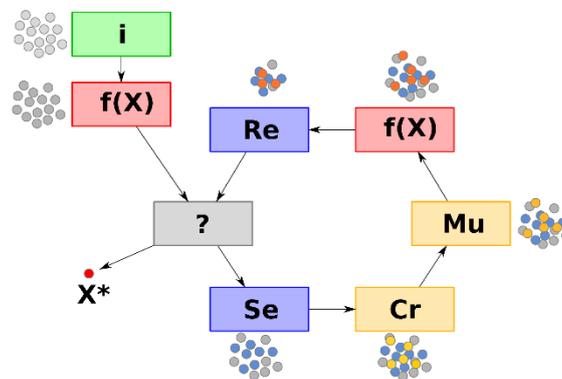


Figura 9. Descripción gráfica del funcionamiento de un Algoritmo Genético. *i*: inicialización, *f(X)*: evaluación, *?*: condición de término, *Se*: selección, *Cr*: cruzamiento, *Mu*: mutación, *Re*: reemplazo, *X**: mejor solución.

La mecánica matemática se describe en las Ecuaciones (5) y (6), donde una función objetivo $f(x)$ tiene restricciones c_j hasta un número total m , como se muestra, y una modificación de esta función se define como $P(x)$ [17]. La constante K penaliza la influencia en la siguiente generación. Como ejemplo, la integral del error absoluto (IAE) puede ser una función objetivo adecuada para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) [79], [80].

$$P(x) = f(x)(1 + K \cdot C) \quad (5)$$

$$C = \sum_{i=1}^m c_j \quad (6)$$

Los algoritmos genéticos son capaces de evitar converger en un punto de máxima potencia local, ya que son algoritmos de optimización global [96]. Esto implica que pueden funcionar bajo condiciones de sombreado parcial [97]. Sin embargo, este algoritmo requiere una enorme cantidad de recursos computacionales debido al cálculo iterativo y restringido [98]. Esto también puede reflejarse en la implementación de hardware, ya que será necesario que la unidad de procesamiento elegida sea capaz de ejecutar algoritmos pesados en tiempo real.

3.2.3.4. Control en Modo Deslizante (SMC)

SMC (*Sliding Mode Control*) pertenece a la categoría de control robusto ya que es capaz de lidiar con incertidumbres en los parámetros, su diseño es simple y tiene convergencia en tiempo finito [17], [81], [82]. Según los autores en [83], se necesitan tres pasos para lograr un diseño adecuado:

1. Selección de una superficie para el movimiento deslizante.
2. Diseño de la ley de control.
3. Garantizar la condición de alcanzar la superficie.

Dado que estos esquemas involucran un error, las explicaciones se basaron en el seguimiento de corriente para lograr el MPPT. El error se define en la Ecuación (4), donde I_{MPP} es la corriente de punto de máxima potencia (MPP, por sus siglas en inglés) e I_{PV} es la corriente de salida del panel fotovoltaico.

$$e = I_{MPP} - I_{PV} \quad (4)$$

La ecuación (5) es la superficie utilizada para la explicación siguiente. Es una superficie proporcional-integral que debe cumplir con la condición de Hurwitz para garantizar que el error tienda a cero cuando el sistema alcanza una superficie de valor nulo [84]. El parámetro λ es un valor de diseño que debe ajustarse durante los experimentos.

$$s = e - \lambda \int e \cdot dt \quad (5)$$

La señal de control de un SMC se compone de un término equivalente u_{eq} y un término de conmutación u_{sw} , que se establecen en la ecuación (6). El primero se logra en base a la condición $\dot{S} = 0$ [17], y el término de conmutación, que garantiza la robustez, se expresa en la ecuación (7).

$$u = u_{eq} + u_{sw} \quad (6)$$

$$u_{sw} = -c \cdot \text{signo}(S) \quad (7)$$

Basándonos en el modelo del convertidor de impulso DC-DC utilizado en investigaciones previas [85], obtener la señal de control equivalente implica que la derivada de la superficie debe ser igual a cero. Por lo tanto, dado que el error se expresó anteriormente en la ecuación (4), y con el uso del sistema (recopilado del trabajo anterior de los autores [86]), el término de control equivalente se logra de la siguiente manera.

$$u_{eq} = \frac{1}{V_{out}} (V_{out} + L \cdot \dot{I}_{MPP} + \lambda \cdot L \cdot e - V_{PV}) \quad (8)$$

En el campo experimental, este método fue probado en sistemas fotovoltaicos por los autores de [87]. En esta investigación, los autores implementaron un SMC en un MPPT distribuido que pertenecía a una red eléctrica. Los resultados mostraron un logro adecuado del MPP con una señal de control correcta para evitar el daño al sistema.

A pesar de las ventajas mencionadas al principio de esta sección, las desventajas del SMC están relacionadas principalmente con la característica de conmutación de este método. El "chattering" es una de las desventajas más conocidas y se debe a que la conmutación es finita en sistemas reales y debido a dinámicas no modeladas [88]. Este efecto no solo aumenta el consumo de energía del sistema, sino que también perjudica los actuadores [89].

3.2.3.5. Control Predictivo (MPC)

El *Model Predictive Control* (MPC) se basa en la predicción de los estados futuros de un sistema utilizando un modelo matemático para calcular la acción de control a aplicar a un sistema [90]. Se selecciona una acción de control óptima al resolver un problema de optimización que busca minimizar un índice de rendimiento y cumplir con las restricciones del sistema. A medida que se avanza en el tiempo, se recalcula el control en función de las mediciones actuales y se repite el proceso de predicción y optimización para adaptarse a las condiciones cambiantes del sistema.

En el contexto del MPPT, el MPC utiliza el modelo del convertidor DC-DC utilizado en el sistema fotovoltaico para predecir el comportamiento del sistema en función de las condiciones ambientales y de carga [90], [91]. A partir de esta predicción, el MPC calcula una señal de control óptima que permite ajustar la tensión o corriente de salida del sistema fotovoltaico para operar en el punto de máxima potencia.

Una de las ventajas del MPC en el MPPT es su capacidad para tener en cuenta las limitaciones y restricciones del sistema, como la tensión máxima permitida o la corriente máxima del convertidor. Además, el MPC es capaz de adaptarse a las variaciones en las condiciones ambientales y de carga, lo que lo hace adecuado para aplicaciones fotovoltaicas en entornos cambiantes.

Sin embargo, es importante destacar que la implementación del MPC para el MPPT en placas fotovoltaicas requiere un modelo matemático preciso del sistema, así como una buena estimación de los parámetros del modelo. Además, el MPC puede ser computacionalmente intensivo debido a la necesidad de realizar cálculos de optimización en tiempo real, lo que puede requerir hardware adecuado y un tiempo de respuesta rápido para garantizar un rendimiento óptimo del control [92].

Los autores de [17] desarrollan un ejemplo donde llevaron a cabo un diseño de un controlador MPC destinado a implementarse en una PV [93], y que más adelante se implementó en un sistema de red PV por los autores de [94]. En este ejemplo, se obtiene un modelo de espacio de estados discreto del convertidor DC-DC *boost* mostrado en la Ecuación (9).

$$\begin{bmatrix} I_{PV}(k+1) \\ V_{out}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -(1-D(k))\frac{T_s}{L} \\ -(1-D(k))\frac{T_s}{C} & 1 - \frac{T_s}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{PV}(k) \\ V_{out}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T_s}{L} \\ 0 \end{bmatrix} V_{PV}(k) \quad (9)$$

El MPC diseñado busca minimizar el error entre el valor de corriente predicho y la referencia deseada. La trayectoria futura de los estados se logra mediante el sistema dinámico establecido, que se controla a través del horizonte de predicción. En este caso, se estableció en un valor de 2. El uso de las Ecuaciones (10) y (11) permite el cálculo de la variable controlada I_L en cada instante de tiempo $t(k+2)$. Por otro lado, se propone una función de coste J , expresada en la Ecuación (12). Para más detalles matemáticos véase [93].

$$I_{PV}(k+n+1) = I_{PV}(k+n) - (1-D(k+n))\frac{T_s}{L}V_{out}(k+n) + \frac{T_s}{L}V_{PV}(k+n) \quad (10)$$

$$V_{out}(k+n+1) = (1-D(k+n))\frac{T_s}{C}I_{PV}(k+n) + \left(1 - \frac{T_s}{RC}\right)V_{out}(k+n) \quad (11)$$

$$J_{s=m}^{n=0,1 \& m=0,1} = \omega_1 * |I_{pv,s=m(k+2)} - I_{MPP}| + \omega_2 * J_{s=n} \quad (12)$$

Este método se implementó en un sistema de red PV por los autores de [94], se contrastó con un control PID y los resultados mostraron un aumento de rendimiento incluso durante la aparición de perturbaciones.

3.2.3.6. Particle Swarm Optimization (PSO)

El algoritmo PSO forma parte de los algoritmos denominados “bioinspirados”, los cuales se inspiran en el comportamiento de los enjambres de aves y otros animales y la forma en que interactúan y se mueven en busca de recursos [95].

En el contexto del MPPT, las partículas en el PSO representan diferentes puntos en la curva de potencia-voltaje (P-V) de un panel solar. Cada partícula tiene una posición y una velocidad en el espacio de búsqueda, que corresponde a un conjunto de valores de corriente y voltaje [96].

El PSO comienza con una población de partículas cuyas posiciones y velocidades iniciales se eligen aleatoriamente dentro de los límites definidos. En cada iteración, cada partícula ajusta su velocidad V_i y posición X_i en función de su mejor posición personal anterior P_{best_i} y la mejor posición global encontrada hasta el momento G_{best} , según las ecuaciones (13) y (14). Estos valores óptimos se determinan en función de la potencia generada por cada partícula en comparación con la potencia máxima encontrada hasta el momento [97].

$$V_i(k + 1) = W \cdot V_i(k) + C_1 \cdot rand_1 * (P_{best_i}(k) - X_i(k)) + C_2 \cdot rand_2 * (G_{best}(k) - X_i(k)) \quad (13)$$

$$X_i(k + 1) = X_i(k) + V_i(k + 1) \quad (14)$$

Dónde C_1 es el componente de aceleración asociado con P_{best} , C_2 es el componente de aceleración asociado con G_{best} . Modificando esos coeficientes se puede ajustar el comportamiento deseado en el algoritmo. Dando más peso al coeficiente C_1 se conseguirá un comportamiento más exploratorio, mientras que dando peso al coeficiente C_2 se explotará más la mejor solución [98]. Finalmente, W es el peso o inercia, $rand_1$ y $rand_2$ son números aleatorios entre 0 y 1. La inclusión de esta aleatoriedad junto con la exploración del espacio de búsqueda permite que el algoritmo PSO converja hacia el punto de máxima potencia y evite quedar atrapado en mínimos locales. Esa exploración del espacio de búsqueda está representada en la Figura 10.

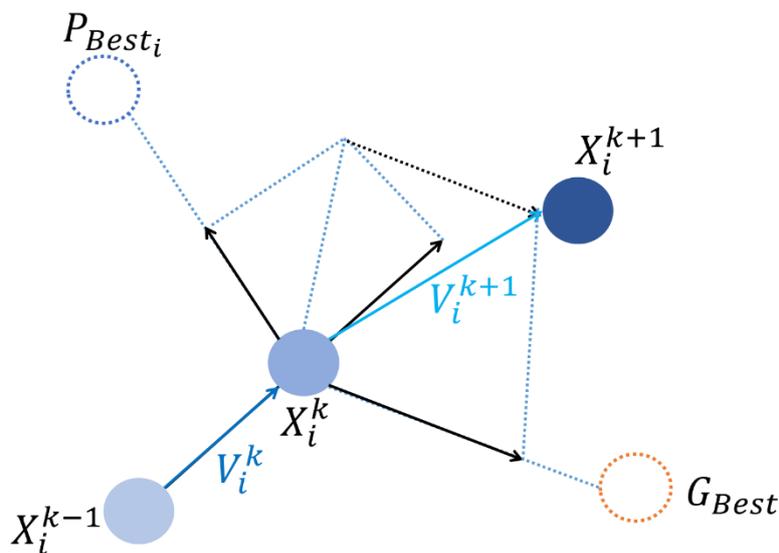


Figura 10. Movimiento de partículas en el espacio de búsqueda del algoritmo PSO [43].

El algoritmo PSO ha demostrado ser eficaz en la optimización del MPPT en sistemas fotovoltaicos. Sus características de búsqueda global, simplicidad de implementación y capacidad para evitar mínimos locales lo hacen atractivo en comparación con otros enfoques [99]. Sin embargo, es importante considerar la selección adecuada de parámetros, como el tamaño de la población, los límites de búsqueda y los coeficientes de aceleración, para garantizar un rendimiento óptimo.

En resumen, el algoritmo PSO es una herramienta eficiente y efectiva para el seguimiento del punto de máxima potencia en placas fotovoltaicas. Su capacidad para encontrar rápidamente el punto óptimo en la curva P-V y su adaptabilidad a diferentes condiciones de operación hacen que sea una opción prometedora para mejorar la eficiencia de los sistemas fotovoltaicos [100].

3.2.3.7. Otros Algoritmos

Aunque no tan populares como los anteriores, existen otros algoritmos inteligentes propuestos para MPPT en paneles solares, muchos de ellos bioinspirados: Grasshopper [101], Gray Wolf [102], Jaya [103], Cat and Mouse [104] etc.

3.2.4 Comparativa de Técnicas

En este subapartado se realiza una comparativa de todas las técnicas arriba mencionadas, recogidas en la Tabla 3:

Tabla 3. Comparativa de técnicas MPPT.

| Tipo de Técnica | Técnica MPPT | Ventajas | Desventajas |
|-----------------|--------------|---|---|
| Mecánica | Mecánica | <ul style="list-style-type: none"> Aumenta drásticamente el rendimiento | <ul style="list-style-type: none"> Alto costo Adecuada para entornos industriales solamente Partes mecánicas involucradas |
| Offline | FOCV & FSCC | <ul style="list-style-type: none"> Fácil de implementar Bajo recurso computacional | <ul style="list-style-type: none"> Sólo para un enfoque lineal Altas imprecisiones debido a las variaciones constantes proporcionales |
| Online | P&O | <ul style="list-style-type: none"> Uno de los algoritmos más utilizados para MPPT por su simplicidad | <ul style="list-style-type: none"> Oscilaciones cuando se alcanza el MPP Dificultades para alcanzar el MPP cuando las condiciones climáticas son inestables |
| | INC | <ul style="list-style-type: none"> Mayor precisión que P&O | <ul style="list-style-type: none"> Compromiso entre la dinámica del sistema y la precisión de estado estacionario |
| | INR | <ul style="list-style-type: none"> Opera según la carga actual | <ul style="list-style-type: none"> El cambio de referencia induce dificultades para obtener el factor de escala adecuado |
| Inteligente | FL | <ul style="list-style-type: none"> No hay necesidad de un modelo matemático Ajustado basado en el conocimiento humano del sistema. | <ul style="list-style-type: none"> Altos recursos computacionales cuando aumenta el número de funciones de membresía |
| | ANN | <ul style="list-style-type: none"> Capacidad para hacer frente a condiciones climáticas inestables Útiles en combinación con otras técnicas MPPT | <ul style="list-style-type: none"> Necesidad de grandes cantidades de datos para su entrenamiento. |
| | PSO | <ul style="list-style-type: none"> Simple para resolver problemas complejos de optimización Alta velocidad de Convergencia Evita el riesgo de caer un MPP local | <ul style="list-style-type: none"> Implementación compleja en hardware El tiempo de convergencia depende de la calidad de los sensores. |
| | GA | <ul style="list-style-type: none"> Evita el riesgo de caer un MPP local | <ul style="list-style-type: none"> Mayor complejidad y costo computacional que PSO para la implementación de hardware |
| | SMC | <ul style="list-style-type: none"> Bien conocido por su robustez Capacidad para hacer frente a la incertidumbre de los parámetros Convergencia en el tiempo finito | <ul style="list-style-type: none"> Fenómeno de "chatter" inevitable |
| | MPC | <ul style="list-style-type: none"> Control robusto cuando hay incertidumbres Método intuitivo | <ul style="list-style-type: none"> Muy sensible a los parámetros de predicción, especialmente para su implementación en hardware |

Considerando la diversidad de propuestas y sus respectivas ventajas y desventajas, se evidencia que la problemática en cuestión no está completamente resuelta, ya que ninguna solución sobresale en todas las circunstancias. No obstante, las soluciones basadas en técnicas inteligentes presentan un mayor potencial de mejora debido a su relativa novedad, así como a su inherente complejidad y costo, los cuales tienden a disminuir con el tiempo. Por estas razones, se ha seleccionado uno de los enfoques inteligentes más prometedores para su estudio y evaluación en este trabajo: el algoritmo PSO.

3.3. Algoritmos PSO alternativos

En este apartado se describen las diferentes modificaciones y adaptaciones recogidas en la literatura dedicadas a mejorar el rendimiento del algoritmo PSO en MPPT de sistemas Fotovoltaicos.

3.3.1. PSO Base

Propuesto por Kennedy y Eberhart en 1995 [105], este algoritmo es apto para resolver multitud de problemas de optimización, incluido el que ocupa este trabajo. En el algoritmo original, se define un espacio de búsqueda que abarque todas las soluciones posibles, y una población de partículas representando posibles soluciones. Esas posibles soluciones son comprobadas en la función a optimizar e, iteración a iteración, van convergiendo hasta la mejor solución.

El algoritmo funciona de la siguiente manera: se comienza con una población de partículas cuyas posiciones y velocidades iniciales se eligen aleatoriamente dentro de los límites definidos. En cada iteración, cada partícula ajusta su velocidad V_i y posición X_i en función de su mejor posición personal anterior P_{best_i} y la mejor posición global encontrada hasta el momento G_{best} , según las ecuaciones (13) y (14). Estos valores óptimos se determinan en función de la potencia generada por cada partícula en comparación con la potencia máxima encontrada hasta el momento [97].

$$V_i(k+1) = W \cdot V_i(k) + C_1 \cdot rand_1 \cdot (P_{best_i}(k) - X_i(k)) + C_2 \cdot rand_2 \cdot (G_{best}(k) - X_i(k)) \quad (13)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (14)$$

Dónde C_1 es el componente de aceleración asociado con P_{best} , C_2 es el componente de aceleración asociado con G_{best} . Modificando esos coeficientes se puede ajustar el comportamiento deseado en el algoritmo. Dando más peso al coeficiente C_1 se conseguirá un comportamiento más exploratorio, mientras que dando peso al coeficiente C_2 se explotará más la mejor solución [98]. Finalmente, W es el peso o inercia, $rand_1$ y $rand_2$ son números aleatorios entre 0 y 1. La inclusión de esta aleatoriedad junto con la exploración del espacio de búsqueda permite que el algoritmo PSO converja hacia máximo global y evite quedar atrapado en máximos locales.

En el contexto del MPPT, las partículas en el PSO representan diferentes puntos en la curva de potencia-voltaje (P-V) de un panel solar, como se muestra en la Figura 11:

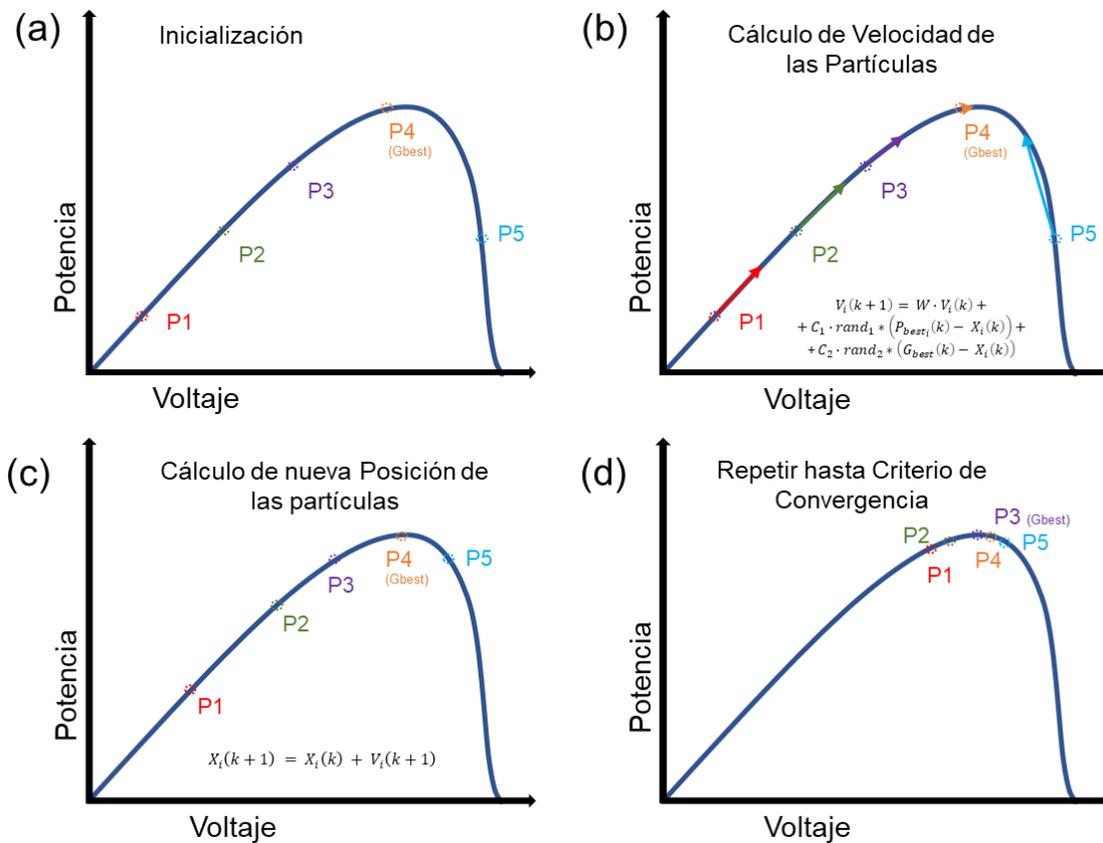


Figura 11. Representación del movimiento de las partículas durante la ejecución del algoritmo PSO: (a) Inicialización de las partículas, (b) Cálculo de las velocidades V_i de las partículas, (c) Cálculo de las nuevas posiciones X_i de las partículas, (d) posición de las partículas al darse el criterio de convergencia.

Cada partícula tiene una posición y una velocidad en el espacio de búsqueda, que corresponde a un conjunto de valores de corriente y voltaje [96]. Por otro lado, la función a optimizar no es una función matemática, sino que en cada iteración se aplica la solución propuesta por una partícula (es decir, un punto en la curva P-V) y se determina la potencia extraída. Su funcionamiento se representa en la Figura 12 como un diagrama de flujo:

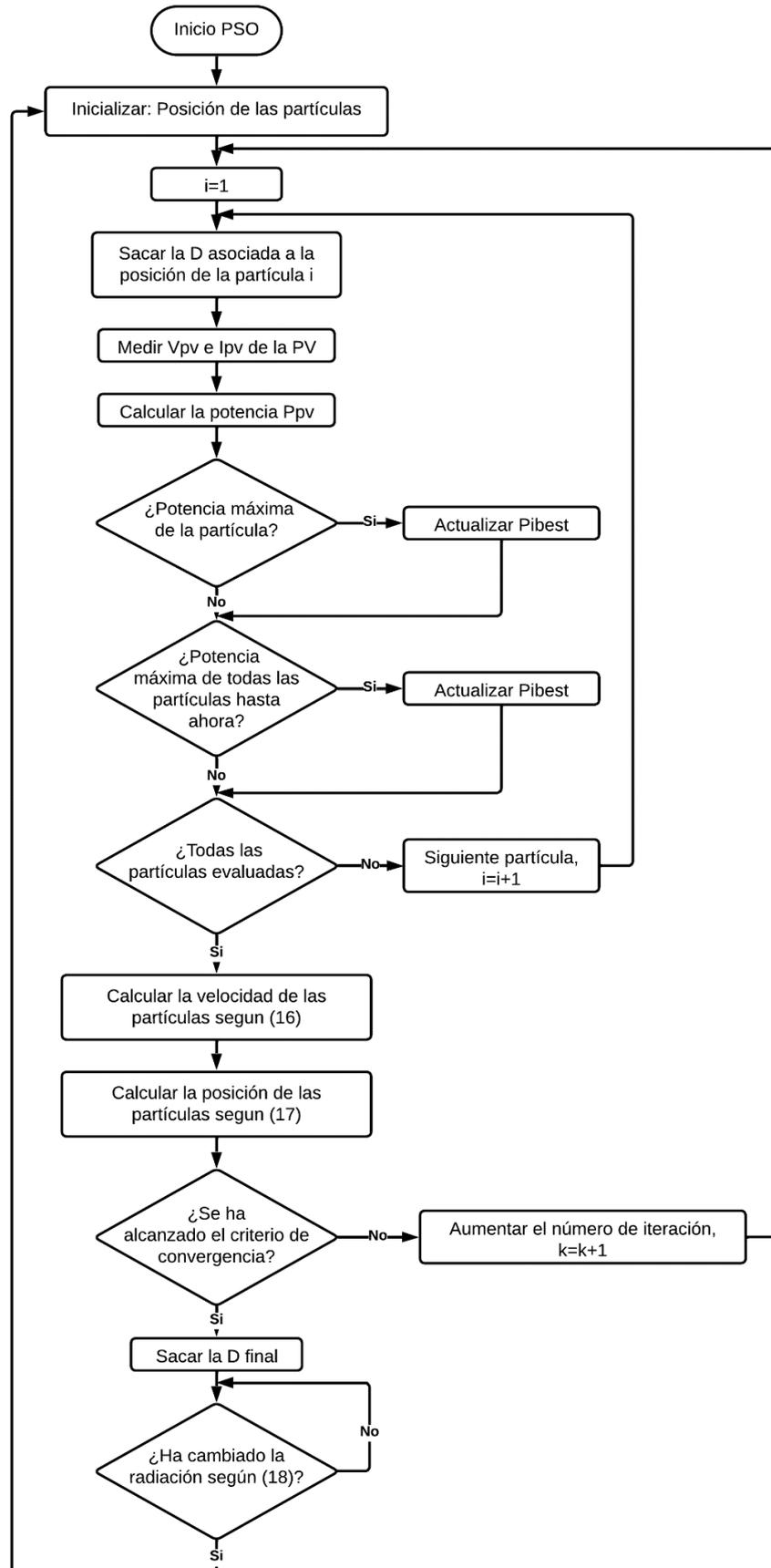


Figura 12. Diagrama de flujo del funcionamiento del PSO Base.

Este sirve como punto de partida para el resto de propuestas, las cuales tienen como objetivo solventar alguno de los inconvenientes principales que presenta el algoritmo base. Principalmente:

- Tiempo de convergencia: La inicialización en todo el espacio de búsqueda asegura que se encuentre la solución óptima, pero implica que las partículas van a tener que pasar por un número mayor de iteraciones para converger en una solución.
- Cambios bruscos en transitorios: Mientras el algoritmo está buscando la solución, aparecen cambios bruscos en la referencia, especialmente las primeras iteraciones.
- Falta de actuación en el estado estacionario: Una vez alcanzado el MPPT, la consigna no puede cambiar sin volver a ejecutar una nueva búsqueda completa, por lo que no es eficaz ante pequeños cambios del MPPT.

3.3.2. PSO con Ventana de Inicialización

Cuando se inicia el algoritmo PSO convencional, es necesario realizar una inicialización de partículas en todo el rango de voltaje de operación. Sin embargo, cuando se produce un ligero cambio en la intensidad de la radiación que conduce a un cambio en el punto de máxima potencia global, el algoritmo no es capaz de explorar un nuevo punto de máxima potencia global, sino que debe reiniciarse para realizar la inicialización de partículas en todo el rango de operación. Esto resulta tiempos de convergencia altos y una fluctuación de potencia considerable con su consiguiente pérdida de energía.

3.3.2.1. Idea Principal

Para abordar este problema, los autores de [106] proponen la siguiente solución: Reducir el rango de búsqueda de voltaje del algoritmo de MPPT basado en enjambres de partículas, para así minimizar la fluctuación de potencia y aprovechar las restricciones de ventana de voltaje. El enfoque principal de esta variante de PSO consiste en utilizar la información de potencia del punto inicial o del punto de operación anterior, y establecer una ventana de voltaje más pequeña para operar el algoritmo de búsqueda, lo que permite lograr una mayor tasa de convergencia, una menor fluctuación de potencia y una menor pérdida de energía.

3.3.2.2. Determinar la Ventana de Voltaje

Para construir la ventana de voltaje, lo primero es definir el Triángulo de Operación de Potencia (POT, por sus siglas en inglés) de la curva característica fotovoltaica, como se muestra en la Figura 13. Tomando como ejemplo la curva característica de un único máximo: primero, trazamos la curva característica de la PV en condiciones estándar ($S=1000\text{W}/\text{m}^2$, $T=25^\circ\text{C}$) y construimos una línea vertical en la abscisa a la del voltaje de circuito abierto, es decir, la línea V_{oc} en

la figura. Luego, trazamos una línea tangente en el punto O de la curva característica en condiciones estándar, de acuerdo con la expresión matemática (15), donde la pendiente de la línea tangente representa la corriente de cortocircuito I_{sc} en las condiciones estándar establecidas. Esta línea tangente interseca con la línea V_{oc} y forma un triángulo rectángulo, al cual llamaremos triángulo de potencia. Debido a que el triángulo se traza en condiciones estándar, todas las curvas características en la realidad, incluyendo curvas características con múltiples picos, están rodeadas por este triángulo.

$$\tan \theta = \lim_{V \rightarrow 0} \frac{dP}{dV} = I_{sc} \quad (15)$$

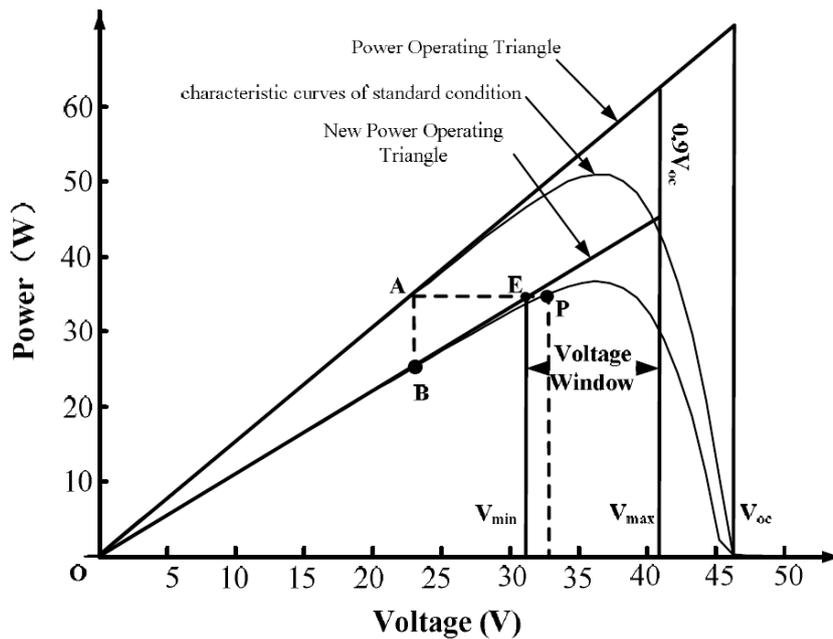


Figura 13. Triángulo de Operación de Potencia y Ventana de Voltaje [106].

La ventana de voltaje se define como $[V_{min}, V_{max}]$, estableciendo los límites superiores e inferiores del rango de voltaje que se escanea alrededor del MPP global. En cuanto a la ventana de voltaje, lo principal es establecer los límites superiores V_{max} y los límites inferiores V_{min} . Al determinar los límites superiores, generalmente se establece $V_{max} = 0.9V_{oc}$. El método de ajuste de V_{min} es el siguiente: tomando como referencia una curva característica en condiciones aleatorias, lo primero es establecer un punto de operación inicial P . El principio de ajuste consiste en ubicar P en la posición donde el MPP aparece con mayor probabilidad, por lo tanto, en experimentos y simulaciones, P se establece en 0.8 veces el voltaje de circuito abierto. La línea de "equipotencia" PA de este punto de operación tiene un punto de intersección A , que corresponde con el punto de operación B en la curva de potencia, con el lado inclinado OA del triángulo de potencia. En segundo lugar, moviendo el punto de operación de la curva característica B , trazamos la línea de conexión OB , cuyo valor de pendiente refleja el valor de corriente del punto B . Esta línea de conexión tiene un punto de

intersección E con la línea de equipotencia PA del punto de operación inicial. El valor de voltaje de E se puede utilizar como límite inferior V_{min} . En [106] se demuestra que el MPP global en cualquier condición se encuentra dentro de esta ventana de voltaje. A continuación, se demuestra con una curva característica de tres picos, para demostrar su correcto funcionamiento ante cualquier situación.

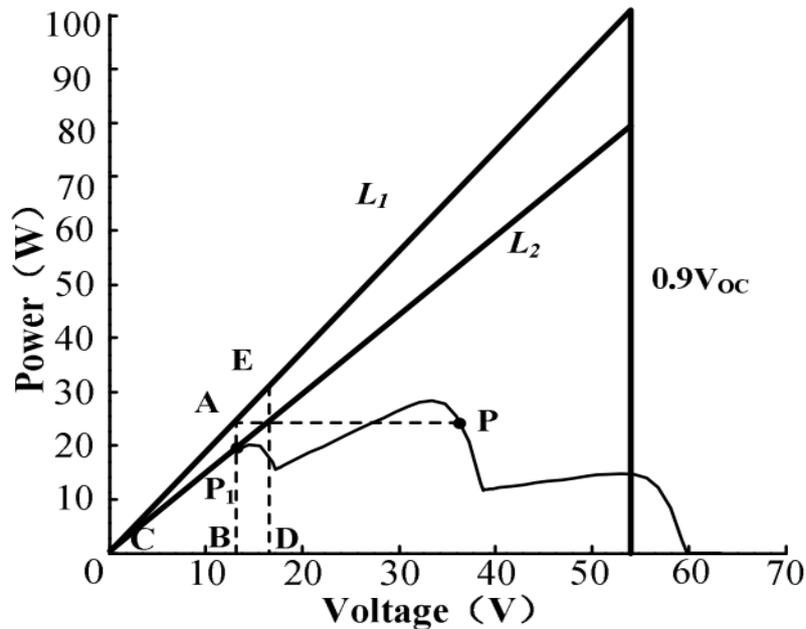


Figura 14. Prueba de la ventana de voltaje en una curva con varios mínimos locales [106].

Como se muestra en la Figura 14, L_1 representa la línea de corriente de cortocircuito de la PV en condiciones estándar. Para una curva característica de tres picos, primero se define un punto de operación P , la línea de equipotencia PA se interseca con L_1 y se determina la ubicación de P_1 . La relación geométrica de la Figura 14 indica que ΔABC está debajo de la línea de equipotencia AP . Es evidente que dentro de ΔABC no hay ningún punto de operación con un valor de potencia mayor que P , por lo tanto, el punto de máxima potencia global se encuentra en el lado derecho del segmento de línea AB . En segundo lugar, conectamos CP_1 y se extiende para obtener la línea L_2 , la intersección de L_2 con AP determina el Límite Inferior de Voltaje de la ventana de voltaje. Debido a que los valores de voltaje y corriente de la PV tienen una correspondencia uno a uno, la línea L_2 (cuya pendiente representa el valor de corriente de P_2) tiene solo un punto de intersección con la curva característica P-V, que es el punto P . Por esta razón, las curvas características P-V en el lado derecho de P_1 están por debajo de la línea L_2 , como se puede observar claramente en la figura, dentro de ΔECD no hay ningún punto de operación con un valor de potencia mayor que P , por lo tanto, el punto de máxima potencia global debe encontrarse dentro de la ventana de voltaje con límites inferiores definidos por la línea ED .

3.3.3. PSO Evolutivo

Una de las conclusiones a las que se llega al analizar las dinámicas transitorias del algoritmo PSO es que cuando se emplea el algoritmo con un tamaño de población fijo y una distribución uniforme para MPPT en sistemas fotovoltaicos, muy pocas partículas identifican el óptimo global en etapas tempranas de exploración, y el tiempo de convergencia se incrementa principalmente debido al arrastre de partículas menos prometedoras hacia los óptimos globales. Con esto en mente, en este trabajo se propone la nueva propuesta del PSO Evolutivo, basada en los algoritmos con el mismo nombre, para solventar este problema.

3.3.3.1. Idea Principal

La modificación consiste en ejecutar el algoritmo PSO con un tamaño de población fijo durante unas pocas iteraciones y eliminar posteriormente las partículas menos aptas de la población, tal y como se haría en un algoritmo de carácter evolutivo. Dado que la exploración del espacio de soluciones se realiza con todas las partículas, no se pierde la diversidad de búsqueda, lo que permite mantener la capacidad de búsqueda global del PSO. Al mismo tiempo, la eliminación de partículas inferiores de la población conduce a una convergencia más rápida y a una reducción de la variación de potencia fotovoltaica durante el seguimiento.

3.3.3.2. Eliminación de partículas

En el caso propuesto, en el PSO modificado, el algoritmo se ejecuta con todas las partículas durante un número finito de iteraciones, y luego se eliminan una tras otra las partículas con el valor de función objetivo más bajo, manteniendo al final un tamaño mínimo de población de dos.

En cuanto al movimiento de las partículas en el PSO modificado, representado en la Figura 15, se observa que, durante las primeras etapas de búsqueda, todas las partículas exploran exhaustivamente el espacio de soluciones en busca de mejores soluciones. Después de un número determinado de iteraciones, se elimina de forma selectiva la partícula menos apta, lo que reduce el tamaño de la población y enfoca la búsqueda en las regiones más prometedoras del espacio de soluciones. Esta estrategia de eliminación selectiva de partículas se repite hasta que el tamaño de la población se reduce a dos, lo que permite una convergencia más rápida hacia el punto de máxima potencia.

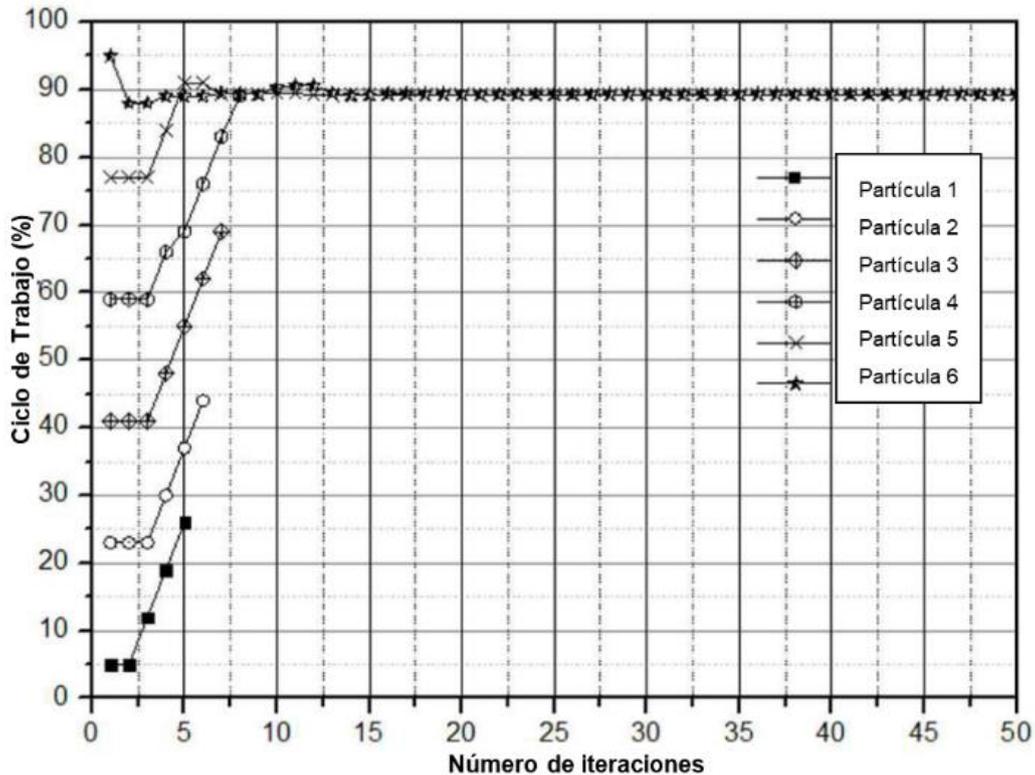


Figura 15. Dinámica del PSO Evolutivo.

Los resultados muestran que esta modificación del PSO logra reducir significativamente el tiempo de convergencia en comparación con el enfoque convencional de tamaño de población fijo, lo que se traduce en un mejor rendimiento en términos de seguimiento del punto de máxima potencia en sistemas fotovoltaicos afectados por sombreado.

3.3.4. PSO híbrido (PSO+P&O)

En el ámbito de la optimización mediante algoritmos genéticos y evolutivos, la principal diferencia entre de los algoritmos de optimización local y globales radica en que los primeros te aseguran haber alcanzado el máximo de la cresta en la que se encuentran, no así si están en el máximo global, mientras que los segundos te acercan a la cresta del máximo global, pero no te aseguran alcanzarlo. Es por estos motivos que algoritmos de estos dos tipos son combinados a menudo en tareas de optimización, para que el algoritmo de optimización global ubique la cresta donde se haya el máximo global, y que el algoritmo de optimización local alcance el máximo global partiendo desde el punto indicado por este, tal y como se muestra en la Figura 16. A este tipo de combinación se le conoce como algoritmos híbridos.

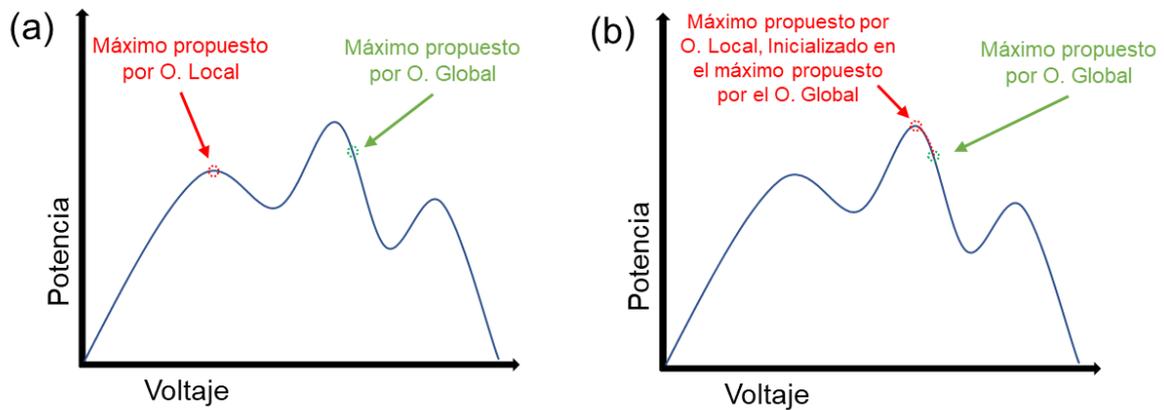


Figura 16. Ejemplo de posibles resultados al utilizar algoritmos de Optimización Globales y Locales: (a) Ejecución de los algoritmos por separado, no se haya el máximo global en ningún caso. (b) Ejecución del algoritmo Local Tras el algoritmo Global, se haya el máximo global.

3.3.4.1. Idea Principal

Consiste en aplicar lo arriba comentado al ámbito de MPPT en sistemas fotovoltaicos, es decir, que el algoritmo PSO (optimizador global) se aproxime al punto de máxima potencia evitando los máximos locales, y que partiendo de ese punto un algoritmo P&O localice el máximo global [107].

Además, existe un segundo beneficio al aplicar este método, ya que cuando el algoritmo haya convergido y se encuentre en el estado estacionario, si se presentase una perturbación ligera en la radiación que incide en la PV, en lugar de reiniciarse por completo el algoritmo P&O podría corregir esa desviación del punto máximo de potencia.

3.3.4.2. Cambio entre algoritmos

La implementación puede hacerse de diversas maneras, pero la base radica en que primero actúe el algoritmo PSO, y cuando converja, se aplique el algoritmo P&O para afinar la solución. Cabe destacar que en este caso conviene utilizar un P&O con un cambio de referencia muy pequeño, ya que el PSO se habrá acercado notablemente al MPP y grandes fluctuaciones podrían hacer que se desvíe, además de introducir un estado estacionario oscilante propio del algoritmo P&O no deseados. De la misma manera, se podría mejorar el tiempo de convergencia si el criterio de convergencia del PSO fuese más laxo, ya que el algoritmo de optimización local se ocupa de afinar la solución.

CAPITULO 4
METODOLOGÍA

4. METODOLOGÍA

Este capítulo contiene la planificación, control y gestión del trabajo que recoge esta memoria, así como una descripción de los procedimientos y equipos utilizados durante el desarrollo del mismo.

4.1. Tareas

La Tabla 4 define las tareas planificadas y realizadas durante el desarrollo del proyecto y su duración aproximada.

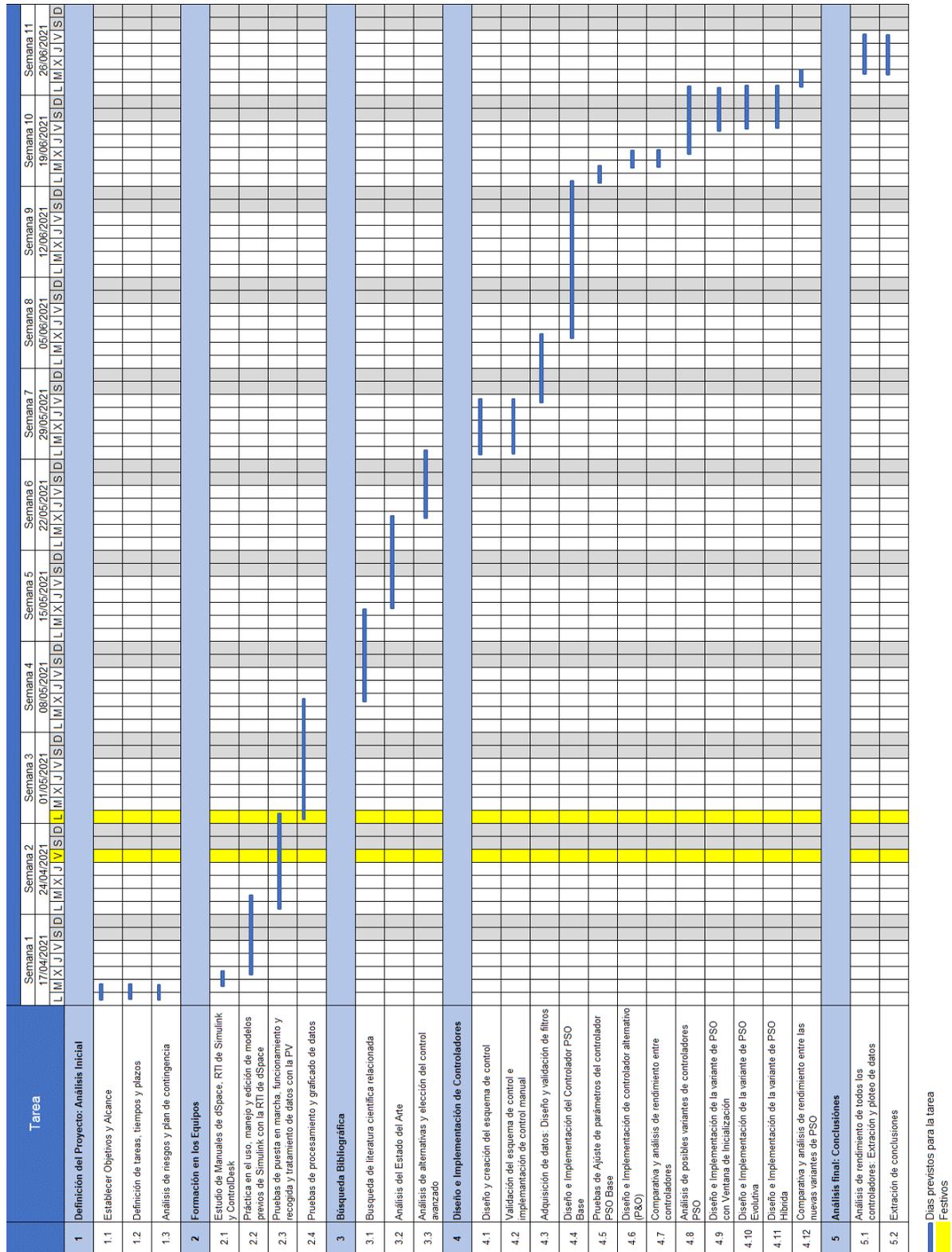
Tabla 4. Tareas del proyecto.

| # | TAREA | Nº Horas |
|--------------|--|------------|
| 1 | Definición del Proyecto: Análisis Inicial | 10 |
| 1.1 | Establecer Objetivos y Alcance | 2 |
| 1.2 | Definición de tareas, tiempos y plazos | 4 |
| 1.3 | Análisis de riesgos y plan de contingencia | 4 |
| 2 | Formación en los Equipos | 128 |
| 2.1 | Estudio de Manuales de dSpace, RTI de Simulink y ControlDesk | 8 |
| 2.2 | Práctica en el manejo y edición de modelos previos con la RTI | 30 |
| 2.3 | Pruebas de arranque, funcionamiento y recogida de datos con la PV | 40 |
| 2.4 | Pruebas de procesamiento y graficado de datos | 50 |
| 3 | Búsqueda Bibliográfica | 100 |
| 3.1 | Búsqueda de literatura científica relacionada | 40 |
| 3.2 | Análisis del Estado del Arte | 40 |
| 3.3 | Análisis de alternativas y elección del control avanzado | 20 |
| 4 | Diseño e Implementación de Controladores | 236 |
| 4.1 | Diseño, implementación y validación del esquema de control | 32 |
| 4.2 | Adquisición de datos: Diseño y validación de filtros | 32 |
| 4.3 | Diseño e Implementación del Controlador PSO Base | 60 |
| 4.4 | Pruebas de Ajuste de parámetros del controlador PSO Base | 16 |
| 4.5 | Diseño e Implementación de controlador alternativo (P&O) | 3 |
| 4.6 | Comparativa y análisis de rendimiento entre controladores | 5 |
| 4.7 | Análisis de posibles variantes de controladores PSO | 24 |
| 4.8 | Diseño e Implementación de la variante de PSO con Ventana | 8 |
| 4.9 | Diseño e Implementación de la variante de PSO Evolutiva | 8 |
| 4.10 | Diseño e Implementación de la variante de PSO Híbrida | 8 |
| 4.11 | Comparativa y análisis de rendimiento entre las nuevas variantes | 40 |
| 5 | Análisis final: Conclusiones | 46 |
| 5.1 | Análisis de rendimiento de controladores: Extracción y ploteo de datos | 40 |
| 5.2 | Extracción de conclusiones | 6 |
| TOTAL | | 520 |

4.2. Diagrama de Gantt

En este apartado se muestra el diagrama de Gantt (Tabla 5) que muestra el reparto de tiempo entre las tareas:

Tabla 5. Diagrama de Gantt.



4.3. Gestión de Riesgos

Al definir la planificación del proyecto con el fin de prevenir diferentes complicaciones durante el proyecto se ha realizado un análisis de riesgos y se ha preparado un plan de contingencia para aquellos que se consideren demasiado graves para ser asumidos.

4.3.1. Análisis de Riesgos

En la Tabla 6 se han recogido y clasificado los riesgos identificados. Se les ha asignado una puntuación del 1 al 5, según su probabilidad de ocurrencia e impacto en el proyecto. La evaluación del riesgo que suponen es el resultado de la multiplicación de ambos valores, y se clasifican de la siguiente manera: Bajo, del 1 al 5; medio, de 6 a 14 y, por último; alto, de 15 a 25.

Tabla 6. Análisis de riesgos.

| | Probabilidad (P) | Impacto (I) | Riesgo (P x I) | Comentarios | Acciones | Estado |
|---|------------------|-------------|----------------|--|---|-------------------|
| La idea original para un controlador novedoso (por medio de PSO) es irrealizable, o ha sido desechada por otros investigadores | 2 | 5 | 10 | Aunque improbable, conllevaría una reestructuración del proyecto integral. | Realizar un estudio del Estado del Arte para descartar la posibilidad. | Descartado |
| La implementación de los controladores propuestos resulta demasiado compleja para llevarla a cabo, alargando el proyecto o forzando a empezarlo de nuevo. | 2 | 4 | 8 | Existe un tiempo límite para finalizar el proyecto. | *Buscar implementaciones similares y estudiar su complejidad. *Definir un alcance del proyecto en consecuencia | Descartado |
| Los equipos utilizados operan en niveles de media tensión, con una potencia a tener en cuenta que puede causar accidentes o lesiones a personas. | 2 | 5 | 10 | La probabilidad de que ocurra algún tipo de descarga eléctrica o quemadura por contacto con los equipos es baja, pero el impacto puede ser considerable. | *Instalación de un interruptor automático magnetotérmico para evitar cortocircuitos. *Cubrir con cinta aislante todas las conexiones. *Aislar las superficies calientes (disipadores y resistencias) del alcance de personas. | Resuelto |
| Los resultados obtenidos no son satisfactorios, o no mejoran los existentes. | 2 | 5 | 10 | Los controladores están estudiados en la literatura, y existen diversos artículos con prometedores resultados en simulación y experimentos. | *Estudiar otros tipos de control avanzado para comparar resultados, | No es un Problema |
| El proyecto se retrasa de manera indefinida por la avería de alguno de los equipos | 1 | 5 | 5 | Los equipos son de carácter robusto y están diseñados para operar en entornos industriales. | *Buscar alternativas para finalizar el trabajo mediante simulaciones. | No confirmado |
| El proyecto se retrasa de manera indefinida por indisposición del personal implicado. | 1 | 5 | 5 | El desarrollo del proyecto depende de una sola persona. | *En este caso, sería admisible una prórroga del proyecto. | No confirmado |

4.3.2. Plan de Contingencia

Viendo los resultados de los riesgos analizados, se ha decidido que solamente se realizará un plan de contingencia para aquellos que hayan obtenido una puntuación de 10 o superior. Los que no hayan alcanzado esa puntuación, simplemente se asumirán. Por ello, se han definido los planes de contingencia con los siguientes 3 riesgos:

- **Riesgo 1** → La idea original es irrealizable, o ha sido desechada por otros investigadores.

- **Descripción:** La idea original para un controlador novedoso (por medio de PSO) se ha basado en un algoritmo diseñado para optimización de

sistemas no-lineales, no para control. Este algoritmo ha resultado aplicable en control en otras áreas, pero puede que en esta no sea viable.

- Plan de acción: Mediante el estudio del Estado del Arte que se va a realizar en el ámbito de control avanzado en MPPT para sistemas fotovoltaicos se confirmará o descartará esta posibilidad.
- Estado durante el desarrollo del proyecto: Este riesgo no se ha manifestado durante el desarrollo del proyecto, ya que existe literatura al respecto y el diseño, la implementación, la validación y los resultados ha sido satisfactorios.

- **Riesgo 2** → Los equipos utilizados operan en niveles de media tensión, con una potencia a tener en cuenta que puede causar accidentes o lesiones a personas.

- Descripción: Aunque la probabilidad de que ocurra algún tipo de descarga eléctrica o quemadura por contacto con los equipos sea baja, el impacto puede ser considerable. Sería recomendable tomar las precauciones necesarias.
- Plan de acción: Se ha realizado la instalación de un interruptor automático magnetotérmico para evitar el riesgo de cortocircuitos. Asimismo, se han cubierto con cinta aislante todas las conexiones eléctricas expuestas, y se han recogido y fijado cables para que no queden sueltos, evitando enganchones. También se han aislado y alejado las superficies calientes (disipadores y resistencias) del alcance de personas, para evitar quemaduras por contacto.
- Estado durante el desarrollo del proyecto: Las precauciones arriba indicadas han sido tomadas, y no ha ocurrido ningún tipo de suceso relacionado con el riesgo estudiado.

- **Riesgo 3** → Los resultados obtenidos no son satisfactorios, o no mejoran los existentes.

- Descripción: Los controladores están estudiados en la literatura, y existen diversos artículos con prometedores resultados en simulación y experimentos.
- Plan de acción: Durante el análisis del Estado del Arte, se han estudiado otros controles avanzados que podrían resultar en alternativas atractivas.
- Estado durante el desarrollo del proyecto: Este riesgo no se ha manifestado durante el desarrollo del proyecto, y el diseño, la implementación, la validación y los resultados ha sido satisfactorios.

4.4. Descripción del Hardware y Equipos utilizados

La Figura 17 muestra el flujo de trabajo del hardware utilizado en los experimentos. El panel fotovoltaico utilizado fue un *PEIMAR SG340P*, cuyos módulos fueron fabricados a partir de silicio policristalino, lo que representa una versatilidad y eficiencia adecuadas. Estos paneles se utilizan con frecuencia en instalaciones comerciales, residenciales e industriales. Debido a que el diseño estructural se centra en la ligereza y la robustez, presenta una alta rigidez y una instalación factible. Información técnica adicional sobre este dispositivo se detalla en la Tabla 7.

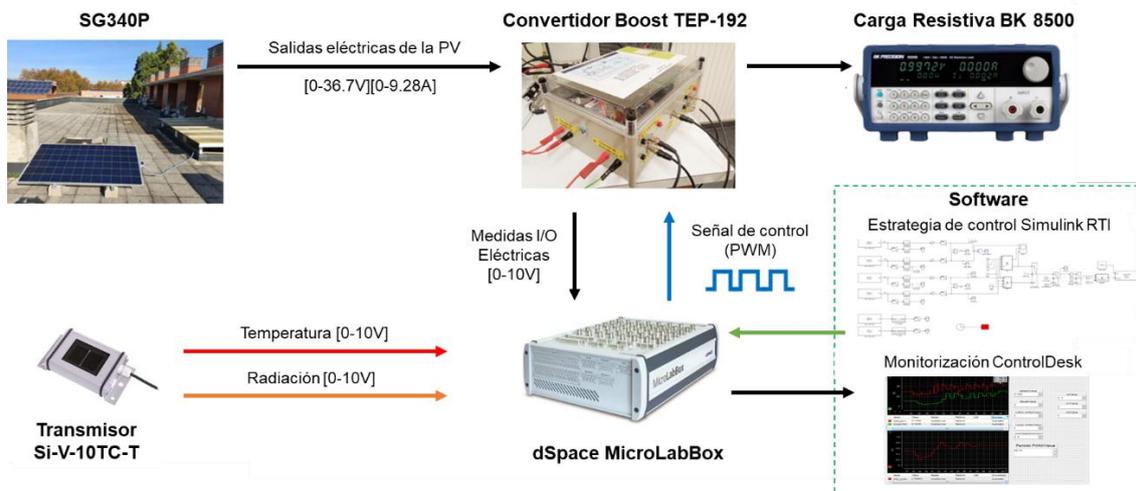


Figura 17. Diagrama de flujo de trabajo software-hardware

Tabla 7. Características de la Peimar SG340P

| Propiedades | Valores | Unidades |
|--|---------|----------|
| Dimensiones | 156x156 | mm |
| Potencia Máxima | 340 | W |
| Tensión de circuito abierto [I_{oc}] | 45.2 | V |
| Tensión en potencia máxima | 36.7 | V |
| Corriente en potencia máxima | 9.28 | A |
| Numero de celdas en serie | 6 | - |
| Numero de celdas en paralelo | 12 | - |
| Corriente de cortocircuito [I_{sc}] | 9.9 | A |

La temperatura y la radiación se han medido con un sensor externo de silicio del fabricante *Ingenieurbüro Si-V-10TC-T*, que es confiable para el monitoreo de variables fotovoltaicas. Este módulo está formado por una célula solar de silicio monocristalino que está conectada a un derivador. También es capaz de corregir las mediciones debido a un compensador activo de temperatura, que funciona a

través de un sensor laminado en la superficie posterior del módulo. Como resultado de esta acción, proporciona información adicional sobre la temperatura. Ambas señales medidas se transmiten como variaciones de voltaje en el rango de 0-10 V. Se proporcionan más detalles en la Tabla 8.

Tabla 8. Especificaciones del sensor *Ingenieurbüro Si-V-10TC-T*.

| Propiedades | Valores | Unidades |
|--------------------------------|----------|------------------|
| Alimentación | 12 a 28 | VDC |
| Rango de medida de Radiación | 0 a 1500 | W/m ² |
| Rango de medida de Temperatura | -40 a 90 | °C |

En cuanto al convertidor elevador, se ha implementado un *TEP-192* producido por el grupo de investigación de la Universidad de Huelva. Este dispositivo tiene una entrada de conmutación PWM de 20 kHz para el proceso de control y funciona con señales de entrada/salida de 0-10 V. El módulo cuenta con dos diodos *Schottky MURF1560 GT*, dos capacitancias *TK* (1500 μ F y 3000 μ F), seis inductancias *PVC2-564-08* y un *IGBT HGT40N60B3*. Las lecturas de voltaje y corriente se proporcionan en señales de 0 a 10 V. Se describen datos técnicos adicionales sobre este convertidor en la Tabla 9.

Tabla 9. Características de la *TEP-192*.

| Propiedades | Valores | Unidades |
|-----------------------------|---------|----------|
| Frecuencia de conmutación | 20 | kHz |
| Tensión máxima de entrada | 60 | V |
| Corriente máxima de entrada | 30 | A |
| Tensión máxima de salida | 250 | V |
| Corriente máxima de salida | 30 | A |

Para cerrar el circuito eléctrico, se utilizó un modelo 8500B de *BK Precision*, ya que se trata de una carga programable de corriente continua con amplia flexibilidad y adecuada para probar y evaluar fuentes de alimentación de corriente continua como convertidores de impulso de corriente continua, baterías, cargadores y especialmente paneles fotovoltaicos. Esta resistencia programable incluye protección de polaridad inversa para proteger el sistema de sobrecalentamiento, sobrecarga de potencia, voltaje y corriente.

La señal PWM se ha generado utilizando el hardware *DS1202 MicroLabBox* de *dSPACE* (Figura 18), el cual fue desarrollado específicamente para aplicaciones de mecatrónica y puede producir señales analógicas, digitales y PWM. El dispositivo está alimentado por una FPGA programable con un procesador de doble núcleo, lo que permite alcanzar hasta 2 GHz, 1 GB de memoria DRAM y

128 MB de memoria *flash*. También soporta la Interfaz en Tiempo Real (RTI), una plataforma para la generación rápida y automática de código C, que permite a los diseñadores centrarse únicamente en la interfaz Simulink. Además, *dSpace* permite el uso de la herramienta *ControlDesk*, que no solo muestra las variables medidas, sino que también permite la manipulación de las señales de control.



Figura 18. dSpace MicroLabBox.

4.5. Presupuesto del Proyecto

A continuación, se presenta la Tabla 10, la cual recoge el despliegue del presupuesto orientativo de los equipos utilizados en este proyecto:

Tabla 10. Presupuesto de los equipos del proyecto.

| Descripción | Unidades | Precio unitario | Importe total |
|---|----------|-----------------|-----------------|
| dSpace MicroLabBox DS1302 | 1 | 16.000 € | 16.000 € |
| Convertidor Boost TEP-192 | 1 | 4.000 € | 4.000 € |
| PC | 1 | 1.500 € | 1.500 € |
| PEIMAR SG340P | 1 | 300 € | 300 € |
| Sensor Ingenieurbüro Si-V-10TC-T | 1 | 650 € | 650 € |
| Carga Resistiva BK 8500 | 1 | 2000 € | 2000 € |
| Licencia académica de Matlab + Simulink | 1 | 525 € | 525 € |
| Recursos humanos | 520h | 15€/h | 7800 € |
| | | Total | 32.775 € |

CAPITULO 5

DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

5. DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

Este capítulo detalla la estructura de control diseñada, así como la adquisición y tratamiento de las señales recibidas y enviadas desde el hardware, además de explicar el funcionamiento de los controladores implementados.

5.1. Adquisición de datos y estructura de control

Este subapartado se centra en la estructura de control implementada en Simulink RTI que se convierte a código en C y que va embebida e la placa de *dSpace MicroLabBox*. La estructura de control de Simulink completa se muestra en la Figura 19.

Este esquema de control tiene varias funciones, las cuales se realizan de forma consecutiva de izquierda a derecha en el esquema. Las funciones realizadas consisten en:

- Adquirir los valores medidos por los sensores: Los sensores, tanto los de las medidas eléctricas del convertidor tanto los de las medidas llegan en forma de señales de 0 a 10 V a la plataforma de dSpace, las cuales pueden ser accedidas en Simulink mediante los bloques dedicados de la plataforma, para poder utilizarlos en el control.
- Filtrar las señales recibidas: Las señales recibidas, como en cualquier sistema eléctrico, tienen un ruido inherente debido a fuentes de radiación cercanas en el ambiente que dificulta una lectura correcta de las mismas. Es por esto que se les aplica un filtrado digital antes de ser utilizadas.
- Escalar y adaptar las señales: Las señales se reciben en una escala de 0 a 10 V, por lo que hay que reescalarlas para trabajar directamente en unidades de ingeniería, y evitar problemas de unidades tanto en la monitorización como en el control.
- Realizar el control MPPT: Por supuesto, el esquema se debe ocupar de realizar el control MPPT, lo cual lo hace en bloques dedicados que tienen como entradas las diversas señales de los sensores y el ciclo de trabajo consigna para el PWM del convertidor. Además, se incluyen unos *switches* para poder hacer un control manual desde *ControlDesk*.
- Proteger el convertidor: Finalmente, antes de enviar la señal del ciclo de trabajo al convertidor, hay unas señales que se aseguran de que el boost no trabaje en ningún caso por encima de sus niveles de tensión y corriente nominales, para evitar el deterioro o la destrucción de sus componentes.

A continuación, se comentan una por una la parte del esquema que realiza esas funciones.

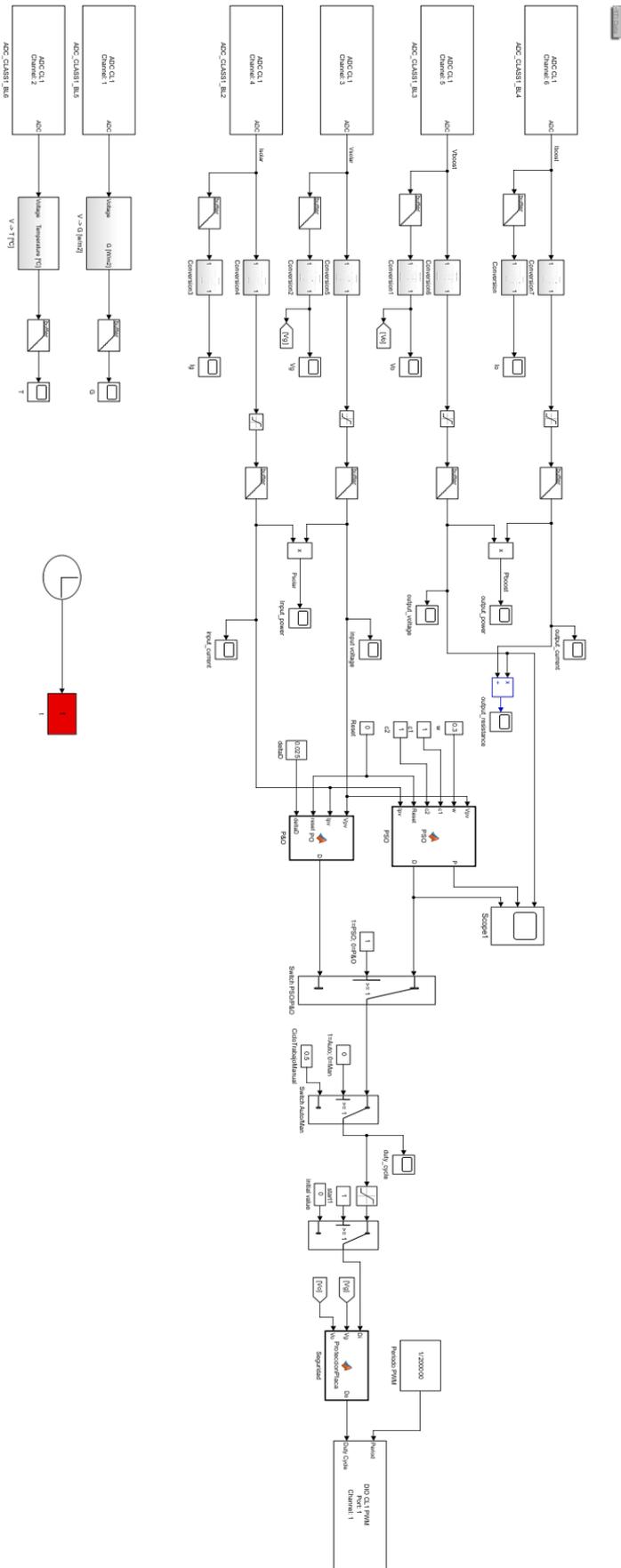


Figura 19. Esquema de control de Simulink completo.

5.1.1. Adquisición de los valores de los sensores

Como ya se ha comentado, la información de los sensores llega en forma de señales de 0 a 10 V a la plataforma de dSpace, las cuales pueden ser accedidas en Simulink mediante los bloques dedicados de la plataforma, para poder utilizarlos en el control. Estos bloques dedicados, como el mostrado en la Figura 20, se configuran para indicar el tipo de señal recibida, analógica o digital, y el canal al que está conectada cada señal.

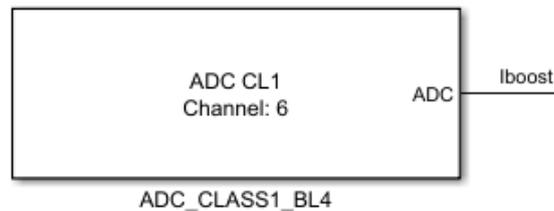


Figura 20. Bloque de adquisición de señal de dSpace en Simulink RTI.

5.1.2. Filtrado de las señales

Una vez adquiridas las señales, estas son filtradas con un filtro digital para eliminar el ruido inherente debido a fuentes de radiación cercanas en el ambiente captado por los sensores. Esta tarea es de especial importancia con esta instalación, ya que los sensores de las medidas eléctricas incorporados en el convertidor tienen bastante dispersión y presentan ruidos de altas y medias frecuencias elevados. Por estos motivos se han incorporado filtros de tipo Butterworth de 4º orden y con frecuencias de corte de 100Hz, para minimizar ese ruido lo máximo posible, captado a una frecuencia de muestreo de 20µs. Estos filtros se pueden apreciar en la Figura 21 y la Figura 22. Hay que tener en cuenta que esto limita la frecuencia a la que los controladores pueden efectuar cambios en el sistema, ya que sus efectos tardarán en manifestarse debido al retraso inherente introducido por los filtros. Las pruebas realizadas han demostrado que el periodo de las funciones del controlador han de ser de al menos de 0.5s para que el control trabaje con señales reales y sea efectivo.

5.1.3. Calibrado y escalado de las señales

Una vez filtradas, hay que escalar las señales de los valores de tensión del cable a sus respectivas unidades. Hay que tener en cuenta que las señales llegan disminuidas en un factor de 10 desde dSpace, y que cada una llega con un factor y un offset diferente. Para los valores de radiación y temperatura, se han utilizado los factores indicados por el fabricante (Figura 23), mientras que para determinar los factores de escalado de las magnitudes eléctricas de convertidor han sido calibradas utilizando una fuente de tensión y un multímetro (Figura 24).

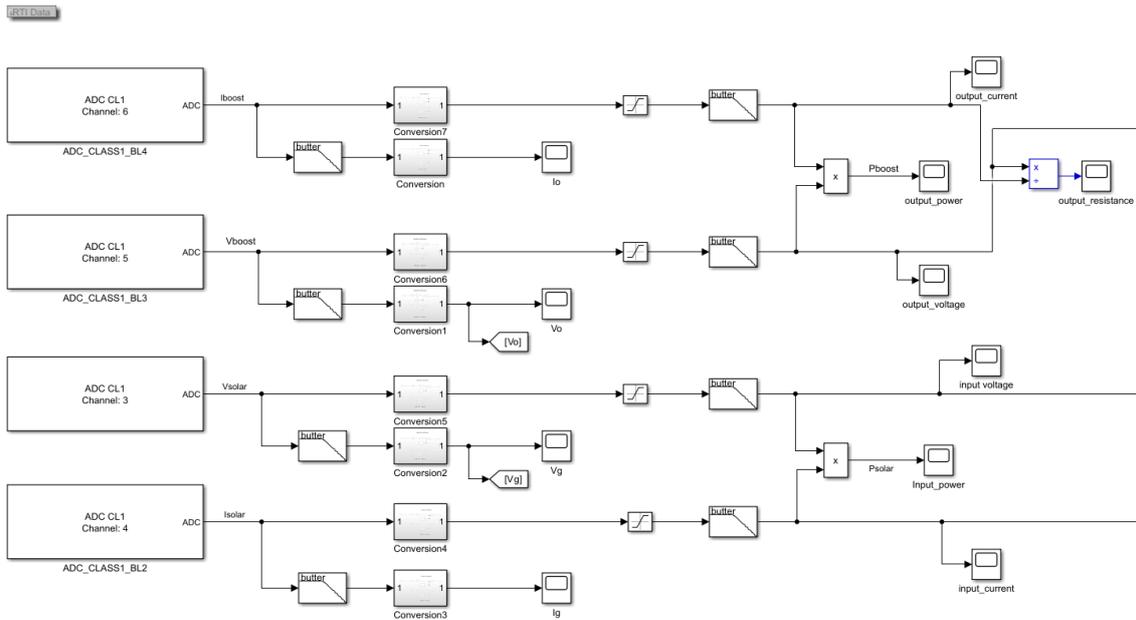


Figura 21. Esquema de control de Simulink: Adquisición, filtrado y escalado de las señales eléctricas.

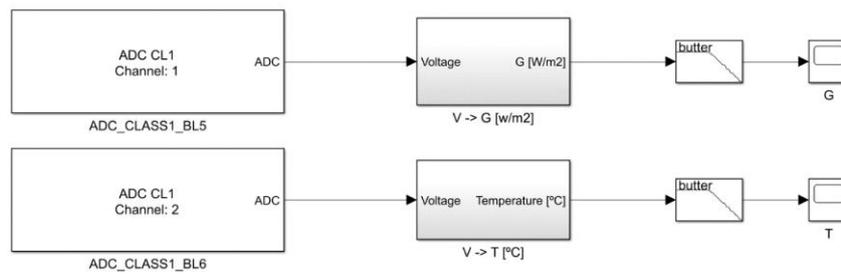


Figura 22. Esquema de control de Simulink: Adquisición, filtrado y escalado de las señales ambientales.

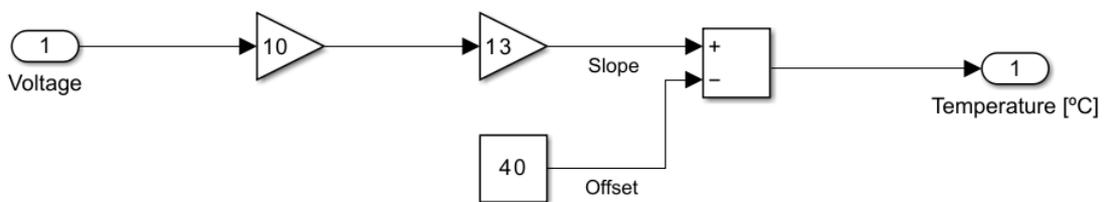


Figura 23. Escalado de la señal de temperatura en Simulink.

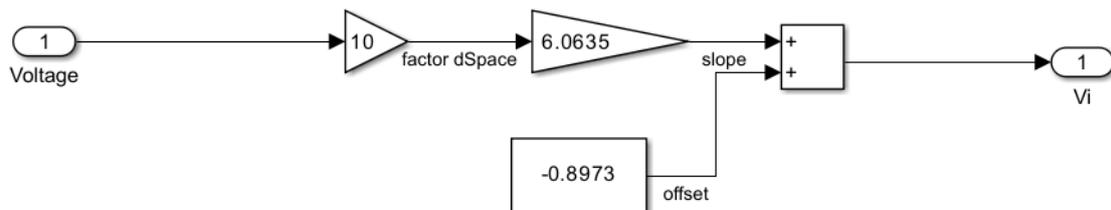


Figura 24. Escalado de la señal de tensión a la entrada del convertidor en Simulink.

5.1.4. Estructura de control

Una vez acomodadas todas las señales necesarias para los controladores, estas se utilizan directamente en las funciones que implementan los controladores. En este caso, los controladores se han implementado como bloques de funciones de Matlab o “Matlab Fuction” en Simulink, ya que incorporan algoritmos que no se pueden incorporar como bloques. Todos los controladores se basan en bloques de función con las señales eléctricas del convertidor como entradas y los valores de la consigna del ciclo de trabajo del convertidor como salidas. Además, incorporan como entradas algunas variables que permiten ajustar parámetros del controlador en tiempo real mediante *ControlDesk*, tal y como muestra la Figura 25:

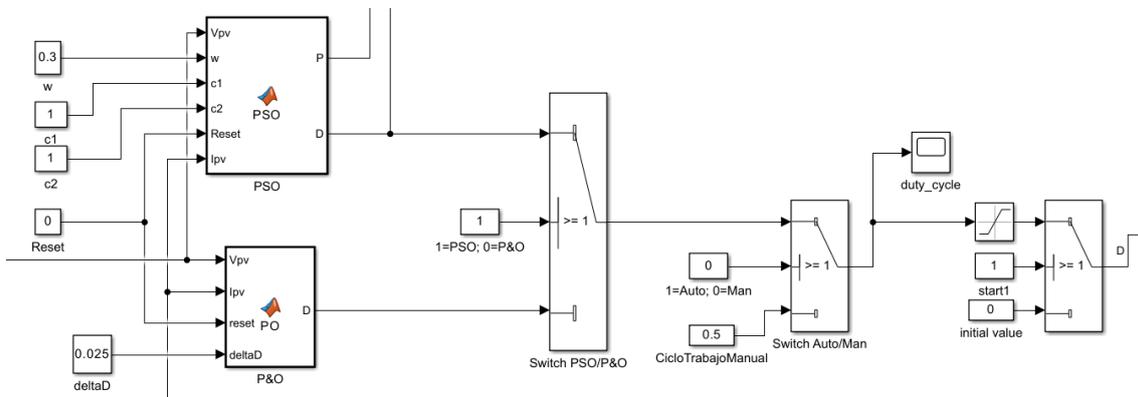


Figura 25. Esquema de control de Simulink: Controladores.

Como se puede apreciar, además de los controladores en sí, se incorpora una estructura de *switches* después. El propósito de esta estructura es poder activar y desactivar el control en *ControlDesk*, cuando este se esté ejecutando en tiempo real. Esta estructura permite pasar a control manual para imponer un ciclo de trabajo concreto, elegir qué controlador se desea que actúe en automático y demás.

Por ejemplo, en la Figura 26 se muestra la monitorización del control MPPT de la placa fotovoltaica en tiempo real mediante la interfaz de *ControlDesk*. Ahí se puede apreciar cómo es posible cambiar el controlador de modo automático a manual, se puede establecer un ciclo de trabajo y se pueden cambiar varios Parámetros de los controladores, mientras se visualizan las variables de control.

El funcionamiento de los controladores implementados y sus códigos se desarrolla en el apartado 5.2. *Controladores desarrollados*.



Figura 26. Interfaz de ControlDesk.

5.1.5. Salidas y medidas de protección del hardware

Finalmente, para cerrar la estructura de control se han colocado una serie de protecciones pensadas para asegurar que el boost no trabaje en ningún caso por encima de sus niveles de tensión y corriente nominales, para evitar el deterioro o la destrucción de sus componentes, como muestra la Figura 27:

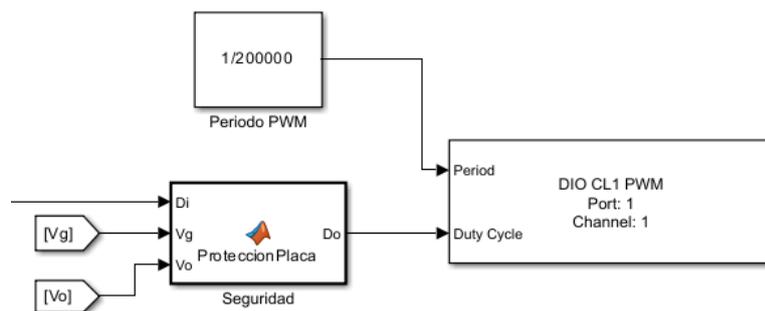


Figura 27. Esquema de control de Simulink: Protecciones del Convertidor.

Las protecciones se aseguran de que en caso de que en algún instante se supere las tensiones máximas tanto en la entrada como en la salida del convertidor, el ciclo de trabajo se adecúe para revertir la situación.

Para terminar, la señal del ciclo de trabajo es enviada al convertidor mediante el bloque de Simulink dedicado, junto a la frecuencia de conmutación deseada en el convertidor, 200kHz en este caso.

5.2. Controladores desarrollados

En este subapartado se explica el funcionamiento de los controladores implementados para MPPT que se han probado en el sistema descrito en el capítulo anterior.

5.2.1. PSO Base

Se ha denominado PSO Base al controlador basado en el algoritmo de optimización por enjambre de partículas original, sin ninguna adición o cambio específico como con los que cuentan el resto de los controladores desarrollados.

Este algoritmo se ha adaptado para la tarea de MPPT en un sistema fotovoltaico, definiendo un espacio de búsqueda y una función de “recompensa” específicas para este propósito. Cuando se define de forma teórica este controlador, o incluso cuando se implementa en simulación, se tiende a establecer como espacio de búsqueda el nivel de tensión a la salida del convertidor. No obstante, esa no es una variable práctica para la implementación de un controlador PSO, ya que el control no es capaz de actuar directamente sobre ella, además de que depende de la carga y las condiciones climáticas en cada momento. Por este motivo, resulta mucho más práctico y efectivo que el espacio de búsqueda del algoritmo sea definido como el rango del ciclo de trabajo que se le envía al convertidor. De esta manera, el controlador actúa directamente sobre el actuador, cubriendo todo su rango posible de operación.

Por otro lado, la función a optimizar no es una función matemática o un modelo, sino que en cada iteración se aplica la solución propuesta por una partícula (es decir, un punto en la curva P-V) y se determina la potencia extraída. Esa potencia extraída será la variable a utilizar para determinar la calidad de una solución frente a otra (a mayor potencia extraída, mejor solución).

Una vez definido el espacio de búsqueda (el ciclo del trabajo del convertidor) y la forma de determinar la calidad de una solución (cantidad de potencia extraída con determinado ciclo de trabajo), se puede implementar el algoritmo para control.

El algoritmo funciona de la siguiente manera: se comienza con una población de partículas cuyas posiciones (cada una correspondiente con un ciclo de trabajo) y velocidades iniciales se eligen aleatoriamente dentro de los límites definidos. En cada iteración, cada partícula ajusta su velocidad V_i y posición X_i en función de su mejor posición personal anterior P_{best_i} y la mejor posición global encontrada hasta el momento G_{best} , según las ecuaciones (16) y (17). Estos

valores óptimos se determinan en función de la potencia generada por cada partícula en comparación con la potencia máxima encontrada hasta el momento.

$$V_i(k+1) = W \cdot V_i(k) + C_1 \cdot rand_1 \cdot (P_{best_i}(k) - X_i(k)) + C_2 \cdot rand_2 \cdot (G_{best}(k) - X_i(k)) \quad (16)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (17)$$

Dónde C_1 es el componente de aceleración asociado con P_{best} , C_2 es el componente de aceleración asociado con G_{best} . Modificando esos coeficientes se puede ajustar el comportamiento deseado en el algoritmo. Dando más peso al coeficiente C_1 se conseguirá un comportamiento más exploratorio, mientras que dando peso al coeficiente C_2 se explotará más la mejor solución [98]. Finalmente, W es el peso o inercia, $rand_1$ y $rand_2$ son números aleatorios entre 0 y 1. La inclusión de esta aleatoriedad junto con la exploración del espacio de búsqueda permite que el algoritmo PSO converja hacia máximo global y evite quedar atrapado en máximos locales.

Según vayan avanzando las iteraciones, las partículas van convergiendo hacia la mejor solución. Es necesario establecer un criterio de convergencia que defina cuando se toma por definitiva la solución encontrada y se detiene el algoritmo de búsqueda. Se puede definir como criterio cualquiera que desee el usuario, y dependiendo de cual se establezca, el algoritmo tenderá a explorar más o menos iteraciones el espacio de soluciones. En este caso, y tras probarse varias alternativas, se ha definido como criterio que el ciclo de trabajo de todas las partículas no varíe más de un 10%, es decir, que todas las partículas estén en un rango de 0.1 de ciclo de trabajo entre ellas.

Cumplido el criterio de convergencia, la fase de búsqueda concluye y se utiliza el ciclo de trabajo que mayor potencia haya logrado extraer del panel fotovoltaico durante la búsqueda. Es entonces, cuando se haya el sistema en un estado estacionario.

El sistema se mantiene en ese estado estacionario hasta que se cumpla otro criterio, el de reinicio, cuando las condiciones ambientales cambien lo suficiente como para considerar que el MPP ha cambiado. De nuevo, este criterio es definido por el usuario, y según como se establezca el algoritmo se reiniciará más a menudo, con más transitorios, o menos, con más estados estacionarios, aunque con peor seguimiento del MPP. En estos controladores se ha establecido como (18):

$$Si \quad \frac{|P_{actual} - P_{anterior}|}{P_{anterior}} > 0.2 \Rightarrow Reinicio \quad (18)$$

La Figura 28 representa mediante un diagrama de flujo el funcionamiento del controlador PSO Base implementado en el esquema de control.

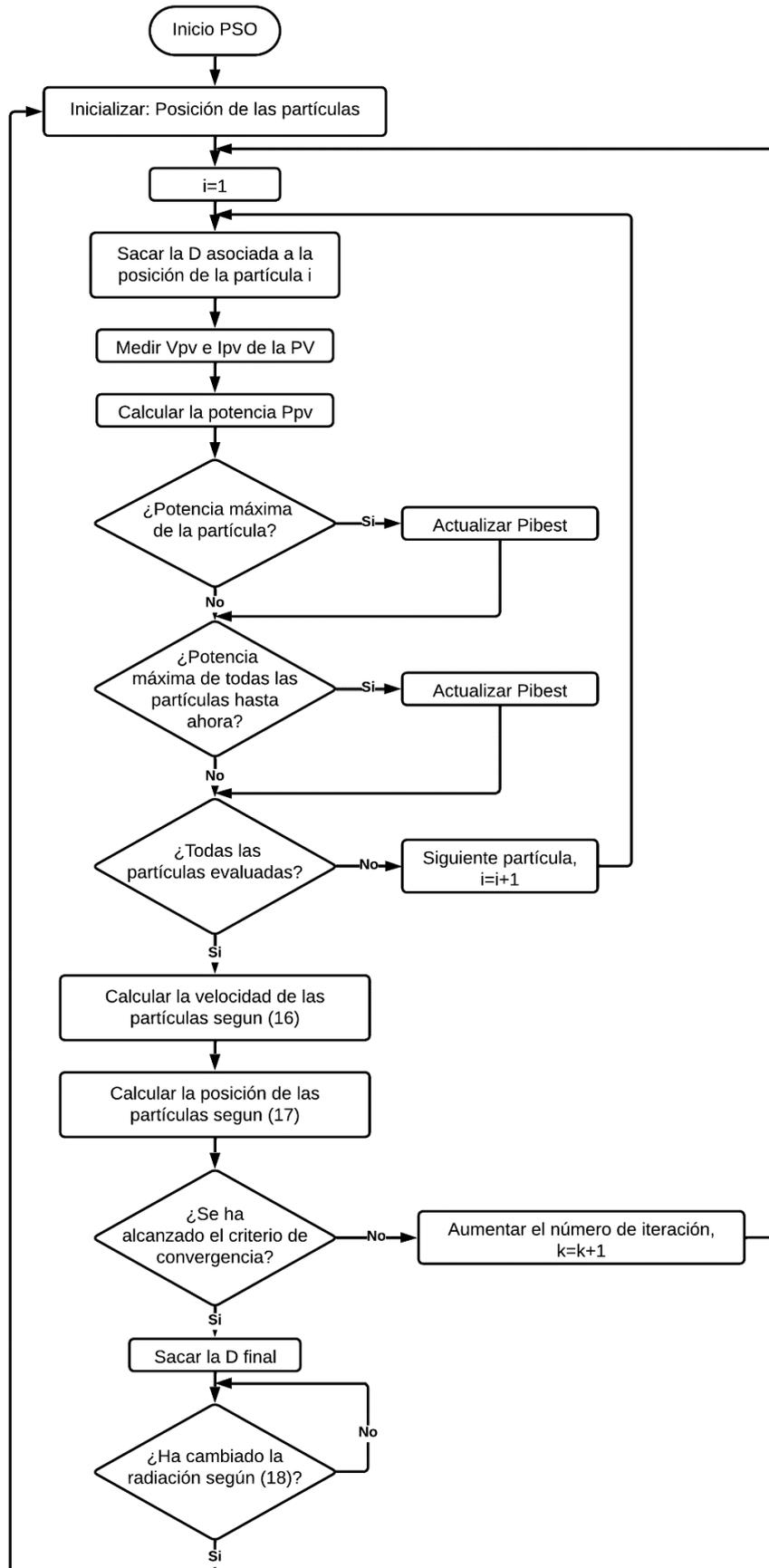


Figura 28. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Base implementado.

5.2.2. PSO con Ventana de Inicialización

Se ha denominado PSO con Ventana de Inicialización al controlador basado en el algoritmo derivado del PSO Base que incluye una inicialización específica de las partículas según los criterios establecidos en la sección homónima “3.3.2. *PSO con Ventana de Inicialización*” del capítulo 3 “Estado del Arte”.

Tal y como se comenta en ese apartado, el enfoque principal de esta variante de PSO consiste en utilizar la información de potencia del punto inicial o del punto de operación anterior, y establecer una ventana de voltaje más pequeña para operar el algoritmo de búsqueda, lo que permite lograr una mayor tasa de convergencia, una menor fluctuación de potencia y una menor pérdida de energía.

En cuanto al funcionamiento de este algoritmo, es igual tanto en transitorios como en el estado estacionario si se compara con el PSO Base del que deriva, pero cambia la forma en la que se inicializan las partículas, tanto en la puesta en marcha como tras un reinicio por cambio de las variables ambientales.

Este algoritmo comienza a partir de un punto de operación “B”, el cual es ciclo de trabajo en el estacionario anterior o bien el correspondiente a 0.8 veces la tensión de cortocircuito. Una vez obtenida esa potencia se realizan los cálculos para establecer la ventana de inicialización. Se calcula la tensión del siguiente punto dividiendo la potencia del punto de operación entre la corriente de cortocircuito, y se aplica para medir esa corriente. El mínimo de tensión se establece a partir de ese nivel de corriente. Este voltaje es el límite inferior de la ventana de voltaje. Por otro lado, el límite superior se establece en 0.9 veces La tensión en circuito abierto.

Una vez establecida la ventana de inicialización, las partículas se inicializan dentro del rango marcado por esta de forma homogénea y aleatoria, de la misma manera que se haría en todo el rango de búsqueda en el PSO Base, pero de forma acotada. De esta manera se minimiza la fluctuación de potencia durante la fase de búsqueda de la solución, maximizando la potencia extraída.

De la misma manera, el controlador realizará las iteraciones de partículas hasta que se alcance el criterio de convergencia establecido y permanecerá en el estado estacionario con el ciclo de trabajo que mejor solución haya encontrado durante la búsqueda, mientras no se cumpla el criterio de reinicio.

La Figura 29 representa mediante un diagrama de flujo el funcionamiento del controlador PSO con Ventana de Inicialización implementado en el esquema de control.

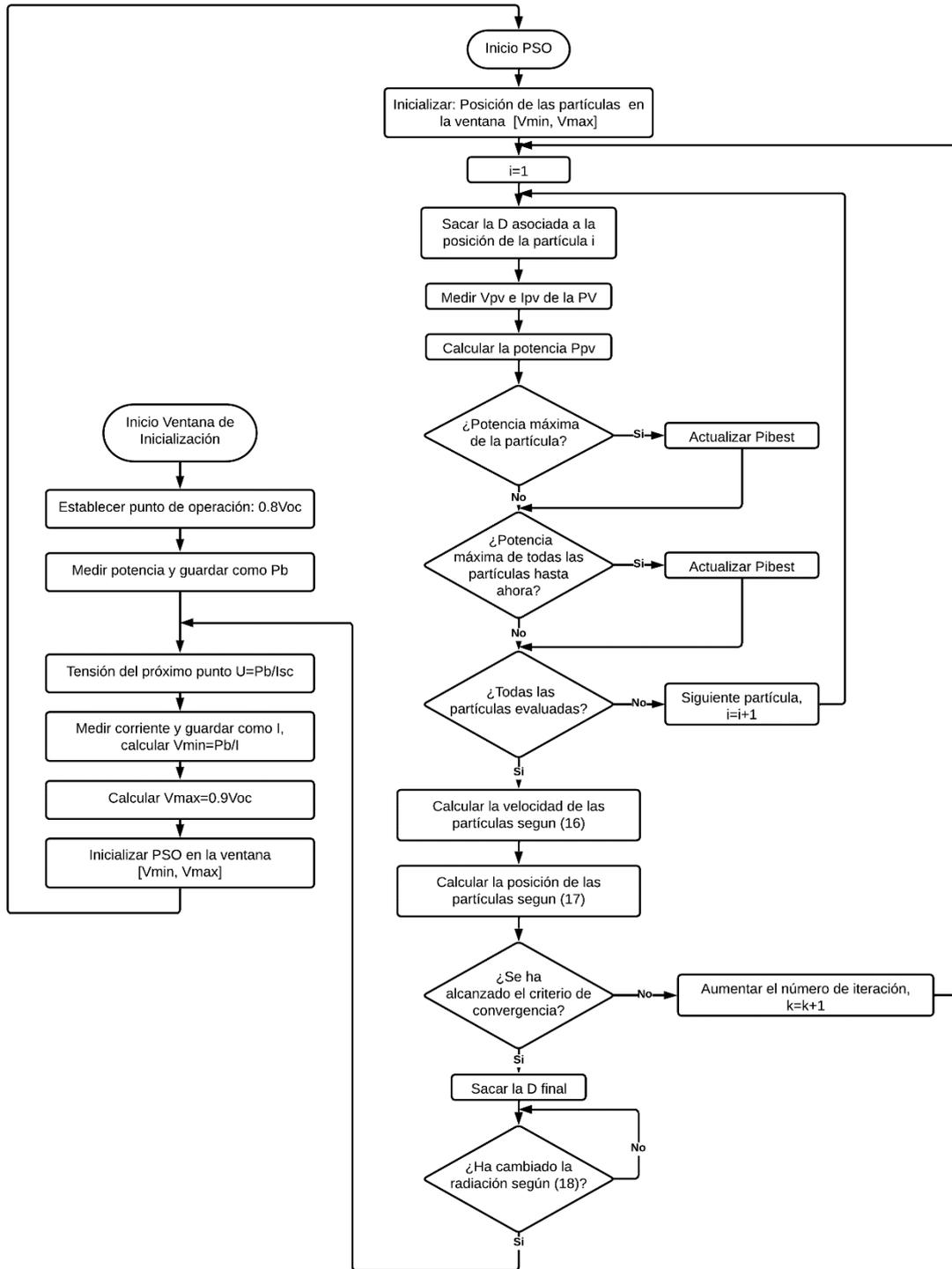


Figura 29. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO con Ventana de Inicialización implementado.

5.2.3. PSO Evolutivo

Se ha denominado PSO Evolutivo al controlador basado en el algoritmo derivado del PSO Base que incluye una dinámica de eliminación de las partículas menos exitosas en cada iteración para mejorar el tiempo de convergencia y la fluctuación de potencia de la fase de búsqueda, según los criterios establecidos en la sección homónima “3.3.3. PSO Evolutivo” del capítulo 3 “Estado del Arte”.

Como se comenta en dicho apartado, la modificación de este algoritmo consiste en ejecutar el algoritmo PSO con un tamaño de población fijo durante unas pocas iteraciones y eliminar posteriormente las partículas menos aptas de la población, tal y como se haría en un algoritmo de carácter evolutivo. Dado que la exploración del espacio de soluciones se realiza con todas las partículas, no se pierde la diversidad de búsqueda, lo que permite mantener la capacidad de búsqueda global del PSO. Al mismo tiempo, la eliminación de partículas inferiores de la población conduce a una convergencia más rápida y a una reducción de la variación de potencia fotovoltaica durante el seguimiento.

En el control implementado el algoritmo se ejecuta con todas las partículas durante un número finito de iteraciones, y luego se eliminan una tras otra las partículas con el valor de función objetivo más bajo, manteniendo al final un tamaño mínimo de población de dos hasta alcanzar la convergencia. Una vez alcanzado dicho criterio el controlador permanecerá en el estado estacionario con el ciclo de trabajo que mejor solución haya encontrado durante la búsqueda, mientras no se cumpla el criterio de reinicio.

La Figura 30 representa mediante un diagrama de flujo el funcionamiento del controlador PSO Evolutivo implementado en el esquema de control.

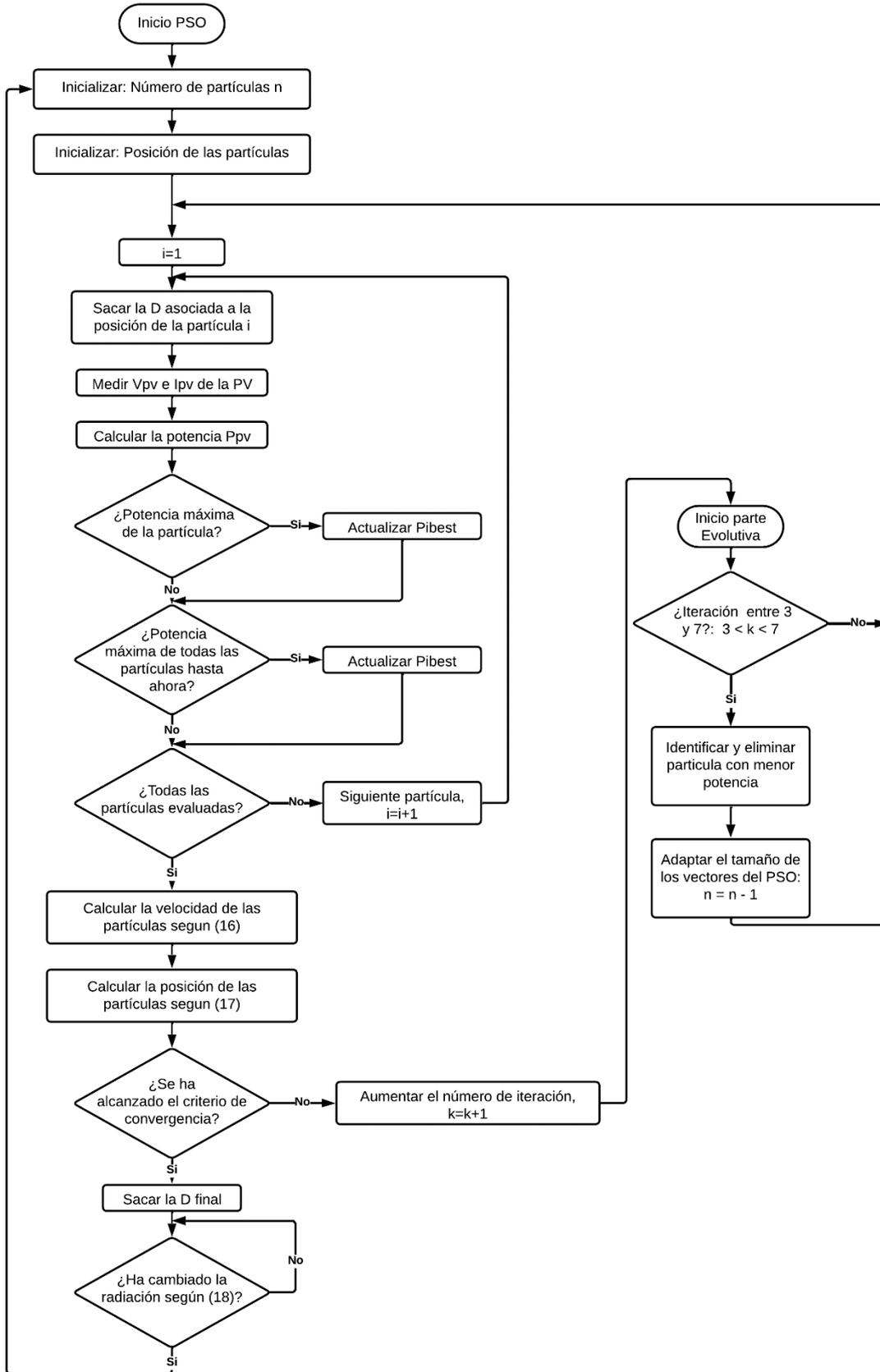


Figura 30. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Evolutivo implementado.

5.2.4. PSO Híbrido (PSO+P&O)

Se ha denominado PSO Híbrido al controlador basado en el algoritmo derivado del PSO Base que, cuando alcanza la convergencia, en lugar de establecer un ciclo de trabajo fijo, cede el control a un P&O que mantendrá al sistema en el MPP frente a pequeños cambios ambientales, según los criterios establecidos en la sección homónima “3.3.4. PSO híbrido (PSO+P&O)” del capítulo 3 “Estado del Arte”.

La idea detrás de este algoritmo consiste en que el algoritmo PSO (optimizador global) se aproxime al punto de máxima potencia evitando los máximos locales, y que partiendo de ese punto un algoritmo P&O localice el máximo global. De esta manera, cuando el algoritmo haya convergido y se encuentre en el estado estacionario, si se presentase una perturbación ligera en la radiación que incide en la PV, en lugar de reiniciarse por completo el algoritmo P&O podría corregir esa desviación del punto máximo de potencia.

La implementación es similar al del algoritmo PSO Base, radicando la diferencia en que cuando el PSO converge, se aplica el algoritmo P&O para afinar la solución. Cabe destacar que en este caso se utiliza un P&O con un cambio de referencia muy pequeño, ya que el PSO se habrá acercado notablemente al MPP y grandes fluctuaciones podrían hacer que se desvíe, además de introducir un estado estacionario oscilante propio del algoritmo P&O no deseados. De la misma manera, con el objetivo de mejorar el tiempo de convergencia se establece un criterio de convergencia más laxo, ya que el algoritmo de optimización local se ocupa de afinar la solución.

En cualquier caso, el criterio de reinicio del PSO sigue estando en esta variante, para que ante cualquier cambio brusco del MPP, el controlador lo afronte de manera efectiva sin caer en máximos locales.

La Figura 31 representa mediante un diagrama de flujo el funcionamiento del controlador PSO Híbrido implementado en el esquema de control.

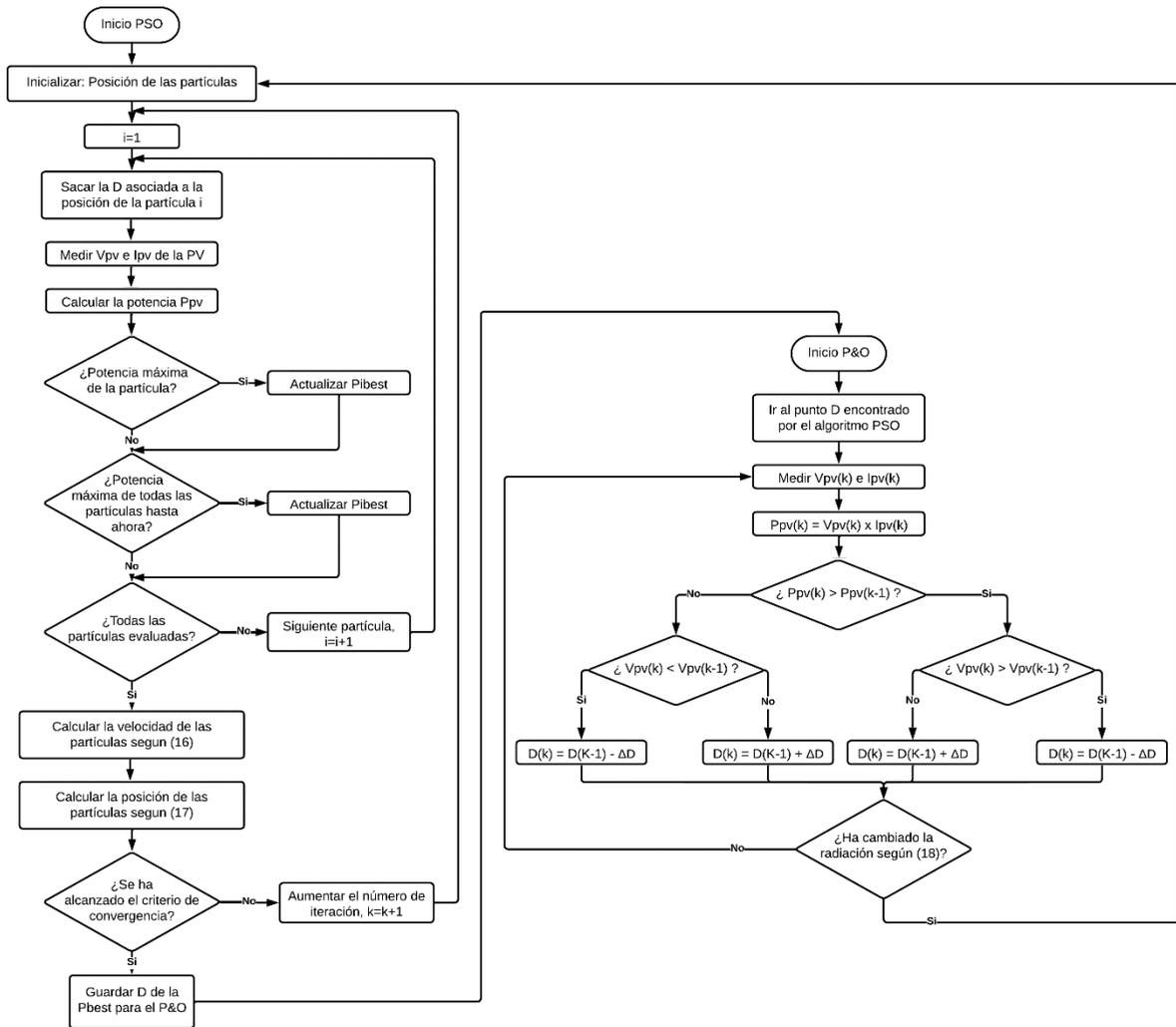


Figura 31. Diagrama de funcionamiento del algoritmo PSO Híbrido implementado.

CAPITULO 6

RESULTADOS Y ANÁLISIS

6. RESULTADOS Y ANÁLISIS

En este capítulo se presentan y examinan los resultados de las pruebas experimentales y se realiza un análisis detallado de los datos recopilados para evaluar el rendimiento y la eficacia del algoritmo de los controladores propuestos.

Primero, se muestran los resultados del análisis de sensibilidad realizado para determinar el ajuste óptimo de los parámetros w , c_1 y c_2 , los cuales determinan la dinámica de búsqueda del algoritmo PSO. Segundo, se realiza una comparativa de funcionamiento entre algoritmo PSO Base y el algoritmo P&O, para determinar la mejora que supone el nuevo algoritmo propuesto. Tercero, se muestra la validación cada una de las tres variantes del algoritmo PSO propuesto y su comparativa con el algoritmo original para determinar las ventajas y desventajas que introduce. Finalmente, se realiza una comparativa entre el funcionamiento de todos los algoritmos desarrollados en este trabajo para determinar cuál es el más efectivo.

6.1. Análisis de Sensibilidad: Parámetros w , c_1 y c_2

Al igual que en otro tipo de controladores, el controlador tipo PSO tiene varios parámetros que pueden ser ajustados por el usuario, para determinar la dinámica deseada del mismo. En este caso, los parámetros a ajustar son las tres constantes presentes en la ecuación que rige la posición de una nueva partícula (19). El ajuste de estos tres coeficientes de ponderación resulta en un comportamiento estático y dinámico diferente del controlador.

$$V_i(k+1) = w \cdot V_i(k) + c_1 \cdot rand_1 \cdot (P_{best_i}(k) - X_i(k)) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (G_{best}(k) - X_i(k)) \quad (19)$$

La combinación de estos tres parámetros, w , c_1 y c_2 , da a lugar a tres posibles combinaciones principales, dependiendo cual de ellas sea la más ponderada. Por ejemplo, si se pondera principalmente el parámetro de inercia ($w = 1$; $c_1 = c_2 = 0$), la dirección en la que la partícula se mueve en el espacio de trabajo nunca cambia y continúa aumentando o disminuyendo hasta alcanzar los límites máximos o mínimos del ciclo de trabajo. Esto provoca que el sistema fotovoltaico nunca alcance el MPP y que nunca converja.

Por otro lado, si se pondera principalmente el parámetro c_1 ($c_1 = 1$; $w = c_2 = 0$) el nuevo valor del ciclo de trabajo de la partícula i -ésima converge hacia el mejor ciclo de trabajo local P_{best_i} . Esta elección hace que cada partícula sea insensible a la posición global óptima.

Finalmente, si se pondera principalmente el parámetro c_2 ($c_2 = 1$; $w = c_1 = 0$), todas las partículas convergen hacia el primer mejor ciclo de trabajo global G_{best} , sin llegar a explorar el espacio de búsqueda.

Es por estos motivos que se debe realizar un análisis de sensibilidad para determinar la combinación más eficaz de los tres parámetros. Para ello se ha realizado un experimento probando diferentes combinaciones de los parámetros del PSO, con idéntica carga (190Ω) y con condiciones de radiación lo más similar y constante posible, en torno a $900-1000\text{ W/m}^2$. Se han establecido cuatro conjuntos de parámetros, recogidos en la Tabla 11, y los resultados del experimento se muestran en la Figura 32.

Tabla 11. Conjuntos usados en experimento de Análisis de Sensibilidad de parámetros del PSO.

| Conjunto | w | c ₁ | c ₂ |
|----------|-----|----------------|----------------|
| 1 | 0.3 | 0.3 | 0.3 |
| 2 | 0.3 | 1 | 0.2 |
| 3 | 1 | 0.3 | 0.3 |
| 4 | 0.2 | 0.2 | 0.6 |

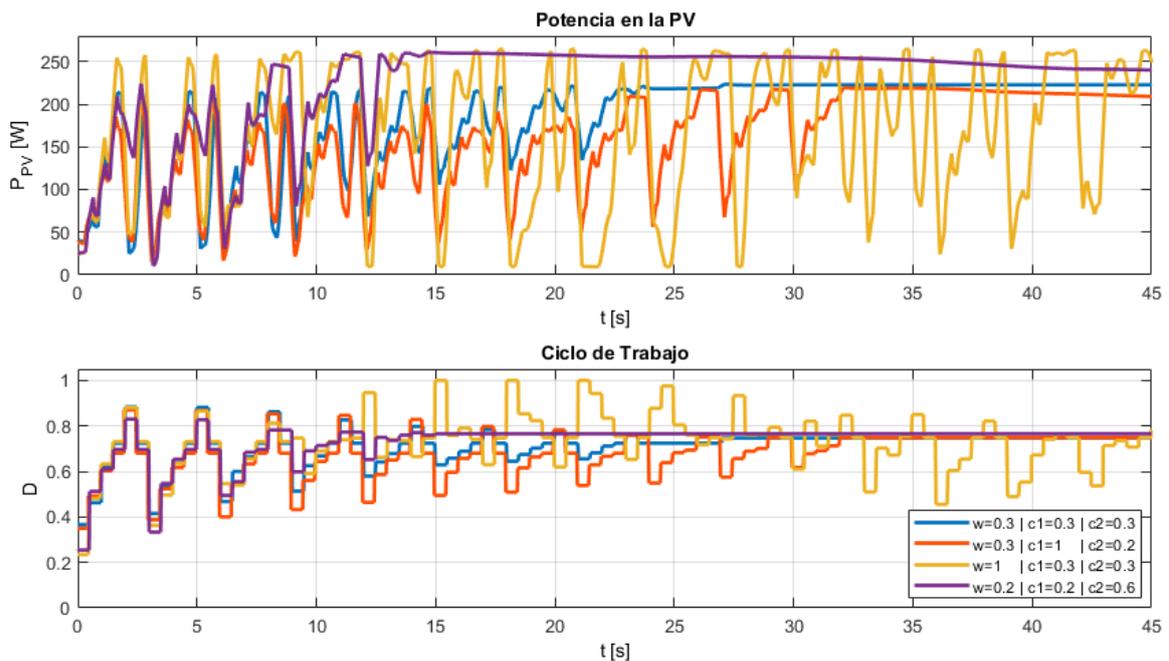


Figura 32. Resultados del Análisis de Sensibilidad de los parámetros w, c1 y c2.

Para evaluar la eficiencia y efectividad de cada uno de los conjuntos se calcularán dos indicadores: El tiempo de convergencia del algoritmo t_c y la pérdida de energía E_L en el estado transitorio $[t_0, t_c]$. Este último indicador, junto con su versión normalizada se calculan tal y como muestran las ecuaciones (19) y (20):

$$E_L = \int_{t_0}^{t_c} |P_c - P(t)| dt \quad (19)$$

$$E_L(\%) = \frac{E_L}{E_{tot}} \cdot 100 \quad (20)$$

Donde P_c es la potencia del MPP encontrado por el algoritmo, $P(t)$ es la potencia instantánea, t_n es tiempo que dura el experimento (45s) y E_{tot} es la energía total que se hubiera extraído si el algoritmo se encontrara en el MPP encontrado durante todo el experimento. Los resultados de estas comparativas se recogen en la Tabla 12:

Tabla 12. Comparación de rendimiento entre distintos conjuntos de parámetros PSO.

| Conjunto | w | c_1 | c_2 | D_c | $P_c [W]$ | $E_L(\%)$ | $t_c [s]$ |
|----------|-----|-------|-------|--------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 0.3 | 0.3 | 0.3 | 0.7466 | 222.37 | 16.79 | 26 |
| 2 | 0.3 | 1 | 0.2 | 0.7482 | 219.47 | 26.97 | 32 |
| 3 | 1 | 0.3 | 0.3 | - | 259.04 | 35.83 | - |
| 4 | 0.2 | 0.2 | 0.6 | 0.7656 | 260.46 | 10.89 | 15 |

Estudiando los resultados se observa como el PSO con los parámetros ajustados con el conjunto 4 obtiene tanto un tiempo de convergencia menor como una pérdida de energía durante el transitorio menor, resultando el claro ganador.

Del experimento se puede concluir que los parámetros más apropiados para MPPT resultan ser los que favorecen la convergencia hacia el máximo global en cada iteración, es decir, los que ponderan más el parámetro c_2 , siendo los que obtienen un tiempo de convergencia menor. Además, lo hacen manteniendo la exploración del espacio de trabajo con una menor, aunque importante ponderación de los otros parámetros.

Por tanto, los valores de los parámetros de sintonización tanto del algoritmo PSO Base como de los demás estudiados en este trabajo, se han establecido como: $w = 0.2$; $c_1 = 0.2$; $c_2 = 0.6$.

6.2. Comparativa de rendimiento: PSO Base vs. P&O

Tal y como indica el título, en este apartado se realiza una comparativa de funcionamiento y rendimiento entre algoritmo PSO Base y el algoritmo P&O, para determinar la mejora que supone el nuevo algoritmo propuesto. Se ha escogido el algoritmo P&O por ser uno de los algoritmos más utilizados en la industria en instalaciones de generación eléctrica mediante paneles fotovoltaicos. Además, ambos algoritmos requieren de los mismos sensores eléctricos para funcionar (únicamente necesitan la tensión y la corriente generadas por el panel en cada momento), y no requieren de ningún tipo de sensor de radiación o temperatura, ni de ningún tipo de estimador de referencia de voltaje (VRE). Esto hace que el algoritmo PSO pueda instalarse en aplicaciones donde ya hubiera un P&O sin mayores gastos o instalaciones de hardware mejorando potencialmente el rendimiento, lo que lo convierte en una referencia razonable para determinar el rendimiento de los algoritmos propuestos.

Tal y como se ha comentado en el apartado “3.2.2.1. Algoritmo P&O”, este algoritmo opera mediante la perturbación del ciclo de trabajo, incrementando o disminuyendo la potencia de salida del panel fotovoltaico, y luego comparando esta potencia con la perturbación anterior. Cuando la perturbación es pequeña, la potencia de salida cambia. Si el cambio de potencia es mayor que la potencia previa, la perturbación se mueve en dirección positiva; de lo contrario, se mueve en dirección opuesta.

Debido a su funcionamiento, el comportamiento dinámico de este algoritmo depende directamente del incremento/decremento que se le realiza al ciclo de trabajo en cada iteración (ΔD). Generalmente se prefiere un incremento pequeño, ya que cuando es alcanzada la zona cercana al MPP, el algoritmo oscila continuamente, dando lugar a un estacionario con oscilaciones que nunca alcanza completamente el MPP. Un ΔD pequeño mitiga esto, a costa de tener tiempos de convergencia relativamente elevados. A esto hay que sumarle que, si se encuentra un máximo local entre el MPP y el ciclo en el que esté operando en un instante el P&O, el algoritmo caerá sin remedio en el máximo local.

Teniendo en cuenta lo arriba mencionado, se ha realizado un experimento para comparar el rendimiento de al algoritmo PSO frente al P&O. Para ello se ha buscado unas condiciones lo más constantes posibles de radiación, y se han ejecutado tres pruebas, una con el algoritmo PSO y dos con el P&O. Estas últimas difieren en el ΔD . Al primero se le ha establecido un incremento pequeño, de 0.005, para ver cómo sería la dinámica normal de un P&O, y el segundo se ha fijado un incremento mayor, de 0.025, tratando de que tenga una dinámica más rápida, para tener un punto de comparación. Para todos los algoritmos, se realiza una iteración cada 0.5s. Los resultados del experimento se muestran en la Figura 33. Por otro lado, en la Tabla 13 recoge los tiempos de establecimiento y rendimiento energético de dichos algoritmos en el experimento:

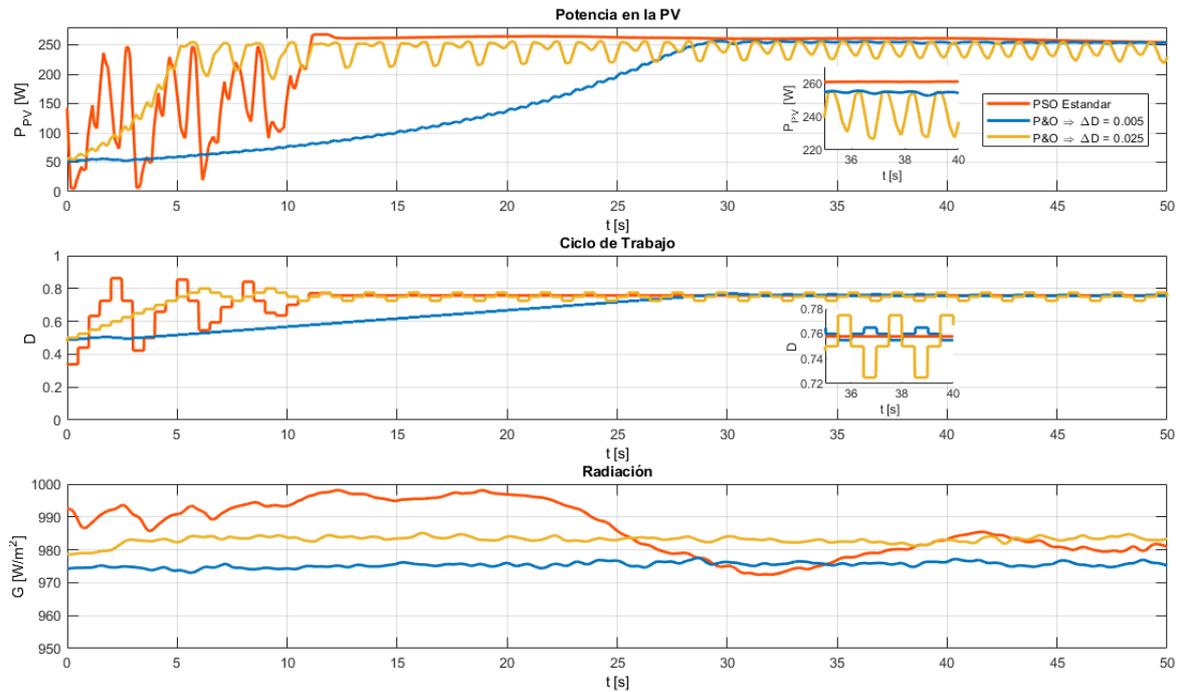


Figura 33. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO y P&O.

Tabla 13. Comparación de rendimiento entre PSO y P&O

| Algoritmo | ΔD | D_c | $P_c [W]$ | $E_L(\%)$ | $t_c [s]$ |
|--------------|------------|-------------|-----------|-----------|-----------|
| PSO Estándar | - | 0.7579 | 264.35 | 9.72 | 12 |
| P&O | 0.005 | 0.755-0.765 | 255.924 | 31.96 | 31 |
| P&O | 0.025 | 0.725-0.775 | 254.27 | 13.18 | 7 |

En cuanto a las dinámicas del transitorio, se observa que el algoritmo PSO encuentra el MPP mucho más rápido que el algoritmo P&O con un paso pequeño y que tiene una pérdida de energía mucho menor. Por otro lado, el P&O con paso grande tiene un tiempo de convergencia muy pequeño, y una pérdida de energía, aunque mayor que el PSO, menor que la del P&O con paso pequeño. Esto se debe a que la pérdida de energía solo se calcula en los 50s que dura el experimento. Si la prueba se alargase durante más tiempo, la pobre respuesta que ofrece en el régimen transitorio haría que este algoritmo tuviera las peores pérdidas de energía.

En cuanto al comportamiento en el transitorio, se observa que el PSO no oscila, mientras que el P&O si, no alcanzando nunca del todo el MPP. Esta oscilación es moderada y aceptable con una ΔD pequeña, pero inaceptable con la ΔD elevada, tal y como se muestra en la imagen.

Teniéndolo todo en cuenta, se puede afirmar que el algoritmo PSO Base tiene un desempeño superior al del controlador P&O, tanto en tiempo de convergencia, como en comportamiento en el estacionario, como en rendimiento energético.

6.3. Análisis: PSO con Ventana de Inicialización

Tal y como se ha adelantado, a continuación, se presenta el análisis de rendimiento y la validación de las tres variantes del algoritmo PSO discutidas en este trabajo. La primera a analizar es la variante con ventana de inicialización. El propósito de esta ventana era doble: reducir las oscilaciones presentes en la potencia extraída cuando el algoritmo está en búsqueda del MPP y lograr una convergencia más rápida después de un cambio brusco en la ubicación del MPP.

Para lograrlo, este algoritmo se vale de información de potencia del punto inicial o del punto de operación anterior, y establece una ventana de voltaje más pequeña para operar el algoritmo de búsqueda, lo que permite lograr una mayor tasa de convergencia, una menor fluctuación de potencia y una menor pérdida de energía.

Para comprobar su eficacia, se ha realizado un experimento en el que se mide su desempeño en igualdad de condiciones (niveles de radiación constantes y similares, misma carga) con el algoritmo PSO Estándar. Para evaluar el rendimiento de los algoritmos se han utilizado los mismos indicadores que en los apartados anteriores, definidos por las ecuaciones (19) y (20), cuyos resultados se muestran en la Tabla 14. El experimento se muestra en la Figura 34:

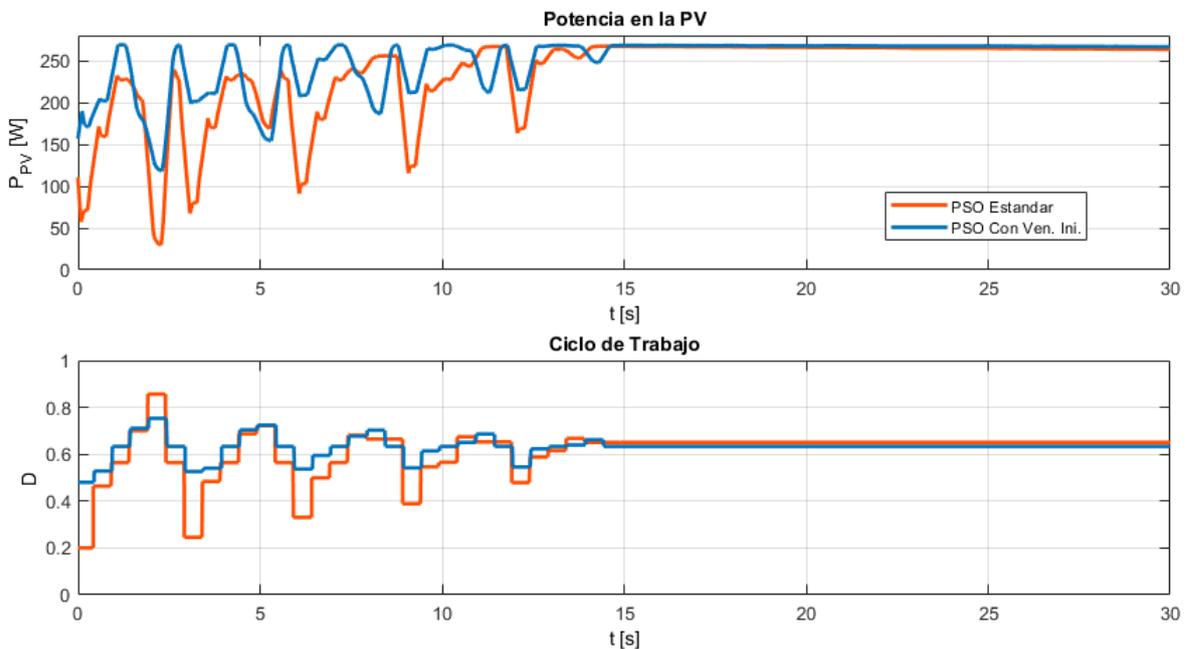


Figura 34. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO con Ventana de Inicialización y el PSO Base.

Tabla 14. Comparación de rendimiento entre PSO con Ventana de Inicialización y PSO Base.

| Algoritmo | D_c | $P_c [W]$ | $E_L(\%)$ | $t_c [s]$ |
|-----------------------------------|--------|-----------|-----------|-----------|
| PSO Base | 0.6504 | 267.14 | 11.98 | 14 |
| PSO Con Ventana de Inicialización | 0.6334 | 266.92 | 6.49 | 14.5 |

Los experimentos muestran como en condiciones similares, con el mismo número de partículas involucradas en ambos algoritmos, tienen tiempos de convergencia similares. En varias iteraciones realizadas no se ha observado ninguna tendencia que indique que uno converja antes que el otro, ni que uno alcance el MPP con mayor precisión que su contrapartida.

Sin embargo, reparando en el rendimiento energético durante esa búsqueda, sí que se aprecian diferencias notables. El PSO con Ventana de Inicialización logra reducir las pérdidas de energía durante la búsqueda del PSO Estándar de aproximadamente un 12% a tan solo un 6.5% en el ejemplo mostrado. Esto es debido a la notable disminución de oscilaciones en la potencia entregada durante el proceso de búsqueda, debido a que el espacio de búsqueda está más acotado y los cambios en el ciclo de trabajo son menores.

Por lo tanto, queda patente que el PSO con ventana de inicialización consigue menores pérdidas de energía que el PSO Estándar bajo las mismas condiciones. Además, como muestra la Figura 35, este algoritmo hace frente a cambios bruscos en la carga, y por lo tanto del MPP de manera más efectiva de lo que lo haría el algoritmo convencional. En dicha figura se muestra al algoritmo haciendo frente a un cambio muy brusco del MPP, y se observa como lo hace de manera rápida y efectiva, adaptando la ventana de inicialización de manera apropiada. De la misma manera, se podría reducir el número de partículas involucrados en la tarea de búsqueda, ya que el espacio de búsqueda se ha disminuido, lo que lograría unos tiempos de convergencia menores.

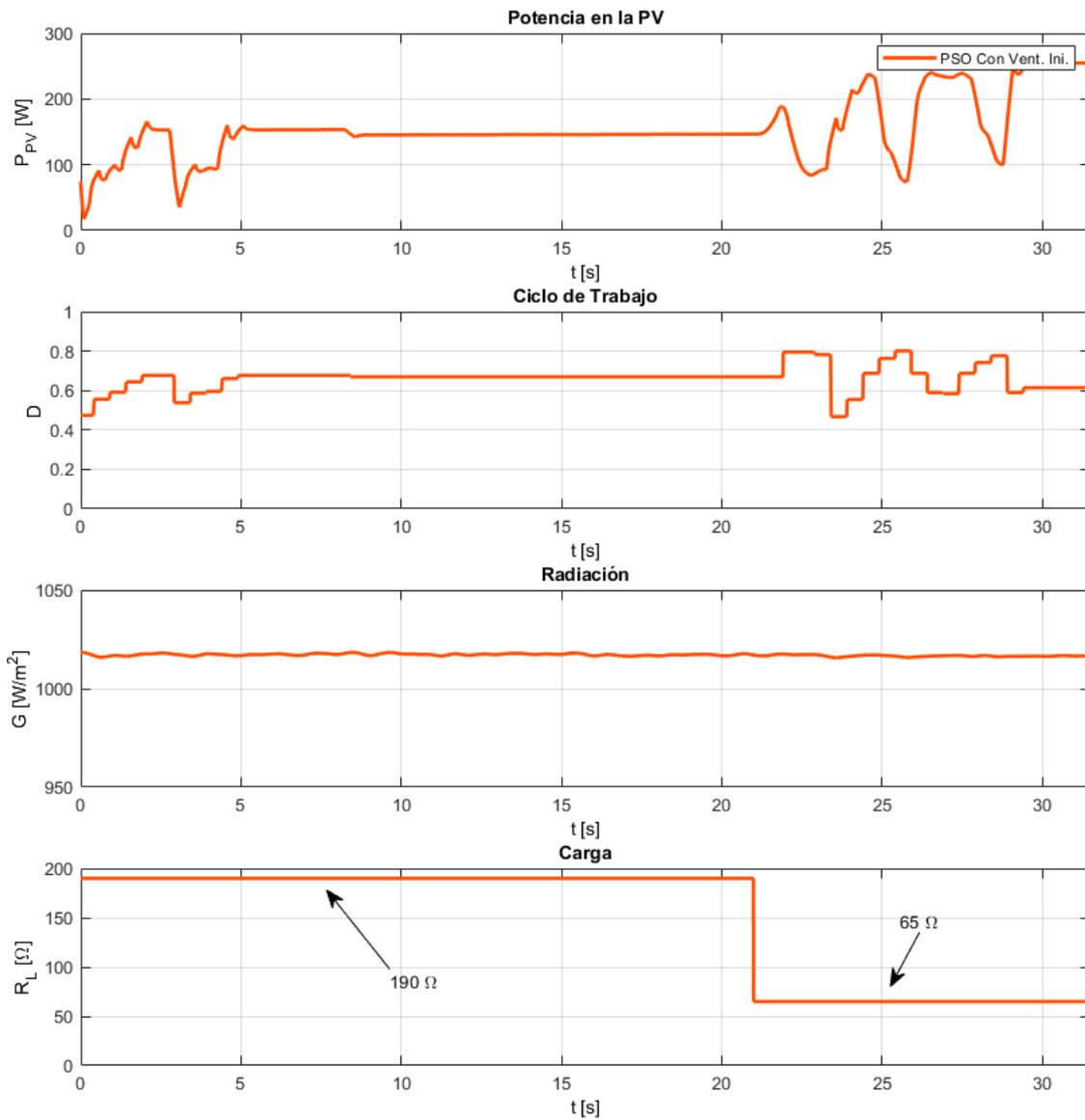


Figura 35. Respuesta del algoritmo PSO con Ventana de Inicialización ante un cambio brusco de del MPP.

6.4. Análisis: PSO Evolutivo

De la misma manera que con la variante anterior, en este apartado se realiza un análisis del rendimiento energético y comportamiento de la variante del algoritmo PSO Evolutivo, para validar su funcionamiento y comparar su desempeño con el del algoritmo PSO Base.

Como se ha explicado anteriormente, la modificación de este algoritmo consiste en ejecutar el algoritmo PSO con un tamaño de población fijo durante unas pocas iteraciones y eliminar posteriormente las partículas menos aptas de la población, tal y como se haría en un algoritmo de carácter evolutivo. Dado que la exploración del espacio de soluciones se realiza con todas las partículas, no se pierde la diversidad de búsqueda, lo que permite mantener la capacidad de búsqueda global del PSO. Al mismo tiempo, la eliminación de partículas inferiores de la población conduce a una convergencia más rápida y a una reducción de la variación de potencia fotovoltaica durante el seguimiento.

Para comprobar su eficacia, se ha realizado un experimento en el que se mide su desempeño en igualdad de condiciones (niveles de radiación constantes y similares, misma carga) con el algoritmo PSO Estándar. Para evaluar el rendimiento de los algoritmos se han utilizado los mismos indicadores que en los apartados anteriores, cuyos resultados se muestran en la Tabla 15. El experimento se muestra en la Figura 36:

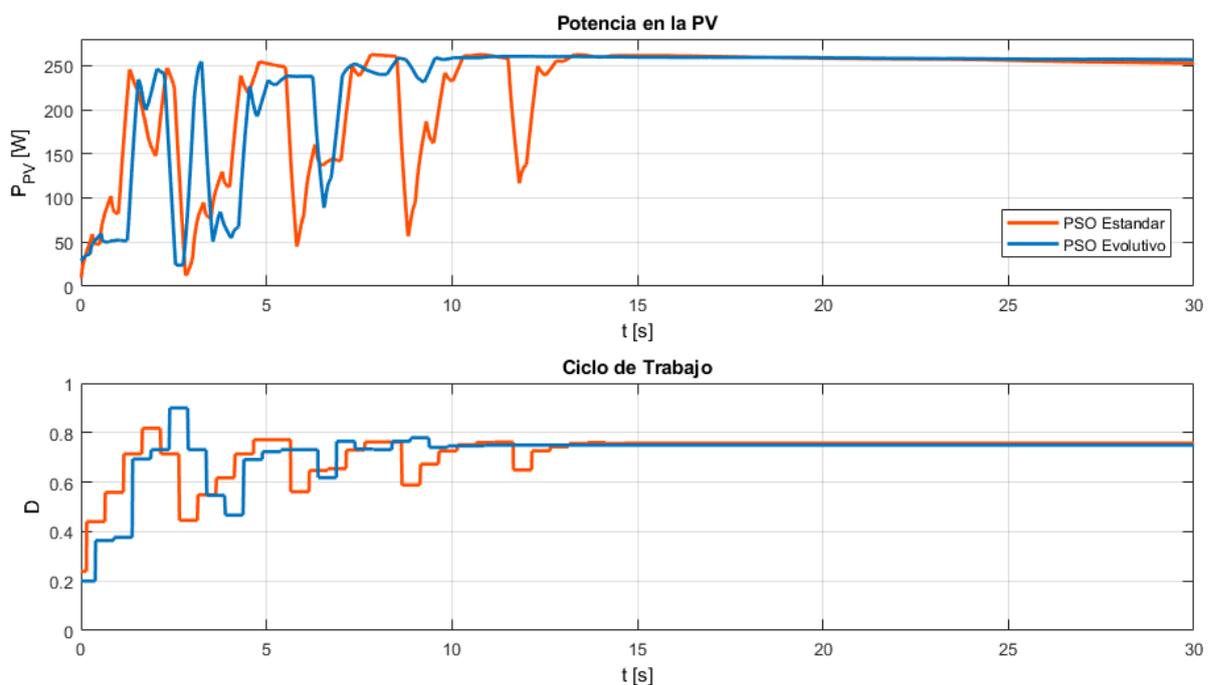


Figura 36. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO Evolutivo y el PSO Base.

Tabla 15. Comparación de rendimiento entre PSO Evolutivo y PSO Base.

| Algoritmo | D_c | $P_c [W]$ | $E_L(\%)$ | $t_c [s]$ |
|---------------|--------|-----------|-----------|-----------|
| PSO Estándar | 0.7577 | 260.21 | 13.89 | 14.5 |
| PSO Evolutivo | 0.7495 | 260.18 | 11.19 | 11 |

Los resultados muestran cómo el algoritmo con componente evolutiva no sólo consigue un tiempo de convergencia más veloz, sino que además lo hace con pérdidas de energía alrededor de 2.5% inferiores comparadas con el algoritmo PSO Base. Además, teniendo en cuenta que el algoritmo conserva la capacidad de búsqueda global del PSO y no se pierde la diversidad de búsqueda, se puede afirmar que este algoritmo constituye una mejora directa del PSO Base en todos sus aspectos, aunque no soluciona directamente ninguna de las debilidades de éste.

6.5. Análisis: PSO Híbrido (PSO+P&O)

Finalmente, en este apartado se realiza un análisis del rendimiento energético y comportamiento de la última variante, el algoritmo PSO Híbrido. De nuevo, para validar su funcionamiento y comparar su desempeño con el del algoritmo PSO Base, se ha realizado un experimento en el que se mide su desempeño en igualdad de condiciones (niveles de radiación constantes y similares, misma carga) con el algoritmo PSO Estándar. Para evaluar el rendimiento de los algoritmos se han utilizado los mismos indicadores que en los apartados anteriores, cuyos resultados se muestran en la Tabla 16. El experimento se muestra en la Figura 37.

Hay que recordar que, la idea detrás de este algoritmo consiste en que el algoritmo PSO (optimizador global) se aproxime al punto de máxima potencia evitando los máximos locales, y que partiendo de ese punto un algoritmo P&O localice el máximo global. De esta manera, cuando el algoritmo haya convergido y se encuentre en el estado estacionario, si se presentase una perturbación ligera en la radiación que incide en la PV, en lugar de reiniciarse por completo el algoritmo P&O podría corregir esa desviación del punto máximo de potencia.

Tabla 16. Comparación de rendimiento entre PSO Híbrido y PSO Base.

| Algoritmo | D_c | P_c [W] | E_L (%) | t_c [s] |
|--------------|---------------|-----------|-----------|-----------|
| PSO Estándar | 0.7575 | 267.78 | 15.86 | 15 |
| PSO Híbrido | 0.7571-0.7591 | 274.98 | 16.18 | 15 |

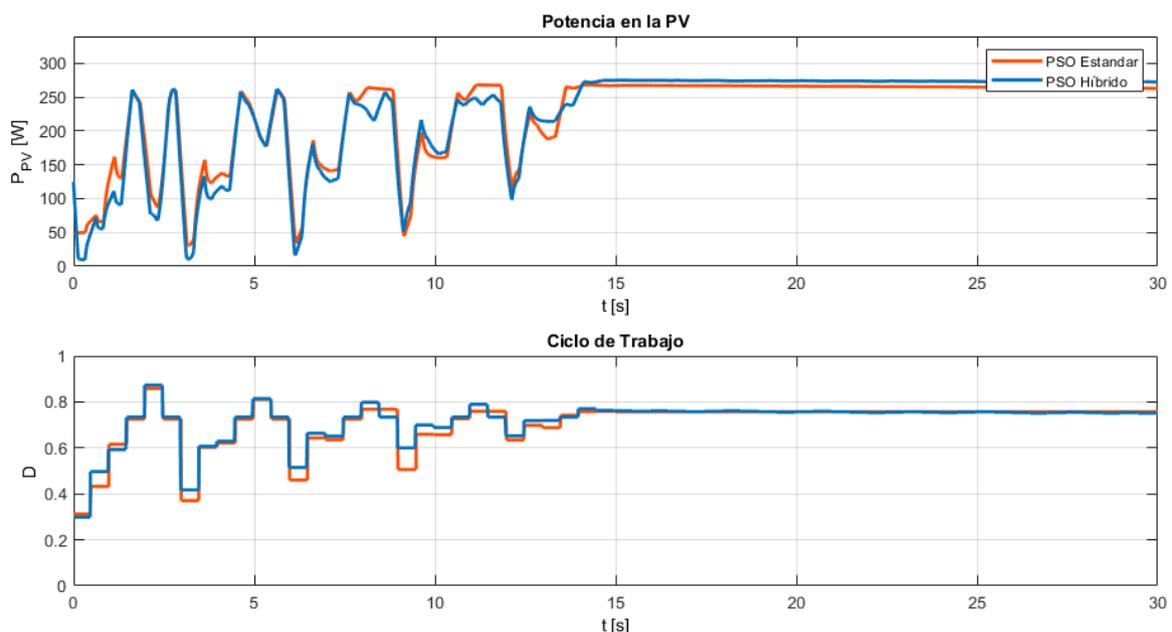


Figura 37. Resultados de la comparativa entre el algoritmo PSO Híbrido y el PSO Base.

Los resultados muestran cómo, ante condiciones estables y similares, el algoritmo estándar y su variante híbrida tienen comportamientos prácticamente idénticos (mismo tiempo de convergencia, pérdidas energéticas similares) durante sus transitorios. Esto no es de extrañar, ya que el algoritmo híbrido durante el transitorio en condiciones ambientales constantes es básicamente un PSO estándar. Para poder observar el algoritmo actuando según su propósito, se ha ejecutado ante unas condiciones de radiación variantes en cortos periodos de tiempo como los mostrados en la Figura 38.

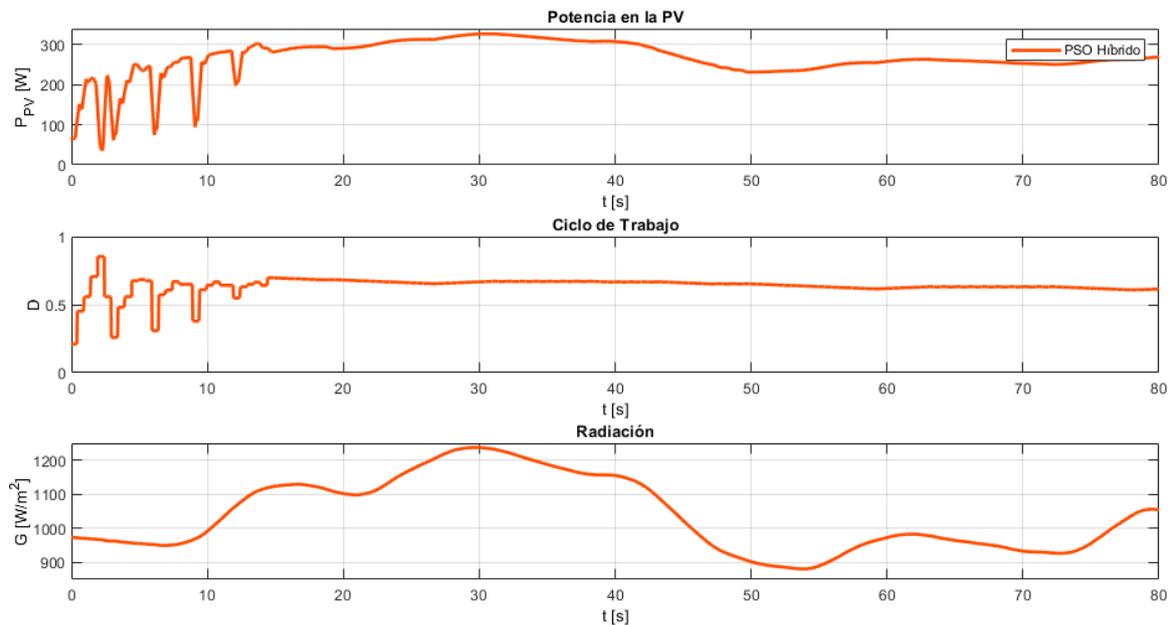


Figura 38. Respuesta del algoritmo PSO Híbrido ante unos cambios pequeños pero constantes del MPP.

En este caso, se puede observar cómo la aplicación del PSO Híbrido cobra sentido, ya que el PSO ubica rápidamente el MPP de partida para el algoritmo P&O sin caer en un máximo local, y este responde a los pequeños cambios que está sufriendo en este ejemplo, manteniéndose próximo al MPP según éste varía ligeramente. En caso de que se produzca un cambio brusco, el PSO ubicaría de nuevo el MPP.

En conclusión, el algoritmo Híbrido no mejora el rendimiento del algoritmo Base, pero sí que responde mejor ante condiciones variantes de radiación sucesivas, a costa de tener un peor rendimiento general en condiciones estables.

6.6. Comparativa entre Todas las Variantes PSO

En esta sección se realiza una comparativa entre todas las variantes contempladas en este trabajo, utilizando la información y conclusiones extraídas de los apartados anteriores, con el objetivo de determinar las ventajas y desventajas de utilizar uno frente a los demás. Dichas conclusiones se condensan en la Tabla 17, y se desarrollan más adelante.

Tabla 17. Comparativa entre las versiones de PSO analizadas.

| | PSO Base | PSO con Vent. Ini. | PSO Evolutivo | PSO Híbrido |
|--|---|---|--|---|
| Tiempo de convergencia | Alrededor de 30 iteraciones | Similar al PSO Base (Es posible reducir el número de partículas para mejorar la convergencia) | Sobre 10 iteraciones más rápido que el PSO Base | Similar al PSO Base |
| Eficiencia durante la búsqueda del MPPT | Perdidas de alrededor del 15% en los transitorios | Perdidas de alrededor de 6.5%, mejora considerable. | Perdidas ligeramente inferiores de 2.5% menos | Similar al PSO Base |
| Adaptación ante cambios pequeños de MPP | No se adapta, mantiene D hasta que se cumplan las condiciones de reinicio | Similar al PSO Base | Similar al PSO Base | El P&O hace frente a las pequeñas variaciones, eficiente |
| Adaptación ante cambios Bruscos de MPP | Realiza una nueva búsqueda para encontrar el nuevo MPP, eficiente | Realiza una nueva búsqueda para encontrar el nuevo MPP, eficiente. | Realiza una nueva búsqueda para encontrar el nuevo MPP, eficiente. | Realiza una nueva búsqueda para encontrar el nuevo MPP, eficiente |
| Complejidad de implementación (Respecto del PSO Base) | - | Sencilla | Sencilla | Moderadamente compleja |
| Costo computacional (Respecto del PSO Base) | - | Prácticamente el mismo | Ligeramente superior (requiere vectores de longitud variable) | Prácticamente el mismo |

En cuanto a la primera variante, el PSO con ventana de inicialización ofrece una disminución considerable en las oscilaciones en la potencia que entrega el convertidor a la carga durante la búsqueda del MPP, lo que redundaría en unas pérdidas de energía considerablemente inferiores respecto a las demás variantes, aunque no mejora el tiempo de convergencia. Cabe destacar que este tiempo de convergencia se podría disminuir reduciendo el número de partículas, y que se podría hacer sin sacrificar exploración del algoritmo, ya que el espacio de búsqueda con este algoritmo es menor gracias a la ventana de inicialización.

Por otro lado, la variante del PSO evolutivo ofrece los mejores tiempos de establecimiento, y consigue una pequeña disminución de la pérdida de energía,

mejorando todos los aspectos del algoritmo original sin añadir ningún tipo de contra. Sin embargo, a pesar de sus tiempos de convergencia más largos, la variante con ventana de inicialización consigue mayor eficiencia energética.

Finalmente, la variante de PSO Híbrido, tiene un comportamiento idéntico al del algoritmo original durante la búsqueda del MPP. Sin embargo, ofrece una respuesta única entre todas las variables cuando la radiación presenta pequeñas variaciones en ventanas de tiempo pequeñas, y es que en ese caso su algoritmo P&O realizaría un mejor seguimiento del MPP que las demás variantes, que tendrían que reiniciar la búsqueda. Aunque, si esos cambios se dan en intervalos algo más grandes, las oscilaciones que introduce el P&O podrían ser contraproducentes, reduciendo la eficiencia del algoritmo.

CAPITULO 7

CONCLUSIONES

7. CONCLUSIONES

En el presente trabajo, se han diseñado, implementado y validado diversas variantes basadas en el algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO), con el objetivo de diseñar e implementar un sistema de control avanzado basado en dicho algoritmo que opere en un sistema fotovoltaico real en el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT).

Además del algoritmo PSO convencional, se han recogido las ideas de tres variantes del algoritmo principal propuestas por distintos investigadores, las cuales no habían sido probadas en tiempo real sobre un panel fotovoltaico comercial, para ser implementadas y determinar su viabilidad. El desempeño y la eficacia de estas propuestas ha sido evaluada mediante experimentos sobre un panel fotovoltaico comercial PEIMAR SG340P.

El primer experimento ha consistido en una comparativa de rendimiento entre el algoritmo PSO original y el algoritmo más común en instalaciones fotovoltaicas de estas características, el algoritmo conocido como *Perturb & Observe* (P&O). Los resultados muestran como el algoritmo PSO consigue reducir el tiempo de establecimiento de 31s a tan solo 12s operando en condiciones similares, reduciendo las pérdidas energéticas durante los estados transitorios de 31.96% con el P&O a 9.72% con el PSO.

Una vez determinado la superioridad del algoritmo PSO original, se han realizado varios experimentos para determinar la mejora que suponen las variantes del PSO desarrolladas. La primera de las variantes propone el uso de una ventana de inicialización, que se ajusta justo antes de iniciar el algoritmo, reduciendo el espacio de búsqueda. Con esto, la variante con Ventana de Inicialización logra reducir notablemente las pérdidas de energía durante los estados transitorios reduciéndolas de 11.98% a un 6.5%, debido a la disminución de oscilaciones durante la búsqueda del MPP.

La segunda variante validada, original propuesta en este trabajo, añade al algoritmo PSO una componente de carácter evolutivo, donde durante las primeras etapas de la búsqueda se eliminan las partículas menos exitosas. Con esto se consiguen tiempos de convergencia mejores, de alrededor de 25% más rápidos, además de una pequeña disminución de 2.5% en las pérdidas energéticas, sin perder exploración del espacio de búsqueda.

La tercera y última variante consiste en un algoritmo Híbrido que combina el PSO como optimizador global y el P&O como optimizador local. De esta manera, se consigue el comportamiento superior del PSO durante los transitorios, manteniendo la flexibilidad que tiene el algoritmo P&O para hacer frente a pequeños cambios de forma continua. Sin embargo, este algoritmo cuenta con la desventaja del P&O de introducir oscilaciones en el estado transitorio.

En conclusión, los controladores han sido implementados y debidamente validados, y se han determinado los rendimientos de las variantes PSO propuestas.

CAPITULO 8

BIBLIOGRAFÍA

8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Y. E. G. Vera, R. Dufo-López, and J. L. Bernal-Agustín, “Energy management in microgrids with renewable energy sources: A literature review,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 9, no. 18. MDPI AG, Sep. 01, 2019. doi: 10.3390/app9183854.
- [2] D. Gielen, F. Boshell, D. Saygin, M. D. Bazilian, N. Wagner, and R. Gorini, “The role of renewable energy in the global energy transformation,” *Energy Strategy Reviews*, vol. 24, pp. 38–50, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.esr.2019.01.006.
- [3] International Panel on Climate Change, “Climate Change 2021: The Physical Science Basis,” Geneva, Switzerland, 2021.
- [4] International Energy Agency, “Net Zero by 2050,” Paris, France, 2021.
- [5] M. Farhat, O. Barambones, and L. Sbita, “A new maximum power point method based on a sliding mode approach for solar energy harvesting,” *Appl Energy*, vol. 185, pp. 1185–1198, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.03.055.
- [6] S. Alsadi and T. Khatib, “Photovoltaic power systems optimization research status: A review of criteria, constrains, models, techniques, and software tools,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 8, no. 10, Sep. 2018, doi: 10.3390/app8101761.
- [7] T. Adefarati and R. C. Bansal, “Energizing Renewable Energy Systems and Distribution Generation,” in *Pathways to a Smarter Power System*, Elsevier, 2019, pp. 29–65. doi: 10.1016/B978-0-08-102592-5.00002-8.
- [8] R. Sheng, J. Du, S. Liu, C. Wang, Z. Wang, and X. Liu, “Solar photovoltaic investment changes across china regions using a spatial shift-share analysis,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 19, Oct. 2021, doi: 10.3390/en14196418.
- [9] V. Kapsalis, G. Kyriakopoulos, M. Zamparas, and A. Tolis, “Investigation of the photon to charge conversion and its implication on photovoltaic cell efficient operation,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 11, Jun. 2021, doi: 10.3390/en14113022.
- [10] I. M. Dharmadasa, A. A. Ojo, H. I. Salim, and R. Dharmadasa, “Next generation solar cells based on graded bandgap device structures utilising rod-type nano-materials,” *Energies (Basel)*, vol. 8, no. 6, pp. 5440–5458, 2015, doi: 10.3390/en8065440.
- [11] D. Leitão, J. P. N. Torres, and J. F. P. Fernandes, “Spectral irradiance influence on solar cells efficiency,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 19, Oct. 2020, doi: 10.3390/en13195017.

- [12] M. Gursoy, G. Zhuo, A. G. Lozowski, and X. Wang, "Photovoltaic energy conversion systems with sliding mode control," *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 19, Oct. 2021, doi: 10.3390/en14196071.
- [13] M. Rasheduzzaman, P. Fajri, J. Kimball, and B. Deken, "Modeling, analysis, and control design of a single-stage boost inverter," *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 14, Jul. 2021, doi: 10.3390/en14144098.
- [14] A. Cordeiro *et al.*, "Automated Solar PV Simulation System Supported by DC–DC Power Converters," *Designs (Basel)*, vol. 7, no. 2, p. 36, Mar. 2023, doi: 10.3390/designs7020036.
- [15] M. G. Villalva and E. Ruppert, "Analysis and Simulation of the P&O MPPT Algorithm Using a Linearized PV Array Model."
- [16] A. Al Nabulsi and R. Dhaouadi, "Efficiency optimization of a dsp-based standalone PV system using fuzzy logic and dual-MPPT control," *IEEE Trans Industr Inform*, vol. 8, no. 3, pp. 573–584, 2012, doi: 10.1109/TII.2012.2192282.
- [17] M. Derbeli, C. Napole, O. Barambones, J. Sanchez, I. Calvo, and P. Fernández-Bustamante, "Maximum power point tracking techniques for photovoltaic panel: A review and experimental applications," *Energies*, vol. 14, no. 22. MDPI, Nov. 01, 2021. doi: 10.3390/en14227806.
- [18] A. Bahrami, C. O. Okoye, and U. Atikol, "The effect of latitude on the performance of different solar trackers in Europe and Africa," *Appl Energy*, vol. 177, pp. 896–906, Sep. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.05.103.
- [19] R. Ramful and N. Sowaruth, "Low-cost solar tracker to maximize the capture of solar energy in tropical countries," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 295–302, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.egyr.2022.10.145.
- [20] F. Troudi *et al.*, "Comparative Assessment between Five Control Techniques to Optimize the Maximum Power Point Tracking Procedure for PV Systems," *Mathematics*, vol. 10, no. 7, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10071080.
- [21] L. M. Elobaid, A. K. Abdelsalam, and E. E. Zakzouk, "Artificial neural network-based photovoltaic maximum power point tracking techniques: A survey," *IET Renewable Power Generation*, vol. 9, no. 8, pp. 1043–1063, Nov. 2015, doi: 10.1049/iet-rpg.2014.0359.
- [22] A. Nickabadi, M. M. Ebadzadeh, and R. Safabakhsh, "A novel particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 11, no. 4, pp. 3658–3670, Jun. 2011, doi: 10.1016/j.asoc.2011.01.037.

- [23] M. Miyatake, M. Veerachary, S. Member, F. Toriumi Nobuhiko Fujii, F. Toriumi, and N. Fujii, “Maximum Power Point Tracking of Multiple Photovoltaic Arrays: A PSO Approach.”
- [24] A. E. Becquerel, “Memoire sur les effects d’électriques produits sous l’influence des rayons solaires,” *Annalen der Physick und Chemie*, vol. 54, no. 1841, pp. 35–42, 1841.
- [25] A. E. Becquerel, “Recherches sur les effets de la radiation chimique de la lumiere solaire au moyen des courants electriques,” *Comptes Rendus de L’Academie des Sciences*, vol. 9, pp. 145–149, 1839.
- [26] R. A. Marques Lameirinhas, J. P. N. Torres, and J. P. de Melo Cunha, “A Photovoltaic Technology Review: History, Fundamentals and Applications,” *Energies*, vol. 15, no. 5. MDPI, Mar. 01, 2022. doi: 10.3390/en15051823.
- [27] M. A. Green, “Photovoltaics_coming_of_age,” *University of New South Wales Kensington, Australia*, 1990.
- [28] D. Lincot, “The new paradigm of photovoltaics: From powering satellites to powering humanity,” *Comptes Rendus Physique*, vol. 18, no. 7–8. Elsevier Masson s.r.l., pp. 381–390, Sep. 01, 2017. doi: 10.1016/j.crhy.2017.09.003.
- [29] R.H. Bube, *Photovoltaic materials*, vol. 1. Imperial College Press, 1998.
- [30] V. Kapsalis, G. Kyriakopoulos, M. Zamparas, and A. Tolis, “Investigation of the photon to charge conversion and its implication on photovoltaic cell efficient operation,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 11, Jun. 2021, doi: 10.3390/en14113022.
- [31] I. M. Dharmadasa, A. A. Ojo, H. I. Salim, and R. Dharmadasa, “Next generation solar cells based on graded bandgap device structures utilising rod-type nano-materials,” *Energies (Basel)*, vol. 8, no. 6, pp. 5440–5458, 2015, doi: 10.3390/en8065440.
- [32] D. Leitão, J. P. N. Torres, and J. F. P. Fernandes, “Spectral irradiance influence on solar cells efficiency,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 19, Oct. 2020, doi: 10.3390/en13195017.
- [33] A. Romeo and E. Artegiani, “Cdte-based thin film solar cells: Past, present and future,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 6, Mar. 2021, doi: 10.3390/en14061684.
- [34] I. Rahul and R. Hariharan, “Enhancement of Solar PV Panel Using Single Integral Sliding Mode MPPT Control,” *International Journal of Integrated Engineering*, vol. 14, no. 6, pp. 281–289, 2022, doi: 10.30880/ijie.2022.14.06.025.

- [35] R. Sharmin, S. S. Chowdhury, F. Abedin, and K. M. Rahman, "Implementation of an MPPT technique of a solar module with supervised machine learning," *Front Energy Res*, vol. 10, Aug. 2022, doi: 10.3389/fenrg.2022.932653.
- [36] C. Pradhan, M. K. Senapati, N. K. Ntiakoh, and R. K. Calay, "Roach Infestation Optimization MPPT Algorithm for Solar Photovoltaic System," *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 6, Mar. 2022, doi: 10.3390/electronics11060927.
- [37] A. Eltamaly and A. Abdelaziz, *Modern Maximum Power Point Tracking Techniques for Photovoltaic Energy Systems*. Cham, Switzerland, 2020.
- [38] H. Islam *et al.*, "Performance evaluation of maximum power point tracking approaches and photovoltaic systems," *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 2, Feb. 2018, doi: 10.3390/en11020365.
- [39] A. Awasthi *et al.*, "Review on sun tracking technology in solar PV system," *Energy Reports*, vol. 6. Elsevier Ltd, pp. 392–405, Nov. 01, 2020. doi: 10.1016/j.egyr.2020.02.004.
- [40] M. Sarvi and A. Azadian, "A comprehensive review and classified comparison of MPPT algorithms in PV systems," *Energy Systems*, vol. 13, no. 2. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, pp. 281–320, May 01, 2022. doi: 10.1007/s12667-021-00427-x.
- [41] P. Pandiyan *et al.*, "Implementation of different mppt techniques in solar pv tree under partial shading conditions," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 13, Jul. 2021, doi: 10.3390/su13137208.
- [42] S. Angadi, U. R. Yaragatti, Y. Suresh, and A. B. Raju, "System parameter based performance optimization of solar PV systems with perturbation based MPPT algorithms," *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 7, Apr. 2021, doi: 10.3390/en14072007.
- [43] L. Bhukya, N. R. Kedika, and S. R. Salkuti, "Enhanced Maximum Power Point Techniques for Solar Photovoltaic System under Uniform Insolation and Partial Shading Conditions: A Review," *Algorithms*, vol. 15, no. 10. MDPI, Oct. 01, 2022. doi: 10.3390/a15100365.
- [44] P. K. Bandahalli Mallappa, H. M. Garcia, and G. V. Quesada, "Power quality enhancement in a grid-integrated photovoltaic system using hybrid techniques," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 11, no. 21, Nov. 2021, doi: 10.3390/app112110120.
- [45] F. Troudi *et al.*, "Comparative Assessment between Five Control Techniques to Optimize the Maximum Power Point Tracking Procedure for PV Systems," *Mathematics*, vol. 10, no. 7, Apr. 2022, doi: 10.3390/math10071080.

- [46] M. I. S. Guerra, F. M. U. de Araújo, M. Dhimish, and R. G. Vieira, "Assessing maximum power point tracking intelligent techniques on a pv system with a buck–boost converter," *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 22, Nov. 2021, doi: 10.3390/en14227453.
- [47] K. Punitha, D. Devaraj, and S. Sakthivel, "Artificial neural network based modified incremental conductance algorithm for maximum power point tracking in photovoltaic system under partial shading conditions," *Energy*, vol. 62, pp. 330–340, Dec. 2013, doi: 10.1016/j.energy.2013.08.022.
- [48] M. Alaraj, A. Kumar, I. Alsaidan, M. Rizwan, and M. Jamil, "An Advanced and Robust Approach to Maximize Solar Photovoltaic Power Production," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 12, Jun. 2022, doi: 10.3390/su14127398.
- [49] M. F. N. Tajuddin, M. S. Arif, S. M. Ayob, and Z. Salam, "Perturbative methods for maximum power point tracking (MPPT) of photovoltaic (PV) systems: A review," *International Journal of Energy Research*, vol. 39, no. 9. John Wiley and Sons Ltd, pp. 1153–1178, Jul. 01, 2015. doi: 10.1002/er.3289.
- [50] M. S. Bin Arif, U. Mustafa, and S. bin Md. Ayob, "Extensively used conventional and selected advanced maximum power point tracking techniques for solar photovoltaic applications: An overview," *AIMS Energy*, vol. 8, no. 5, pp. 935–958, 2020, doi: 10.3934/ENERGY.2020.5.935.
- [51] N. Swaminathan, N. Lakshminarasamma, and Y. Cao, "A Fixed Zone Perturb and Observe MPPT Technique for a Standalone Distributed PV System," *IEEE J Emerg Sel Top Power Electron*, vol. 10, no. 1, pp. 361–374, Feb. 2022, doi: 10.1109/JESTPE.2021.3065916.
- [52] R. Bisht and A. Sikander, "An improved method based on fuzzy logic with beta parameter for PV MPPT system," *Optik (Stuttg)*, vol. 259, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.ijleo.2022.168939.
- [53] S. Srinivasan, R. Tiwari, M. Krishnamoorthy, M. P. Lalitha, and K. K. Raj, "Neural network based MPPT control with reconfigured quadratic boost converter for fuel cell application," *Int J Hydrogen Energy*, vol. 46, no. 9, pp. 6709–6719, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.11.121.
- [54] L. M. Elobaid, A. K. Abdelsalam, and E. E. Zakzouk, "Artificial neural network-based photovoltaic maximum power point tracking techniques: A survey," *IET Renewable Power Generation*, vol. 9, no. 8, pp. 1043–1063, Nov. 2015, doi: 10.1049/iet-rpg.2014.0359.
- [55] K. Guo, L. Cui, M. Mao, L. Zhou, and Q. Zhang, "An Improved Gray Wolf Optimizer MPPT Algorithm for PV System with BFBIC Converter under

- Partial Shading,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 103476–103490, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2999311.
- [56] M. N. Ali, K. Mahmoud, M. Lehtonen, and M. M. F. Darwish, “Promising mppt methods combining metaheuristic, fuzzy-logic and ann techniques for grid-connected photovoltaic,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 21, no. 4, pp. 1–18, Feb. 2021, doi: 10.3390/s21041244.
- [57] W. Hayder, E. Ogliari, A. Dolara, A. Abid, M. Ben Hamed, and L. Sbita, “Improved PSO: A comparative study in MPPT algorithm for PV system control under partial shading conditions,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 8, Apr. 2020, doi: 10.3390/en13082035.
- [58] M. J. Khan, D. Kumar, Y. Narayan, H. Malik, F. P. G. Márquez, and C. Q. G. Muñoz, “A Novel Artificial Intelligence Maximum Power Point Tracking Technique for Integrated PV-WT-FC Frameworks,” *Energies (Basel)*, vol. 15, no. 9, May 2022, doi: 10.3390/en15093352.
- [59] C. R. Algarín, J. T. Giraldo, and O. R. Álvarez, “Fuzzy logic based MPPT controller for a PV system,” *Energies (Basel)*, vol. 10, no. 12, Dec. 2017, doi: 10.3390/en10122036.
- [60] K. Punitha, D. Devaraj, and S. Sakthivel, “Artificial neural network based modified incremental conductance algorithm for maximum power point tracking in photovoltaic system under partial shading conditions,” *Energy*, vol. 62, pp. 330–340, Dec. 2013, doi: 10.1016/j.energy.2013.08.022.
- [61] J. K. Shiau, Y. C. Wei, and B. C. Chen, “A study on the fuzzy-logic-based solar power MPPT algorithms using different fuzzy input variables,” *Algorithms*, vol. 8, no. 2, pp. 100–127, 2015, doi: 10.3390/a8020100.
- [62] D. Remoaldo and I. S. Jesus, “Analysis of a traditional and a fuzzy logic enhanced perturb and observe algorithm for the mppt of a photovoltaic system,” *Algorithms*, vol. 14, no. 1, Jan. 2021, doi: 10.3390/a14010024.
- [63] C. L. Liu, J. H. Chen, Y. H. Liu, and Z. Z. Yang, “An asymmetrical fuzzy-logic-control-based MPPT algorithm for photovoltaic systems,” *Energies (Basel)*, vol. 7, no. 4, pp. 2177–2193, 2014, doi: 10.3390/en7042177.
- [64] M. Kermadi and E. M. Berkouk, “Artificial intelligence-based maximum power point tracking controllers for Photovoltaic systems: Comparative study,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 69. Elsevier Ltd, pp. 369–386, Mar. 01, 2017. doi: 10.1016/j.rser.2016.11.125.
- [65] S. Allahabadi, H. Iman-Eini, and S. Farhangi, “Fast Artificial Neural Network Based Method for Estimation of the Global Maximum Power Point in Photovoltaic Systems,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 69, no. 6, pp. 5879–5888, Jun. 2022, doi: 10.1109/TIE.2021.3094463.

- [66] U. U. Rehman, P. Faria, L. Gomes, and Z. Vale, "Artificial Neural Network Based Efficient Maximum Power Point Tracking for Photovoltaic Systems," in *2022 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2022 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe, IEEEIC / I and CPS Europe 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022. doi: 10.1109/IEEEIC/ICPSEurope54979.2022.9854613.
- [67] A. Gupta, Y. K. Chauhan, and R. K. Pachauri, "A comparative investigation of maximum power point tracking methods for solar PV system," *Solar Energy*, vol. 136. Elsevier Ltd, pp. 236–253, Oct. 15, 2016. doi: 10.1016/j.solener.2016.07.001.
- [68] H. Sahraoui, H. Mellah, S. Drid, and L. Chrifi-Alaoui, "Adaptive maximum power point tracking using neural networks for a photovoltaic systems according grid," *Electrical Engineering and Electromechanics*, no. 5, pp. 57–66, Oct. 2021, doi: 10.20998/2074-272X.2021.5.08.
- [69] A. Chouksey, S. Awasthi, and S. K. Singh, "Fuzzy cognitive network-based maximum power point tracking using a self-tuned adaptive gain scheduled fuzzy proportional integral derivative controller and improved artificial neural network-based particle swarm optimization," *Fuzzy Sets Syst*, vol. 381, pp. 26–50, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.fss.2019.02.007.
- [70] A. Ibnelouad, A. El Kari, H. Ayad, and M. Mjahed, "Improved cooperative artificial neural network-particle swarm optimization approach for solar photovoltaic systems using maximum power point tracking," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 30, no. 8, Aug. 2020, doi: 10.1002/2050-7038.12439.
- [71] M. Abu Sarhan, M. Ding, X. Chen, and M. Wu, "Performance study of neural network and ANFIS based MPPT methods for grid connected PV system," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Dec. 2017, pp. 227–234. doi: 10.1145/3171592.3171623.
- [72] M. Farhat, O. Barambones, and L. Sbita, "A new maximum power point method based on a sliding mode approach for solar energy harvesting," *Appl Energy*, vol. 185, pp. 1185–1198, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.03.055.
- [73] C. Napole, M. Derbeli, and O. Barambones, "Fuzzy logic approach for maximum power point tracking implemented in a real time photovoltaic system," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 11, no. 13, Jul. 2021, doi: 10.3390/app11135927.
- [74] D. E. GOLBERG, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, 1989th ed., vol. 1989. Addison wesley, 1989.

- [75] J. H. HOLLAND, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
- [76] M. Dehghani *et al.*, “Genetic algorithm for energy commitment in a power system supplied by multiple energy carriers,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 12, no. 23, pp. 1–23, Dec. 2020, doi: 10.3390/su122310053.
- [77] S. Daraban, D. Petreus, and C. Morel, “A novel MPPT (maximum power point tracking) algorithm based on a modified genetic algorithm specialized on tracking the global maximum power point in photovoltaic systems affected by partial shading,” *Energy*, vol. 74, no. C, pp. 374–388, 2014, doi: 10.1016/j.energy.2014.07.001.
- [78] M. Zagrouba, A. Sellami, M. Bouaïcha, and M. Ksouri, “Identification of PV solar cells and modules parameters using the genetic algorithms: Application to maximum power extraction,” *Solar Energy*, vol. 84, no. 5, pp. 860–866, May 2010, doi: 10.1016/j.solener.2010.02.012.
- [79] E. Mirnateghi and A. S. Mosallam, “Multi-criteria optimization of energy-efficient cementitious sandwich panels building systems using genetic algorithm,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 18, Sep. 2021, doi: 10.3390/en14186001.
- [80] J. Lee and S. Jeong, “Robust temperature control of a variable-speed refrigeration system based on sliding mode control with optimal parameters derived using the genetic algorithm,” *Energies (Basel)*, vol. 14, no. 19, Oct. 2021, doi: 10.3390/en14196321.
- [81] Y. Kali *et al.*, “Current control of a six-phase induction machine drive based on discrete-time sliding mode with time delay estimation,” *Energies (Basel)*, vol. 12, no. 1, Jan. 2019, doi: 10.3390/en12010170.
- [82] M. Derbeli, M. Farhat, O. Barambones, and L. Sbita, “Control of PEM fuel cell power system using sliding mode and super-twisting algorithms,” *Int J Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 13, pp. 8833–8844, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.ijhydene.2016.06.103.
- [83] A. Kihal, F. Krim, B. Talbi, A. Laib, and A. Sahli, “A robust control of two-stage grid-tied PV systems employing integral sliding mode theory,” *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 10, Oct. 2018, doi: 10.3390/en11102791.
- [84] A. Chouza, O. Barambones, I. Calvo, and J. Velasco, “Sliding mode-based robust control for piezoelectric actuators with inverse dynamics estimation,” *Energies (Basel)*, vol. 12, no. 5, 2019, doi: 10.3390/en12050943.
- [85] M. Y. Silaa, M. Derbeli, O. Barambones, and A. Cheknane, “Design and Implementation of High Order Sliding Mode Control for PEMFC Power

- System,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 17, Sep. 2020, doi: 10.3390/en13174317.
- [86] M. Derbeli, O. Barambones, J. A. Ramos-Hernanz, and L. Sbita, “Real-time implementation of a super twisting algorithm for PEM fuel cell power system,” *Energies (Basel)*, vol. 12, no. 9, 2019, doi: 10.3390/en12091594.
- [87] C. A. Ramos-Paja, D. G. Montoya, and J. D. Bastidas-Rodriguez, “Sliding-mode control of distributed maximum power point tracking converters featuring overvoltage protection,” *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 9, 2018, doi: 10.3390/en11092220.
- [88] Y. Gao, X. Li, W. Zhang, D. Hou, and L. Zheng, “A sliding mode control strategy with repetitive sliding surface for shunt active power filter with an LCLCL filter,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 7, Apr. 2020, doi: 10.3390/en13071740.
- [89] L. Pan, Z. Zhu, Y. Xiong, and J. Shao, “Integral sliding mode control for maximum power point tracking in dfig based floating offshore wind turbine and power to gas,” *Processes*, vol. 9, no. 6, Jun. 2021, doi: 10.3390/pr9061016.
- [90] S. Vanti, P. R. Bana, S. D’Arco, and M. Amin, “Single-Stage Grid-Connected PV System with Finite Control Set Model Predictive Control and an Improved Maximum Power Point Tracking,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 13, no. 2, pp. 791–802, Apr. 2022, doi: 10.1109/TSTE.2021.3132057.
- [91] P. Yang, Y. Peng, Y. Xia, W. Wei, M. Yu, and Q. Feng, “A unified bus voltage regulation and MPPT control for multiple PV sources based on modified MPC in the DC microgrid,” *Front Energy Res*, vol. 10, Sep. 2022, doi: 10.3389/fenrg.2022.1010425.
- [92] S. Ghosh, J. C. Barman, and I. Batarseh, “Model Predictive Control of Multi-input Solar-Wind Hybrid System in DC Community with Battery Back-up,” in *Proceedings of the 2021 IEEE 12th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems, PEDG 2021*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jun. 2021. doi: 10.1109/PEDG51384.2021.9494234.
- [93] M. Derbeli, A. Charaabi, O. Barambones, and C. Napole, “High-performance tracking for proton exchange membrane fuel cell system pemfc using model predictive control,” *Mathematics*, vol. 9, no. 11, Jun. 2021, doi: 10.3390/math9111158.
- [94] C. Muñoz *et al.*, “Predictive control with current-based maximum power point-tracking for on-grid photovoltaic applications,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 6, Mar. 2021, doi: 10.3390/su13063037.

- [95] J. L. Torres-Madroño, C. Nieto-Londoño, and J. Sierra-Pérez, "Hybrid energy systems sizing for the colombian context: A genetic algorithm and particle swarm optimization approach," *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 21, Nov. 2020, doi: 10.3390/en13215648.
- [96] H. Li, D. Yang, W. Su, J. Lu, and X. Yu, "An Overall Distribution Particle Swarm Optimization MPPT Algorithm for Photovoltaic System under Partial Shading," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 1, pp. 265–275, Jan. 2019, doi: 10.1109/TIE.2018.2829668.
- [97] R. B. A. Koad, A. F. Zobaa, and A. El-Shahat, "A Novel MPPT Algorithm Based on Particle Swarm Optimization for Photovoltaic Systems," *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 8, no. 2, pp. 468–476, Apr. 2017, doi: 10.1109/TSTE.2016.2606421.
- [98] K. Ishaque, Z. Salam, M. Amjad, and S. Mekhilef, "An improved particle swarm optimization (PSO)-based MPPT for PV with reduced steady-state oscillation," *IEEE Trans Power Electron*, vol. 27, no. 8, pp. 3627–3638, 2012, doi: 10.1109/TPEL.2012.2185713.
- [99] K. Sundareswaran, V. Vignesh kumar, and S. Palani, "Application of a combined particle swarm optimization and perturb and observe method for MPPT in PV systems under partial shading conditions," *Renew Energy*, vol. 75, pp. 308–317, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.renene.2014.09.044.
- [100] A. Khare and S. Rangnekar, "A review of particle swarm optimization and its applications in Solar Photovoltaic system," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 13, no. 5. Elsevier Ltd, pp. 2997–3006, 2013. doi: 10.1016/j.asoc.2012.11.033.
- [101] L. Bhukya and S. Nandiraju, "A novel photovoltaic maximum power point tracking technique based on grasshopper optimized fuzzy logic approach," *Int J Hydrogen Energy*, vol. 45, no. 16, pp. 9416–9427, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.01.219.
- [102] H. Rezaei, O. Bozorg-Haddad, and X. Chu, "Grey Wolf Optimization (GWO) Algorithm," in *Advanced Optimization by Nature-Inspired Algorithms*, O. Bozorg-Haddad, Ed., Singapore: Springer Singapore, 2018, pp. 81–91. doi: 10.1007/978-981-10-5221-7_9.
- [103] R. Venkata Rao and A. Saroj, "A self-adaptive multi-population based Jaya algorithm for engineering optimization," *Swarm Evol Comput*, vol. 37, pp. 1–26, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.swevo.2017.04.008.
- [104] M. Dehghani, Š. Hubálovský, and P. Trojovský, "Cat and mouse based optimizer: A new nature-inspired optimization algorithm," *Sensors*, vol. 21, no. 15, Aug. 2021, doi: 10.3390/s21155214.
- [105] J. Kennedy, R. Eberhart, and bls gov, "Particle Swarm Optimization."

- [106] Z. Qing, Z. Xing, L. Chun, L. S. Shou, and C. Xiaojing, “An improved particle swarm optimization MPPT algorithm based on voltage window restrictions,” in *2014 17th International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2014*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2014, pp. 795–799. doi: 10.1109/ICEMS.2014.7013593.
- [107] K. Sundareswaran, V. Vignesh kumar, and S. Palani, “Application of a combined particle swarm optimization and perturb and observe method for MPPT in PV systems under partial shading conditions,” *Renew Energy*, vol. 75, pp. 308–317, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.renene.2014.09.044.

ANEXOS

ANEXOS

Anexo 1: Código del controlador PSO Base

```

function [P,D]= PSO(Vpv, w, c1, c2, Reset, Ipv)

%% %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% CONTROLADOR PSO ESTÁNDAR
%% %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
% Autor: Asier del Rio
%% %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Inicialización
% u = partícula actual, dcurrent= ciclo de trabajo actual, pbest= mejor
% ciclo de trabajo, p = potencias, dc = ciclos de trabajo,
% v=velocidad de las partículas, gbest = mejor ciclo de trabajo
n=5; %Número de partículas

P=Vpv*Ipv; %Leer potencia

persistent idx u dcurrent pbest p dc v gbest Pprev k bool closeness
n_particle wi waux;

if(isempty(p) || Reset==1)
    n_particle=n;
    bool =0;
    k=0;
    idx=0;
    closeness = false;
    Pprev=Vpv*Ipv;
    dcurrent=0.5;
    gbest=0.5;
    p=zeros(n_particle,1);
    v=zeros(n_particle,1);
    pbest=zeros(n_particle,1);
    dc=zeros(n_particle,1);
    wi=zeros(n_particle,1);
    u=0;
    waux=w;

    if(n ==3)

        dc(1)=randi( [5 330])/1000;
        dc(2)=randi( [330 660])/1000;
        dc(3)=randi( [660 995])/1000;

    end
    if(n ==4)

        dc(1)=randi( [5 250])/1000;
        dc(2)=randi( [250 500])/1000;
        dc(3)=randi( [500 750])/1000;
        dc(4)=randi( [760 995])/1000;

    end
end

```

```

if(n ==5)

    dc(1)=((rand(1)*175)+200)/1000;
    dc(2)=((rand(1)*175)+375)/1000;
    dc(3)=((rand(1)*100)+550)/1000;
    dc(4)=((rand(1)*100)+650)/1000;
    dc(5)=((rand(1)*100)+800)/1000;

end
if(n ==6)

    dc(1)=randi( [5 166])/1000;
    dc(2)=randi( [166 333])/1000;
    dc(3)=randi( [333 500])/1000;
    dc(4)=randi( [500 666])/1000;
    dc(5)=randi( [666 833])/1000;
    dc(6)=randi( [833 995])/1000;
end
if(n ==7)

    dc(1)=randi( [5 143])/1000;
    dc(2)=randi( [143 286])/1000;
    dc(3)=randi( [286 429])/1000;
    dc(4)=randi( [429 571])/1000;
    dc(5)=randi( [571 714])/1000;
    dc(6)=randi( [714 857])/1000;
    dc(7)=randi( [857 995])/1000;
end
if(n ==8)

    dc(1)=randi( [5 100])/1000;
    dc(2)=randi( [150 250])/1000;
    dc(3)=randi( [250 350])/1000;
    dc(4)=randi( [350 500])/1000;
    dc(5)=randi( [500 650])/1000;
    dc(6)=randi( [650 750])/1000;
    dc(7)=randi( [750 850])/1000;
    dc(8)=randi( [900 1000])/1000;
end
end

D=dcurent; %Actualizar ciclo de trabajo

%Actualización de mejores resultados de las partículas

if(u>=1 && u<=n)
    if((Vpv*Ipv)>p(u))
        p(u)=Vpv*Ipv;
        pbest(u)=dcurent;
    end
end
u=u+1;

%Reestablecer contador de partículas

if(u > n+1)
    u=1;
end

```

```

if(u == n+1 ) %Aumentar iteración

    if(bool==0)
        k=k+1;
    end

    [~,idx]=max(p); % se coge el índice de la posición de la
    %párticula que más potencia ha registrado
    gbest=pbest(idx); % y se transfiere su valor a la variable
    %gbest (máximo global)

    if(bool ==0)
        D=gbest;

    end
    dcurrent=D;
    %Actualización de velocidad y ciclo de trabajo de partículas
    if(bool==0)
        for j=1:n
            if k > 20
                waux=0.05;
            end
            wi(j)=updateinercia(waux, dc(j),gbest);
v(j)=updatevelocity(w,c1,c2,v(j),pbest(j),dc(j),gbest);%wi(j)
            dc(j)=updateduty(dc(j),v(j));
        end
    end

    %Comprobar si se ha llegado a la estabilidad
    if(bool==0)
        closeness=true;
        for i=1:n
            for j=1:n
                if(i~=j)
                    closeness = closeness & (abs(dc(i)-dc(j))<0.1);
                end
            end
        end
    end

    %Si se ha llegado a estabilidad
    if(bool==1)

        %Comprobar si cambia la potencia
        if(abs(Vpv*Ipv-Pprev)/Pprev > 0.2) %Criterio de Reinicio

            idx=0;
            dcurrent=0.5;
            gbest=0.5;
            p=zeros(n_particle,1);
            v=zeros(n_particle,1);
            wi=zeros(n_particle,1);
            waux=w;
            pbest=zeros(n_particle,1);
            dc=zeros(n_particle,1);

```

```

if(n ==3)
    dc(1)=randi( [5 330])/1000;
    dc(2)=randi( [330 660])/1000;
    dc(3)=randi( [660 995])/1000;

end
if(n ==4)
    dc(1)=randi( [5 250])/1000;
    dc(2)=randi( [250 500])/1000;
    dc(3)=randi( [500 750])/1000;
    dc(4)=randi( [760 995])/1000;
end

if(n ==5)

    dc(1)=((rand(1)*175)+200)/1000;
    dc(2)=((rand(1)*175)+375)/1000;
    dc(3)=((rand(1)*100)+550)/1000;
    dc(4)=((rand(1)*100)+650)/1000;
    dc(5)=((rand(1)*100)+800)/1000;

end

if(n ==6)
    dc(1)=randi( [5 166])/1000;
    dc(2)=randi( [166 333])/1000;
    dc(3)=randi( [333 500])/1000;
    dc(4)=randi( [500 666])/1000;
    dc(5)=randi( [666 833])/1000;
    dc(6)=randi( [833 995])/1000;
end
if(n ==7)
    dc(1)=randi( [5 143])/1000;
    dc(2)=randi( [143 286])/1000;
    dc(3)=randi( [286 429])/1000;
    dc(4)=randi( [429 571])/1000;
    dc(5)=randi( [571 714])/1000;
    dc(6)=randi( [714 857])/1000;
    dc(7)=randi( [857 995])/1000;
end
if(n ==8)
    dc(1)=randi( [5 100])/1000;
    dc(2)=randi( [150 250])/1000;
    dc(3)=randi( [250 350])/1000;
    dc(4)=randi( [350 500])/1000;
    dc(5)=randi( [500 650])/1000;
    dc(6)=randi( [650 750])/1000;
    dc(7)=randi( [750 850])/1000;
    dc(8)=randi( [900 1000])/1000;
end

bool=0;

end

end

```

```

    if(closeness==1)
        bool=1;
        Pprev=P;
        closeness=false;
    end
    % Si no se alcanza la estabilidad en muchas iteraciones, reinicio de
    % bucle
    if(k>700) %k>70
        idx=0;
        dcurrent=0.5;
        gbest=0.5;
        p=zeros(n_particle,1);
        v=zeros(n_particle,1);
        wi=zeros(n_particle,1);
        waux=w;
        pbest=zeros(n_particle,1);
        dc=zeros(n_particle,1);

        if(n ==3)
            dc(1)=randi( [5 330])/1000;
            dc(2)=randi( [330 660])/1000;
            dc(3)=randi( [660 995])/1000;

        end
        if(n ==4)
            dc(1)=randi( [5 250])/1000;
            dc(2)=randi( [250 500])/1000;
            dc(3)=randi( [500 750])/1000;
            dc(4)=randi( [760 995])/1000;
        end
        if(n ==5)
            dc(1)=((rand(1)*175)+200)/1000;
            dc(2)=((rand(1)*175)+375)/1000;
            dc(3)=((rand(1)*100)+550)/1000;
            dc(4)=((rand(1)*100)+650)/1000;
            dc(5)=((rand(1)*100)+800)/1000;

        end
        if(n ==6)
            dc(1)=randi( [5 166])/1000;
            dc(2)=randi( [166 333])/1000;
            dc(3)=randi( [333 500])/1000;
            dc(4)=randi( [500 666])/1000;
            dc(5)=randi( [666 833])/1000;
            dc(6)=randi( [833 995])/1000;
        end
        if(n ==7)
            dc(1)=randi( [5 143])/1000;
            dc(2)=randi( [143 286])/1000;
            dc(3)=randi( [286 429])/1000;
            dc(4)=randi( [429 571])/1000;
            dc(5)=randi( [571 714])/1000;
            dc(6)=randi( [714 857])/1000;
            dc(7)=randi( [857 995])/1000;
        end
    end

```

```

        end
        if(n ==8)
            dc(1)=randi( [5 100])/1000;
            dc(2)=randi( [150 250])/1000;
            dc(3)=randi( [250 350])/1000;
            dc(4)=randi( [350 500])/1000;
            dc(5)=randi( [500 650])/1000;
            dc(6)=randi( [650 750])/1000;
            dc(7)=randi( [750 850])/1000;
            dc(8)=randi( [900 1000])/1000;
        end
        k=0;
    end

    return;
else
    %Setear los ciclos de trabajo de las partículas
    if(bool==0)
        D=dc(u);
    else
        D=dc(idx);
    end
    dcurrent=D;
    return;
end
end

function vfinal=updatevelocity(w,c1,c2,velocity,pobest,d,gwbest)
% función auxiliar de actualización de velocidad
vfinal = (w*velocity)+(c1*rand(1)*(pobest-d))+(c2*rand(1)*(gwbest-d));

end

function dfinal=updateduty(d,velocity)
% función auxiliar de actualización de ciclos de trabajo
dup=d+velocity;
if(dup>1)
    dfinal=1;
elseif(dup<0)
    dfinal=0;
else
    dfinal=dup;
end
end

function Wfinal = updateinercia(Winicial,dc,gbest)
% función auxiliar de actualización de inercia
distancia = abs(gbest - dc);
Waux = Winicial*(distancia/1);%0.8

if Waux > 0.3
    Wfinal = 0.3;
elseif Waux <0.01
    Wfinal = 0.01;
else
    Wfinal = Waux;
end
end
end

```



```

    Stable=Stable_prev;%Para que no se quede sin definir en algunos path
de ejecución

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    if token==0
        Stable = 0;
        Stable_prev=Stable;
    end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

% Inicialización de partículas

```

```

    dc(1)=(rand(1)*((Dmax-Dmin)/5)+0*((Dmax-Dmin)/5))+Dmin;
    dc(2)=(rand(1)*((Dmax-Dmin)/5)+1*((Dmax-Dmin)/5))+Dmin;
    dc(3)=(rand(1)*((Dmax-Dmin)/5)+2*((Dmax-Dmin)/5))+Dmin;
    dc(4)=(rand(1)*((Dmax-Dmin)/5)+3*((Dmax-Dmin)/5))+Dmin;
    dc(5)=(rand(1)*((Dmax-Dmin)/5)+4*((Dmax-Dmin)/5))+Dmin;

```

Función *PSO Initializer*:

```

function [Vmin,Vmax, D,token] = PSO_Iniutilizer(Pb,I, Reset, Stable,
StableRiseFlank)

%Declaración de constantes de la placa
Voc=45.2; %Tensión de circuito abierto [V]
Isc=9.9; %Corriente de cortocircuito [A]

persistent Pb_pre Ipre PASO Vmax_pre Vmin_pre dcurrent token_pre P_ref
% Primer Ciclo
if ((isempty(PASO)) || (Reset==true))
    token = false; % El control lo tiene el inicializador
    dcurrent=0.7; %mas o menos 0.8*Voc
    PASO=1;
    Vmax_pre=0.95*Voc;
    Vmin_pre=0.1*Voc;
    token_pre=false;
    Pb_pre=0;
    D=dcurrent;
    Vmin=Vmin_pre;
    Vmax=Vmax_pre;
    P_ref=Pb;
    return
end
% esto de aqui en teoría no debería afectar, es para que no se queden sin
% difenir las salidas en algunos posibles path de ejecución
D=dcurrent;
Vmin=Vmin_pre;
Vmax=Vmax_pre;
%token = false;
token = token_pre;

```

```

if PASO==1
    %Guardamos el valor de la potencia en el punto b (Primera Iteración)
    Pb_pre=Pb;
    PASO=2;
end

if PASO==2

    %Calculo la U que hay que aplicar
    U=Pb_pre/Isc;

    %Calculo de la D a aplicar
    dcurrent=-0.2347*(U/Voc) + 0.8882 ;

    % Me aseguro de que D cumpla los límites
    if dcurrent > 0.9
        dcurrent=0.9;
    elseif dcurrent < 0.1
        dcurrent=0.1;
    end

    %Aplico la D y guardo la I
    PASO=3;
    Pb_pre=Pb;
    return
end

if PASO==3 %Con la I guardada calculo Vmin y Vmax
    Ipre=I;
    Pb_pre=Pb;
    Vmax=0.95*Voc;
    Vmin= Pb/Ipre;
    if Vmin > Vmax-10
        Vmin=abs(Vmax-10);
    end
    Vmax_pre=Vmax;
    Vmin_pre=Vmin;
    PASO=4;
    return
end

if PASO==4 %Mando continuamente la misma ventana,
    Vmax=Vmax_pre;
    Vmin=Vmin_pre;
    token = true;
    if Stable == 0
        return;
    end
    if Stable == 1 %Comprobar si cambia la potencia
        if(abs(Pb-P_ref)/P_ref > 0.1)%0.2 %Criterio de Reinicio
            token=false;
            PASO=2; % Se vuelve a calcular la U
        end
    end
    Pb_pre=Pb;
    token_pre=token;
end

```

Anexo 3: Modificaciones del código PSO Evolutivo

```

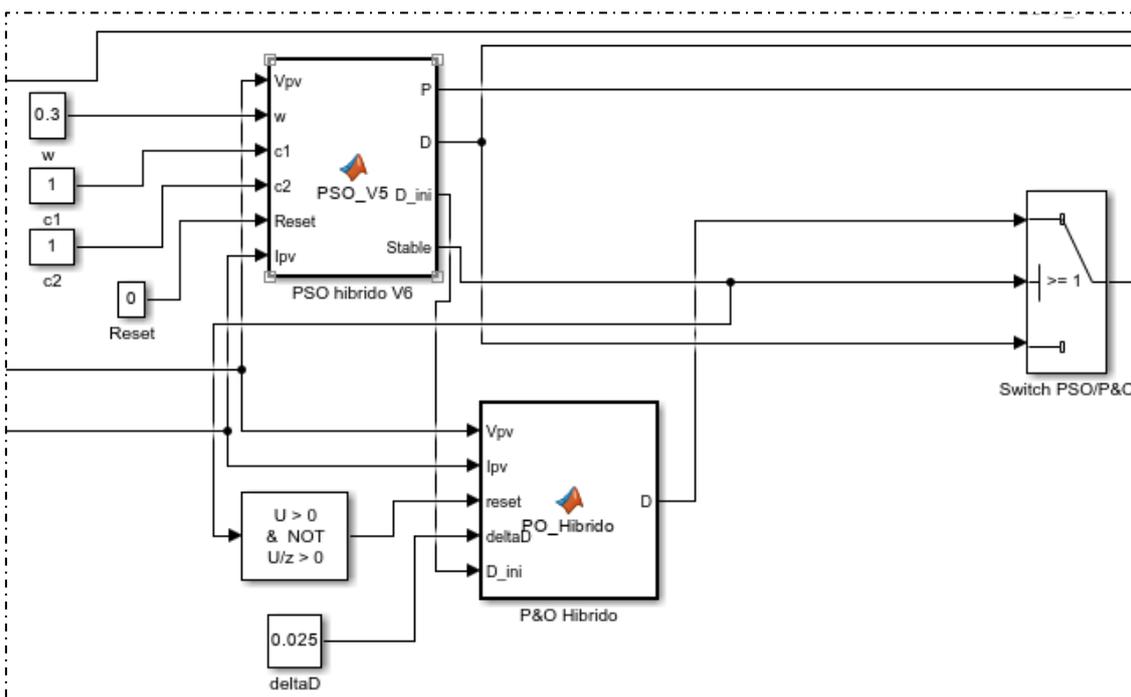
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
if(bool==0)
    if (k>=1 && k<=4) %SE VAN QUITANDO PARTICULAS HASTA QUE QUEDEN
DOS
        [~,idx_out]=min(p);
        p(idx_out)=[]; %%%% ELIMINA LA PARTICULA QUE NO QUEREMOS
        v(idx_out)=[];
        pbest(idx_out)=[];
        dc(idx_out)=[];
        wi(idx_out)=[];
        naux=length(p);

        end
    end
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

Anexo 4: Modificaciones del código del PSO Híbrido

Esquema Simulink:



En la función PSO híbrido:

```
function [P,D,D_ini, Stable]= PSO_V5(Vpv, w, c1, c2, Reset, Ipv)

%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% CONTROLADOR PSO Híbrido
%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
% Autor: Asier del Rio
%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    %Inicialización
    % u = partícula actual, dcurrent= ciclo de trabajo actual, pbest=
mejor
    % ciclo de trabajo, p = potencias, dc = ciclos de trabajo,
    % v=velocidad de las partículas, gbest = mejor ciclo de trabajo
    n=5; %Número de partículas

    P=Vpv*Ipv; %Leer potencia
```

```
%Si se ha llegado a estabilidad
    if(bool==1)
        Stable=1;
        Stable_pre=Stable;
        D_ini=gbest;
        D_ini_pre=D_ini;
```

La función P&O Híbrido:

```

function D = PO_Hibrido(Vpv,Ipv, reset, deltaD, D_ini)
    Dmax=0.9;
    Dmin=0.1;
    Dinit=D_ini;
    %deltaD=0.025;%1e-4
    persistent Dpre Ppre Vpre;

    %Primer ciclo
    if (isempty(Dpre)) || (reset==1)
        Dpre=Dinit;
        Vpre=0;
        Ppre=0;

    end
    Ppv=Vpv*Ipv;
    dp=Ppv-Ppre;
    dv=Vpv-Vpre;

    if dp~=0
        if(dp>0)
            if(dv<0)
                D=Dpre+deltaD;
            else
                D=Dpre-deltaD;
            end
        else
            if(dv<0)
                D=Dpre-deltaD;
            else
                D=Dpre+deltaD;
            end
        end
    else
        D=Dpre;
    end

    if D>=Dmax || D <= Dmin
        D=Dpre;
    end

    Ppre=Ppv;
    Vpre=Vpv;
    Dpre=D;

end

```