Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Ingeniería Electrónica
Bogotá

Diseño y simulación de un sistema MPPT basado en algoritmos de machine learning para Autogeneración a Pequeña Escala Fotovoltaica mediante un Sistema Embebido Raspberry Pi.

Diego Felipe Gomez Salgado - 20171005074
Paula Valentina Peña Delgado - 20192005100

Noviembre 2025

Agradecimientos

A mis padres, Diana y Carlos, por brindarme siempre su apoyo incondicional, por guiarme con su ejemplo y enseñarme a ser una mejor persona. A mi compañera Paula, por su ayuda constante, su compromiso y el esfuerzo compartido en cada proyecto. Al profesor Óscar Flores, por transmitirnos su conocimiento y por estar siempre dispuesto a orientarnos cuando más lo necesitamos. A la universidad, por ofrecernos las herramientas necesarias para crecer no solo académica, sino también personalmente. Y, de manera muy especial, a nuestro compañero Nicolás, por su amistad y apoyo incondicional y a Marcela, por toda su ayuda.

Diego Felipe Gomez Salgado

A mis padres por apoyarme y guiarme en el esfuerzo y la perseverancia para alcanzar los objetivos tanto a nivel personal como profesional. A mi hermano mayor por ser un guia constante.A mi compañero Diego Gomez por su compromiso y esfuerzo en las actividades academicas que hemos tenido la oportunidad de realizar. Al docente Oscar Flores Cediel por su orientación y acompañamiento durante el desarrollo de la monografia y otros proyectos académicos. A la Universidad Distrital Francisco Jose de Caldas por birndarme la oportunidad y las herramientas para crecer en el ambito profesional y académico, asi como fomentar el interes en la investigación.

Paula Valentina Peña Delgado

Índice general

1. Generalidades **4**

1.1. Planteamiento del Problema 4

1.2. Justificación 6

1.3. Objetivos 7

1.3.1. Objetivo General 7

1.3.2. Objetivos Especificos 7

1.4. Alcances y Limitaciones 8

1.4.1. Alcances 8

2. Marco Teórico **10**

2.1. Modelo de la celda fotovoltaica 10

2.1.1. Condiciones de operación características de la fotocelda 12

2.2. Algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) 13

2.2.1. Perturbación y observación (P&O): 13

2.2.2. Conductancia Incremental (IC) 15

2.2.3. Algoritmos Avanzados MTTP 17

2.3. Sistema Fotovoltaico 18

2.3.1. Componentes principales del sistema fotovoltaico 19

2.3.2. Conversor DC-DC 19

2.3.2.1. Convertidor DC–DC tipo Buck 19

2.3.2.2. Inversor en sistemas fotovoltaicos 20

2.4. Microrredes 21

3. Estado del Arte **22**

3.1. Emulación y trazado de curvas (emuladores, trazadores I–V/P–V) 23

3.2. Redes neuronales y aprendizaje automático aplicados a PV 24

3.3. MPPT: Algoritmos de seguimiento de punto máximo de potencia 25

3.4. Algoritmos para mejorar MPPT 26
3.5. Uso de Raspberry Pi: emulación, control, adquisición y visualización 27
3.6. IoT, monitorización y microredes inteligentes 28
3.7. Convertidores, inversores y control embebido 30
3.8. Integración con MATLAB/Simulink y fuentes de datos 31

4. Modelo de la fotocelda implementado en la Raspberry Pi 33
4.1. Modelo Fotocelda 33
4.2. Modelo de sistema embebido 36
4.2.1. Implementación Raspberry Pi 4 36

5. Sistema de la etapa de conversión en MATLAB 39
5.1. Descripción de los bloques principales 40
5.1.1. Bloque de entrada fotovoltaica 40
5.1.2. Conversión DC–DC tipo Buck 41
5.1.3. Inversor Trifasico 42
5.1.4. Sistema de Baterías 43

6. Selección de Algoritmos de Machine Learning 45
6.1. Algoritmo Difuso 46
6.1.1. Diseño de los sistemas difusos (Fuzzy P&O e IC Fuzzy) 46
6.1.2. Integración del algoritmo ANFIS con Conductancia Incremental 48
6.1.2.1. Entrenamiento y criterios de selección 48
6.2. Comparación de algoritmos MPPT 51

7. Modelo del sistema completo 55
7.1. Conexión Celda Fotovoltaica (Raspberry Pi) y Etapa de Conversion 55

8. Conclusiones y Trabajos Futuros 59
8.1. Conclusiones 59
8.2. Mejoras y trabajo futuro 60

9. Anexos 67
9.1. Hoja de datos del panel simulado 67

Capítulo 1

Generalidades

1.1. Planteamiento del Problema

La creciente demanda de energía y la preocupación por el cambio climático han impulsado la adopción de fuentes de energía renovable, como la energía solar y eólica, en sistemas de generación eléctrica a pequeña escala, como los paneles solares domésticos. En particular, La energía solar se destaca como una fuente de energía renovable crucial (Yahyaoui et al., 2024). Sin embargo, la integración efectiva de estas fuentes renovables con las redes eléctricas existentes plantea desafíos significativos. Uno de estos desafíos es el control óptimo de la extracción de potencia o MPPT (Maximun Power Point Tracking) el cual se vuelve esencial para maximizar el aprovechamiento de la irradiancia disponible y garantizar la estabilidad del sistema. Diversos trabajos han abordado componentes clave relacionados con esta problemática, lo que proporciona una base sólida sobre la cual este proyecto busca avanzar. Por ejemplo, se ha utilizado la Raspberry Pi como emulador de paneles solares en conjunto con MATLAB, aunque centrando su enfoque principalmente en la extracción de datos sin conexión directa a una microrred (S et al., 2022). También se han implementado redes neuronales artificiales para aproximar el comportamiento de paneles fotovoltaicos reales (Saraswathi et al., 2022) y estrategias de gestión de carga en microrredes industriales utilizando MATLAB para el análisis del flujo energético (Selena, 2024). Otros estudios han empleado la Raspberry Pi para la simulación de inversores inteligentes con funcionalidades IoT (K & Parvathy, 2022), así como para la recolección de datos reales de paneles solares (Casado et al., 2022) y el monitoreo inteligente en tiempo real apoyado en inteligencia artificial (Iksan et al., 2023). Además, se han desarrollado algoritmos de predicción energética basados en técnicas de inteligencia computacional (Patel et al., 2022) y estrategias avanzadas de control, como controladores Fuzzy-PI para inversores (Mostafa et al., 2022) o convertidores DC-DC de alta eficiencia con

algoritmos bioinspirados implementados en Raspberry Pi (Alghaythi et al., 2024). Si bien estos antecedentes son valiosos, aún existen varias formas en las que abordar el control del sistema energético fotovoltaico, problema que este proyecto busca atender.

La gestión eficaz de una microrred eléctrica que integre sistemas de generación renovable, como paneles solares y turbinas eólicas, requiere soluciones eficaces que aborden diversos aspectos técnicos y operativos. Entre estos desafíos se encuentran la variabilidad inherente de la generación de energía solar y eólica, la necesidad de control en tiempo real y la optimización del suministro de energía a la red eléctrica convencional. Estos aspectos son cruciales para garantizar la estabilidad y confiabilidad del sistema. Además, se han reportado limitaciones importantes en trabajos previos, como dificultades para lograr simulaciones precisas al emplear tiempos de muestreo de un segundo, y problemas de inestabilidad al intentar acelerar la respuesta del modelo, lo cual compromete su aplicabilidad en entornos de control en tiempo real (Fernando & De Catalunya Departament D'Enginyeria Electrònica, 2023).

En respuesta a estos desafíos, la simulación del comportamiento de un sistema fotovoltaico se presenta como una herramienta esencial para anticipar y gestionar la variabilidad de la generación solar. Al modelar su rendimiento bajo diversas condiciones climáticas, es posible diseñar estrategias de control que aseguren un suministro energético estable hacia una microrred. El uso de MATLAB facilita el desarrollo de modelos matemáticos avanzados y algoritmos de simulación precisos, mientras que la integración de una plataforma embebida como Raspberry Pi permite una implementación eficiente del sistema de gestión energética, además ofrecer un entorno el cual poder implementar algoritmos de Machine Learning. En este sentido, la pregunta que guía este trabajo es: ¿Cómo puede diseñarse un sistema de gestión energética con seguimiento de punto máximo de potencia usando Raspberry Pi y MATLAB para conectarse a una microrred eléctrica? Esta interrogante representa una oportunidad formativa para los futuros ingenieros, al tiempo que permite a la universidad fortalecer su compromiso con el desarrollo tecnológico y la búsqueda de soluciones sostenibles frente a los retos energéticos contemporáneos.

1.2. Justificación

La conexión entre el sistema de un generador fotovoltaico y una microrred eléctrica plantea desafíos significativos en términos de diseño de metodologías de control que garanticen una operación eficiente y confiable. Esta tarea es crucial para garantizar la estabilidad y seguridad de la red eléctrica, evitando posibles problemas derivados de la integración de sistemas de generación renovable. A nivel académico, este proyecto busca establecer una conexión sólida entre los conceptos teóricos de ingeniería electrónica y su aplicación práctica en ambientes reales de necesidad, promoviendo así un enfoque interdisciplinario que integre conocimientos de sistemas fotovoltaicos, control, e inteligencia artificial. Desde una perspectiva orientada al desarrollo de la ingeniería, este proyecto constituye un aporte relevante al estudio y validación de arquitecturas de control embebido aplicadas al control de generación fotovoltaica. La implementación del sistema embebido Raspberry PI para simular el comportamiento dinámico de celdas fotovoltaicas, junto con la modelación de un sistema conversión energética en MATLAB, permite replicar condiciones operativas reales y evaluar estrategias de gestión energética en tiempo casi real. Este entorno de prueba facilita el análisis de algoritmos de control, flujos de energía y estabilidad en sistemas interconectados, integrando herramientas propias de ingeniería electrónica. Así, se promueve la innovación en el diseño de soluciones escalables y adaptables a contextos reales, reforzando el vínculo entre investigación aplicada y desarrollo tecnológico en el ámbito energético. Desde una perspectiva social, la creciente transición hacia fuentes de energía renovable y la necesidad de fortalecer la resistencia de las redes eléctricas convencionales, hacen de este proyecto una contribución relevante. Al diseñar un sistema que integre de manera efectiva a una microrred eléctrica, se abre la posibilidad de aplicar estos conocimientos en la creación de productos y servicios que puedan beneficiar a la sociedad en general. Desde una perspectiva ambiental, el enfoque en la integración de energías renovables en microrredes eléctricas responde a la necesidad de aprovechar al máximo los recursos energéticos limpios y reducir la dependencia de combustibles fósiles. Al conectar redes de energía limpia a nivel doméstico o de carga, este proyecto busca fomentar prácticas más sostenibles y respetuosas con el medio ambiente, contribuye a motivar a las personas a utilizar estos sistemas y a la larga ayudar al medioambiente. A nivel personal, este proyecto representa una oportunidad para integrar y aplicar los conocimientos adquiridos durante la carrera universitaria en un desafío concreto de ingeniería. La complejidad técnica, los retos inherentes al diseño del sistema fotovoltaico

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

- Diseñar y simular de un sistema MPPT basado en algoritmos de machine learning para Autogeneración a Pequeña Escala Fotovoltaica mediante un Sistema Embebido Raspberry Pi.

1.3.2. Objetivos Especificos

- Emular el comportamiento de un generador fotovoltaico conectado a una microrred eléctrica, mediante un sistema embebido basado en Raspberry Pi y MATLAB, para validar su integración y operación en escenarios controlados.
- Simular un sistema de la etapa de conversión de la energía en MATLAB, mediante el modelado dinámico de sus componentes, para analizar su comportamiento en la conexión a una microrred eléctrica.
- Seleccionar un algoritmo de Machine Learning en MATLAB, mediante la evaluación de sus capacidades de predicción y control, para integrar un algoritmo de seguimiento de punto máximo de potencia.
- Entrenar un algoritmo de Machine Learning utilizando datos de irradiancia y temperatura, mediante técnicas de aprendizaje supervisado en MATLAB, para evaluar el desempeño del generador fotovoltaico.

1.4. Alcances y Limitaciones

1.4.1. Alcances

El proyecto desarrollará una emulación del comportamiento de un generador fotovoltaico en un sistema embebido Raspberry Pi 4, el cual, al conectarse a un computador mediante MATLAB, permitirá simular su integración con un sistema de conversión energética, que a su vez será conectada a una microrred eléctrica. Para ello, se implementarán modelos estocásticos que representen el comportamiento del generador bajo condiciones reales, mostrando la entrega variable de energía. Además, se programará un algoritmo de Machine Learning en MATLAB para controlar la energía generada, utilizando datos de irradiancia y temperatura de un sitio previamente seleccionado usando seguimiento del punto máximo de potencia. El proyecto también incluirá la simulación de una etapa de conversión de energía, enfocado en su conexión con la microrred. Esta simulación permitirá analizar la respuesta del sistema ante distintos escenarios operativos. Toda la implementación se realizará en un entorno virtual, sin involucrar físicamente generadores fotovoltaicos ni sistemas de almacenamiento de energía. Se probará la conectividad y funcionalidad del Raspberry Pi al computador, pero la interacción con MATLAB se limitará a la simulación y monitoreo. Las simulaciones estarán limitadas a periodos de tiempo específicos debido a la base de datos con la que se entrenara y validara el algoritmo de Machine Learning, impidiendo simulaciones continuas o en tiempo real. La capacidad computacional de la Raspberry Pi 4 impone restricciones en el tamaño y nivel de detalle de los modelos, lo que puede afectar la precisión de las simulaciones. Este desarrollo se enfocará en la Raspberry Pi 4, sin considerar posibles mejoras que puedan ofrecer versiones futuras del hardware.

Asi mismo cabe destacar que el proyecto hace parte de un entorno académico y de investigación, como se puede ver en la gráfica 1.1, por lo que se plantea un sistema emulado para la conexión a una microrred eléctrica, sin llegar a implementarse en un entorno real de operación. El proyecto general engloba otras areas de estudio, como la implementación de sistemas de almacenamiento energético y la integración con otras fuentes renovables, las cuales no serán abordadas en este trabajo específico, sino que se limita a la emulación del generador fotovoltaico, su sistema de conversión y el algoritmo de control basado en Machine Learning.

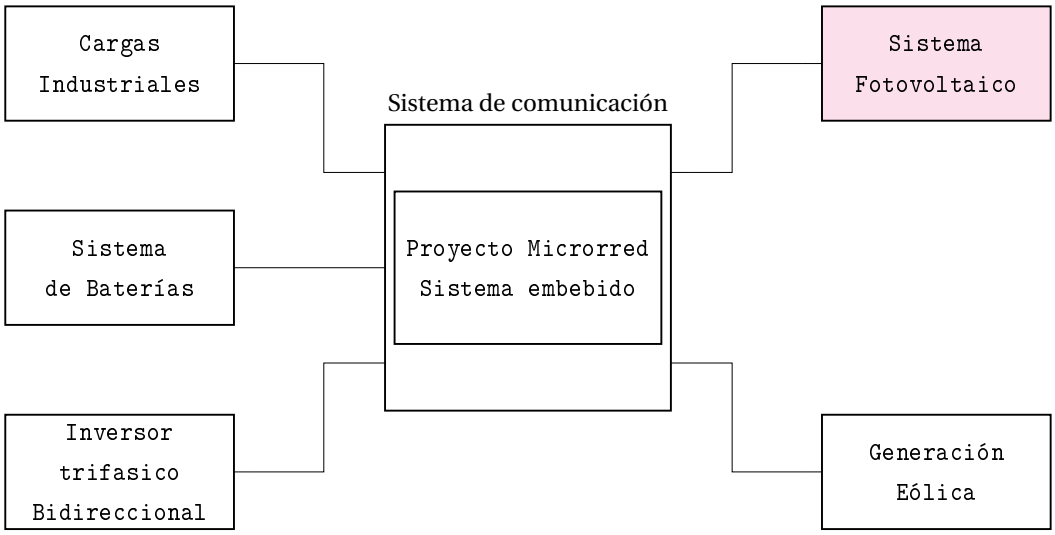


Figura 1.1: Diagrama que conforma todos los proyectos asosiados al principal

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Modelo de la celda fotovoltaica

Una celda fotovoltaica puede ser definida como un diodo de gran área optimizado para convertir de forma directa parte de la irradiancia solar incidente en energía eléctrica. El circuito equivalente de una celda, que en este caso corresponde al modelo de un diodo, se muestra en la figura 2.1, modelo que permite analizar el comportamiento eléctrico basado en la ley de corriente de Kirchhoff.(D.S.H. Chan, 1986)

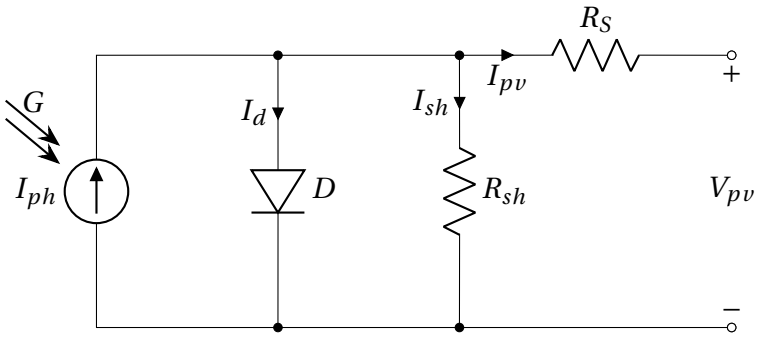


Figura 2.1: Modelo de fotocelda

Para realizar el modelo se aplica la ley de corriente de Kirchhoff al circuito junto con la ecuación del diodo de Shockley se obtiene

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{sat}\left[\exp\left(\frac{I_{pv}R_s + V_{pv}}{A_0 V_t}\right) - 1\right] - \frac{I_{pv}R_s + V_{pv}}{R_{sh}} \tag{2.1}$$

Cada uno de los parámetros descritos corresponden a los elementos eléctricos fundamentales del modelo de una fotocelda. En este modelo la corriente de salida I_{ph} depende de la corriente fotogenerada [A], la cual es proporcional a la irradiancia. Por su parte las resistencias R_{sh} y R_s representan, las perdidas por conducción interna y las fugas de corriente a través de la unión.

En este modelo de un solo diodo, se caracteriza por su corriente de saturación I_s y su factor de idealidad n. El voltaje térmico $V_t = \frac{kT}{q}$ que relaciona la temperatura con la respuesta eléctrica del dispositivo. Finalmente, las variables V_{nv} e I_{pv} describen tanto la tensión y corriente de salida del panel, permitiendo obtener las curvas I-V. (S et al., 2022)

De este modo teniendo en cuenta los parámetros de la ecuación 2.1 se obtiene la curva I-V del modelo de la fotocelda. La cual se muestra a continuación.

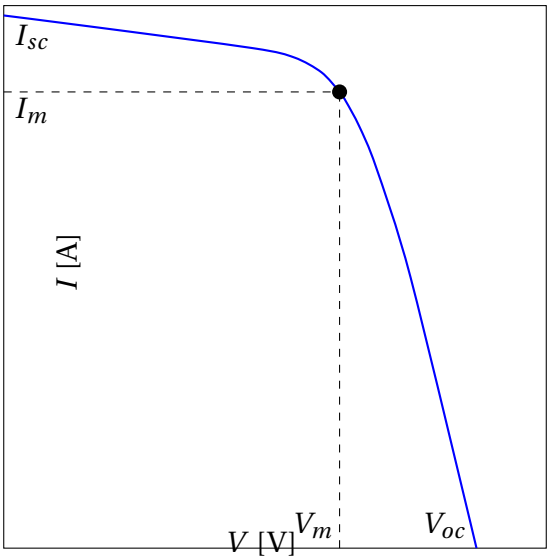


Figura 2.2: Curva característica I–V de una celda solar

La corriente fotogenerada depende de la irradiancia y de la temperatura de operación de la celda. Se expresa como:

$$I_{ph} = \left[I_{sc,ref} + \mu_{sc}(T_c - T_{ref}) \right] \frac{G}{G_{ref}} \tag{2.2}$$

donde $I_{sc,ref}$ es la corriente de cortocircuito a condiciones estándar [A], μ_{sc} es el coeficiente de temperatura de la corriente de cortocircuito [A/K], T_c es la temperatura de la celda

[K], T_{ref} la temperatura de referencia [K], G la irradiancia [W/m^2] y G_{ref} la irradiancia de referencia (1000 W/m^2).

2.1.1. Condiciones de operación características de la fotocelda

Condiciones Corto Circuito: En la condición de cortocircuito, el voltaje del generador fotovoltaico se anula ($V_{pv} = 0$) y la corriente resultante corresponde a la corriente de cortocircuito. Esta se expresa mediante la relación ((2.3)):

$$I_{sc} = I_{ph} - I_s\left(\exp\left(\frac{I_{sc}R_s}{nV_t}\right) - 1\right) - \frac{I_{sc}R_s}{R_{sh}} \tag{2.3}$$

Circuito abierto: Cuando la fotocelda opera en circuito abierto, la corriente de salida es nula ($I_{pv} = 0$) y lo que se determina es la tensión de circuito abierto, dada por

$$0 = I_{ph} - I_s\left(\exp\left(\frac{V_{oc}}{nV_t}\right) - 1\right) - \frac{V_{oc}}{R_{sh}} \tag{2.4}$$

Punto de máxima potencia: En el punto de máxima potencia, correspondiente al par (V_m, I_m) que satisface la condición $P = VI$ máximo, la expresión de la corriente se muestra en la ecuación (2.5):

$$I_m = I_{ph} - I_s\left(\exp\left(\frac{V_m + I_m R_s}{nV_t}\right) - 1\right) - \frac{V_m + I_m R_s}{R_{sh}} \tag{2.5}$$

La condición de máxima transferencia de potencia se deriva de la expresión $P = VI$ con respecto al voltaje, evaluada en el punto de operación (V_m, I_m).

$$I_m + V_m \left.\frac{dI}{dV}\right|_{(V_m, I_m)} = 0 \tag{2.6}$$

A partir de esta condición, Chan propuso un método basado en cinco puntos característicos $(I_{sc}, V_{oc}, I_m, V_m, R_{so}, R_{sho})$ para la extracción de los parámetros del modelo. El factor de idealidad del diodo se determina mediante la ecuación (2.7):

$$n = \frac{V_m + R_{so}I_m - V_{oc}}{V_t \ln\left(\dfrac{I_{sc} - \frac{V_m}{R_{sho}} - \frac{V_{oc}}{R_{sho}}}{I_m - \frac{V_m}{R_{sho}}}\right)} \tag{2.7}$$

Para obtener la resistencia en serie se emplea la ecuación (2.8)

$$R_s = R_{so} - \frac{nV_t}{I_{sc}} \left[\exp\left(\frac{V_{oc}}{nV_t}\right) - 1 \right] \tag{2.8}$$

Finalmente, la corriente de saturación del diodo se obtiene al analizar el punto de máxima potencia y su relación con los parámetros previamente determinados. La expresión correspondiente se presenta en la ecuación (2.9):

$$I_s = \frac{I_m + \frac{V_m}{R_{sh}} - I_{sc}\left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}}\right)}{\exp\left(\frac{V_m + I_m R_s}{nV_t}\right) - \exp\left(\frac{I_{sc} R_s}{nV_t}\right)} \tag{2.9}$$

2.2. Algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT)

Los algoritmos de seguimiento de punto máximo de potencia (MPPT), se implementan en los sistemas fotovoltaicos, generalmente en los inversores, esto con el objetivo de mantener la operación del panel solar bajo condiciones variables de irradiancia y temperatura. (Villegas-Mier, 2021)

Entre los algoritmos más empleados se distinguen Perturbar y Observar y el algoritmo de Conductancia Incremental, los cuales se destacan por su bajo costo computacional y simplicidad en su implementación. Lo cual lo hace adecuado para aplicaciones en sistemas embebidos.

2.2.1. Perturbación y observación (P&O):

El algoritmo de Perturbar y observar es uno de los que se han empleado en diversos artículos científicos, debido a la simplicidad en su implementación.

- Si la potencia aumenta, la perturbación continua en la misma dirección
- Si la potencia disminuye, la perturbación va en dirección contraria.

Lo que permite que el sistema se mueva entre varios puntos de manera incremental la dirección de ajuste que lo acerque al punto de máxima potencia (MPP).

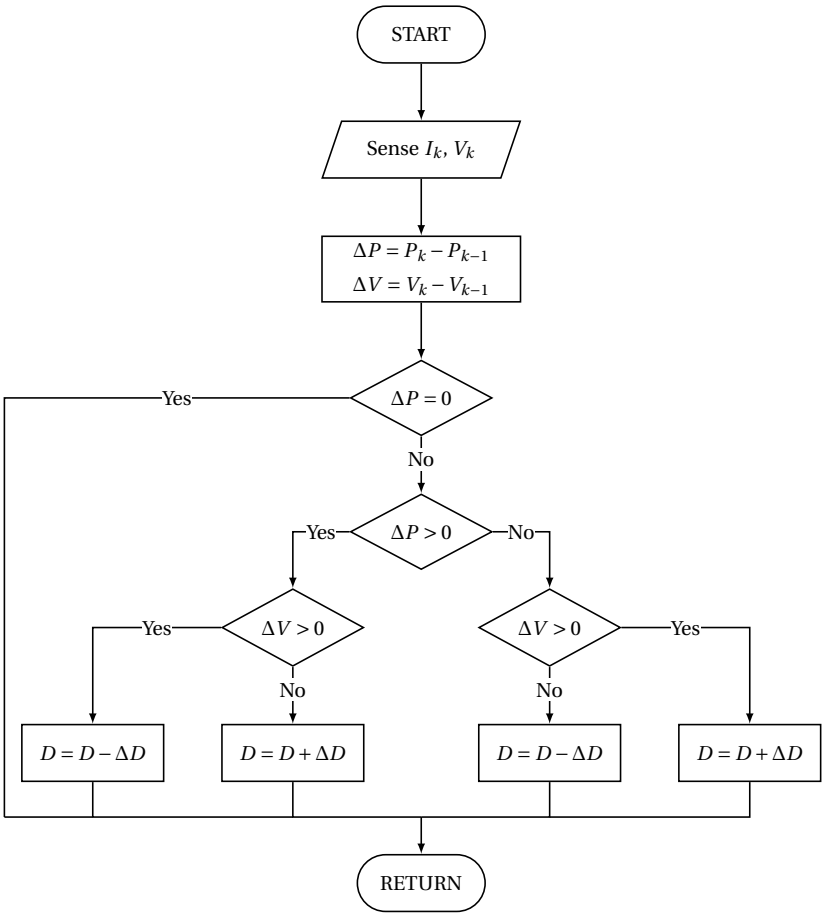


Figura 2.3: Diagrama de Flujo Perturbar & Observar. Fuente:*MathWorks* [1]

El algoritmo de la figura 2.3 inicia con la adquisición de los valores de tensión y corriente en el instante actual, a partir de los cuales se calcula la potencia $P(k)$. Luego se compara con la potencia del ciclo anterior $P(k-1)$.

- Cuando la diferencia $P(k) - P(k-1)$ es positiva, se interpreta que el sistema se acerca al punto de máxima potencia. En consecuencia, el algoritmo revisa la dirección de la perturbación en la tensión. Si la variación de tensión $V(k) - V(k-1)$ es positiva, se continúa incrementando la tensión de referencia V_{ref}. En caso contrario, se reduce.

- Cuando la diferencia $P(k) - P(k-1)$ es negativa, se deduce que el sistema se aleja del punto óptimo, por lo que se invierte la dirección de la perturbación.

Este algoritmo destaca por su simplicidad y bajo costo computacional, lo cual es bastante apropiado para sistemas embebidos, sin embargo, este presenta limitaciones relevantes:

- Su eficiencia disminuye ante cambios rápidos de irradiancia, ya que puede interpretar variaciones ambientales como respuesta de la perturbación.

- En régimen estacionario, el sistema oscila alrededor del MPP, lo que genera pequeñas pérdidas de energía.

Varios estudios y artículos realizados mencionan que este tipo de algoritmos suele tener una eficiencia entre el 95 % y el 97 %, en condiciones estables, con cambios notables en escenarios de irradiación variable. (Villegas-Mier, 2021)

2.2.2. Conductancia Incremental (IC)

El método de Conductancia Incremental se fundamenta en el análisis matemático de la condición de máxima potencia. Esto significa que la conductancia incremental (dI/dV) se iguala en magnitud y signo opuesto a la conductancia instantánea (I/V).

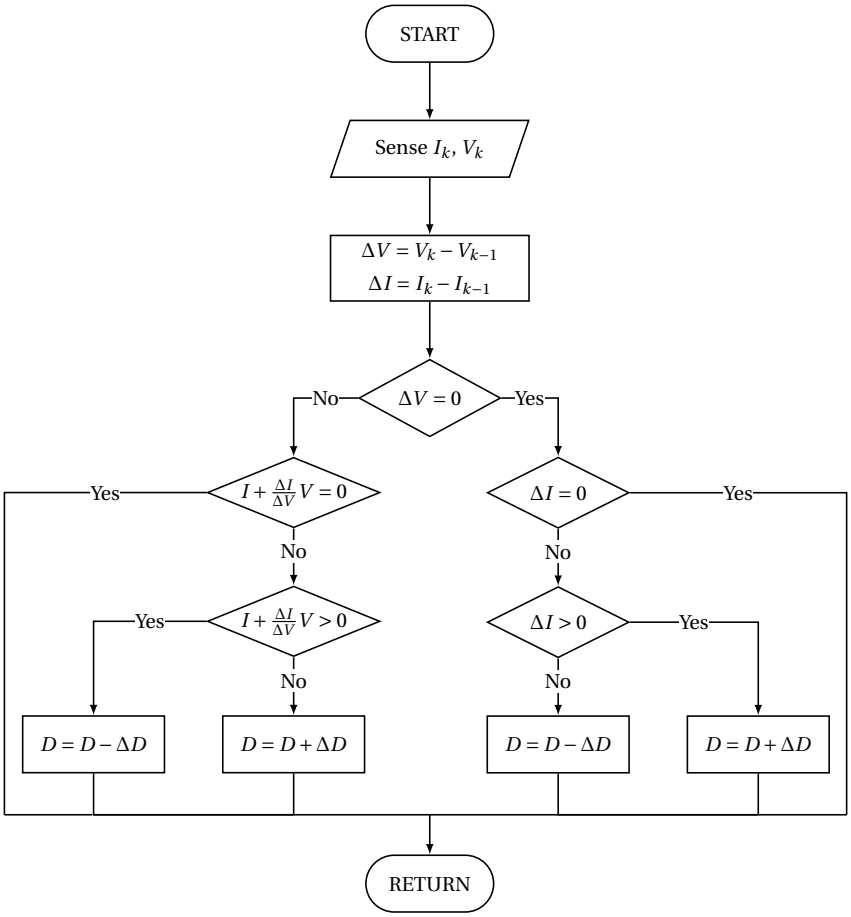


Figura 2.4: Diagrama de flujo Conductancia Incremental. Fuente:*MathWorks* [1]

El algoritmo mide tanto la corriente como la tensión del arreglo y calcula la variación de la corriente respecto a la tensión entre dos instantes consecutivos. Comparando estos

valores con la relación anterior, determina si el sistema opera a la izquierda, a la derecha o exactamente en el punto de máxima potencia:

- Cuando $\frac{dI}{dV} > -\frac{I}{V}$, el sistema se encuentra antes del MPP, por lo que la tensión debe incrementarse.
- Cuando $\frac{dI}{dV} < -\frac{I}{V}$, el sistema está después del MPP, y la tensión debe reducirse.
- Cuando $\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V}$, se alcanza la condición de máxima potencia y no es necesario modificar la tensión.

En el diagrama 2.4 se presenta el algoritmo, en el que no se limita a observar el cambio de potencia, sino que calcula explícitamente los incrementos de tensión y corriente entre ciclos sucesivos, es decir, $\Delta V = V(k) - V(k-1)$ y $\Delta I = I(k) - I(k-1)$.

A partir de estas magnitudes, se evalúa la condición de máxima potencia, que se expresa como $\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V}$.

- Cuando $\Delta V = 0$, se verifica si $\Delta I = 0$ para determinar si el sistema se encuentra en el MPP.
- Si $\Delta V \neq 0$, se calcula $\frac{\Delta I}{\Delta V}$ y se compara con $-\frac{I}{V}$.
    - Si la igualdad se cumple, el sistema ya se encuentra en el MPP y no se modifica la referencia de tensión.
    - Si $\frac{\Delta I}{\Delta V} > -\frac{I}{V}$, significa que el punto de operación está a la izquierda del MPP, por lo que el algoritmo incrementa V_{ref}.
    - Si $\frac{\Delta I}{\Delta V} < -\frac{I}{V}$, el punto de operación se encuentra a la derecha del MPP y la tensión de referencia se reduce.

Este algoritmo mejora la precisión frente al perturbar y observar, ya que permite identificar con claridad si el punto de operación se encuentra a la derecha, izquierda o en el MPP. Sus principales ventajas son:

- Mayor Robustez en condiciones de irradiancia variable.
- Menores oscilaciones alrededor del MPP en comparación del perturbar y observar.

No obstante, requiere más operaciones matemáticas, lo que aumenta su complejidad al implementarse.

2.2.3. Algoritmos Avanzados MTTP

Las técnicas clásicas de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT), como Perturbación y Observación (P&O) y Conductancia Incremental (IC), presentan limitaciones cuando el sistema fotovoltaico opera bajo condiciones complejas, especialmente en escenarios de sombreado parcial. En estos casos, la curva potencia-voltaje (P–V) puede presentar múltiples picos locales, lo que dificulta la localización del verdadero máximo global. (Fathy el al, 2022)

Para abordar estas limitaciones se han desarrollado algoritmos avanzados que integran técnicas de optimización inteligente y aprendizaje automático. Dentro de este grupo, los controladores basados en lógica difusa han demostrado gran versatilidad, ya que permiten modelar el conocimiento experto en reglas lingüísticas del tipo “si entonces”. Su principal ventaja es la capacidad de tomar decisiones adaptativas en presencia de incertidumbre y no linealidades, lo que mejora la estabilidad del sistema y reduce oscilaciones alrededor del punto óptimo. (Yuan et al., 2021)

Una evolución de esta técnica es el sistema de inferencia neuro-difusa adaptativa (ANFIS), que combina la estructura de un sistema difuso con la capacidad de aprendizaje de una red neuronal. El ANFIS ajusta automáticamente las funciones de pertenencia y las reglas difusas mediante algoritmos de entrenamiento supervisado, lo que aumenta la precisión en la localización del MPP frente a variaciones rápidas de irradiancia y temperatura. Estas características lo convierten en una herramienta prometedora para entornos dinámicos y aplicaciones en microrredes.

Los resultados reportados en la literatura muestran que los algoritmos basados en Fuzzy y ANFIS logran eficiencias cercanas o superiores al 99 %, con un desempeño robusto en condiciones de sombreado parcial y bajo variaciones abruptas de carga. Sin embargo, su implementación en tiempo real demanda mayor capacidad de cómputo y memoria, lo que limita el uso de microcontroladores convencionales de bajo costo. En este sentido, plataformas como la Raspberry Pi 4, que combina bajo costo con un nivel de procesamiento superior, se presentan como una solución viable para validar este tipo de algoritmos.

Finalmente, cabe señalar que existen numerosos algoritmos adicionales, incluyendo variantes híbridas que combinan metaheurísticas con inteligencia artificial o control difuso. No obstante, por razones de tiempo y alcance, la presente tesis se concentra en el análisis e

implementación de controladores basados en lógica difusa y ANFIS, dado su balance entre precisión, adaptabilidad y factibilidad de implementación en entornos experimentales.

En síntesis, los algoritmos basados en inteligencia artificial, como la lógica difusa ANFIS, representan una evolución respecto a los métodos clásicos de seguimiento del punto de máxima potencia. A partir de estos fundamentos, el siguiente apartado describe los elementos que componen el sistema fotovoltaico en general.

2.3. Sistema Fotovoltaico

Un sistema fotovoltaico (FV) es un conjunto de dispositivos que permiten transformar la energía solar en energía eléctrica y adaptarla a las necesidades de consumo o de inyección en red. Para ello, integra módulos solares, convertidores de potencia, inversores, sistemas de almacenamiento y elementos de protección, que en conjunto determinan la eficiencia y confiabilidad del sistema, como se muestra en el diagrama 5.1. La eficiencia global de estos sistemas depende en gran medida de la correcta operación del generador en su punto de máxima potencia (MPP), lo cual se logra mediante algoritmos de seguimiento de máxima potencia (MPPT).

Los algoritmos clásicos como Perturbación y Observación (P&O) y Conductancia Incremental (IC) han sido ampliamente empleados debido a su simplicidad; sin embargo, presentan limitaciones frente a cambios bruscos de irradiancia o condiciones de sombreado parcial (Patel et al., 2022). En respuesta, investigaciones recientes han explorado técnicas avanzadas basadas en inteligencia artificial, como lógica difusa, ANFIS y redes neuronales artificiales, que alcanzan eficiencias superiores al 98 % incluso en escenarios dinámicos (Danyali et al., 2024; Saraswathi et al., 2022). Si bien estas estrategias exigen mayor capacidad computacional, resultan claves para aplicaciones experimentales y en microrredes, especialmente cuando se integran con hardware embebido de bajo costo como la Raspberry Pi.

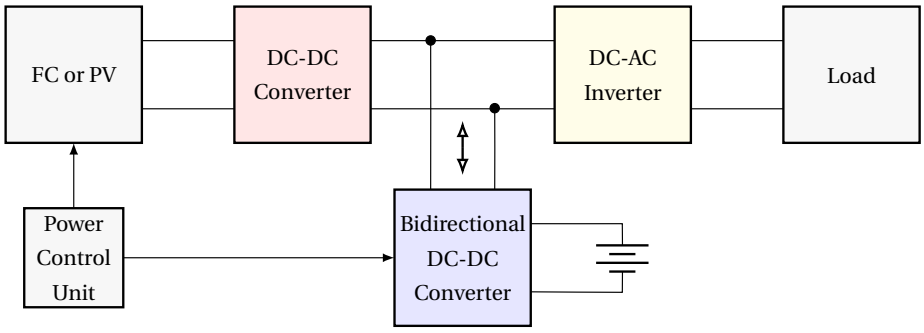


Figura 2.5: Diagrama del sistema fotovoltaico [1]

2.3.1. Componentes principales del sistema fotovoltaico

El generador fotovoltaico constituye la fuente primaria de un sistema FV y está conformado por módulos solares interconectados en serie y paralelo, con el fin de alcanzar los niveles de tensión y corriente requeridos por la aplicación. Su comportamiento eléctrico se describe mediante las curvas características I-V y P-V, que dependen directamente de la irradiancia y de la temperatura de operación de las celdas solares. Estos modelos permiten predecir la respuesta del sistema y constituyen la base para el diseño de los controladores de seguimiento del punto de máxima potencia (Villalva et al., 2009; Drumea & Dobre, 2014)

2.3.2. Conversor DC-DC

Los convertidores DC–DC desempeñan un papel esencial en la adaptación del nivel de tensión suministrado por los paneles solares hacia el valor requerido por la carga o el inversor. Entre las topologías más empleadas se encuentran los convertidores tipo boost y buck–boost, que permiten mantener la operación del sistema en el punto de máxima potencia. Investigaciones recientes han desarrollado variantes optimizadas de estas estructuras, alcanzando altos niveles de eficiencia mediante la implementación de controladores basados en MPPT con soporte en plataformas embebidas de bajo costo, como la Raspberry Pi (Fathy et al., 2022; Alghaythi et al., 2024).

2.3.2.1. Convertidor DC–DC tipo Buck

En el sistema desarrollado se emplea un convertidor DC–DC tipo Buck, encargado de elevar la tensión de salida del arreglo fotovoltaico hasta el nivel requerido por la carga. Esta

topología se caracteriza por su alta eficiencia, simplicidad y adecuada respuesta ante cambios de irradiancia, lo que la hace idónea para el control del punto de máxima potencia.
El principio de operación del convertidor Buck se basa en dos etapas de conmutación. Durante la etapa de conducción (ON), el interruptor electrónico se cierra y el inductor almacena energía en forma de campo magnético. En la etapa de corte (OFF), el interruptor se abre y la energía acumulada se transfiere a la carga, sumándose a la tensión de entrada:

$$V_o = \frac{V_{in}}{1 - D} \tag{2.10}$$

donde V_o es la tensión de salida, V_{in} la tensión de entrada y D el ciclo útil. Al variar D, el convertidor regula dinámicamente la potencia entregada por el panel, permitiendo que los algoritmos MPPT como P&O, Conductancia Incremental, Fuzzy o ANFIS ajusten el punto de operación hacia el MPP en tiempo real.

2.3.2.2. Inversor en sistemas fotovoltaicos

El inversor es un componente importante en los sistemas fotovoltaicos, ya que convierte la corriente continua (DC) generada por los paneles solares en corriente alterna (AC) utilizable por diferentes tipos de cargas como lo son las residenciales, industriales o para la inyección a la red eléctrica. Además de realizar la conversión DC-AC, el inversor cumple varias funciones como lo es la regulación del voltaje, el control de la frecuencia y la gestión de la potencia activa y reactiva, garantizando la calidad y la estabilidad del suministro eléctrico. (Matlab, Mathworks, 2023)

En los sistemas fotovoltaicos de mayor capacidad y en microrredes, el inversor trifásico representa la opción más adecuada debido a su capacidad para distribuir uniformemente la potencia entre las tres fases, reducir el contenido armónico y proporcionar una forma de onda de salida más estable y equilibrada. Esta topología permite manejar potencias superiores con menor esfuerzo de conmutación en cada interruptor, optimizando la eficiencia global del sistema.

Un inversor trifásico tipo puente completo (three-phase full-bridge), el cual se implementa con PWM o con SPWM, posibilita el control preciso de la magnitud y fase de las tensiones de salida, esto facilita la sincronización con la red eléctrica o su correcto funcionamiento en sistemas aislados. En configuraciones fotovoltaicas

En configuraciones fotovoltaicas conectadas a red, los inversores trifásicos también integran funciones de control de factor de factor de potencia, detección de isla y sincronización con la red eléctrica. Estas características garantizan una operación estable y segura, especialmente en aplicaciones de microrredes.

2.4. Microrredes

El concepto de microrred se refiere a un sistema eléctrico local que integra generación distribuida, almacenamiento de energía y cargas, operando de forma coordinada bajo esquemas de control centralizado o distribuido (García Gómez, 2024). Estas redes pueden funcionar conectadas al sistema eléctrico convencional o en modo aislado, lo que da flexibilidad frente a interrupciones o fluctuaciones de la red principal (Assilevi et al., 2021). La incorporación de fuentes renovables, como la solar y la eólica, permite avanzar hacia sistemas más sostenibles, mientras que el almacenamiento energético garantiza la estabilidad operativa y la gestión eficiente de la demanda. En este contexto, los sistemas fotovoltaicos desempeñan un papel esencial como las unidades de generación dentro de las microrredes, ya que aportan energía limpia y reducen la dependencia de combustibles fósiles.

Capítulo 3

Estado del Arte

El trabajo de (Díaz, Trujillo, Hernández, 2015), desarrollado en la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, constituye una de las contribuciones más destacadas en el ámbito nacional en materia de control inteligente de inversores fotovoltaicos conectados a red. En este estudio se diseñó e implementó un sistema de control de dos etapas para un inversor DC–AC, incorporando un método de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) basado en la estimación difusa de la corriente de cortocircuito. El modelo propuesto emplea un sistema difuso Takagi–Sugeno (TS) capaz de estimar la corriente de cortocircuito a partir de la pendiente de la curva potencia–corriente (dP/dI) y la temperatura, eliminando la necesidad de mediciones directas y reduciendo pérdidas energéticas. Esta estimación se utiliza para ponderar la acción de control del ángulo de fase del inversor, permitiendo que el sistema opere de manera adaptativa ante variaciones de irradiancia solar. El método fue comparado con el enfoque clásico de corriente de cortocircuito, demostrando un aumento del 15 % en la energía entregada a la red y una eficiencia de seguimiento superior al 97 %. Este enfoque integra principios de inteligencia computacional y aprendizaje automático, representando una transición hacia sistemas fotovoltaicos con control embebido más autónomo y robusto frente a condiciones ambientales variables, consolidando una línea de investigación aplicada en energías renovables dentro del contexto colombiano.

A partir de este tipo de desarrollos los trabajos más recientes han implementado el uso de técnicas inteligentes en el modelado y control de sistemas fotovoltaicos. Diversos estudios han propuesto métodos para replicar las curvas que caracterizan a los paneles solares, entre los cuales están modelos basados en ecuaciones no lineales; sin embargo, estas técnicas no ofrecen mucha fiabilidad de los resultados (Drumea & Dobre, 2014; Tina et al., 2021), además en los estudios se refleja la creciente integración de varias tecnologías más robustas que

ofrecen mejores soluciones como lo son controladores basados en Raspberry Pi, algoritmos de aprendizaje automático e incluso técnicas de internet de las cosas (IoT). Cada uno de estos artículos aborda distintos aspectos de la emulación del comportamiento de los paneles solares, el trazado de las curvas I-V además de la monitorización en tiempo real. Se busca la integración de hardware de bajo costo y software más sofisticados que contribuyan a mejorar la eficiencia y la integración con microrredes. En particular, (Danyali et al. 2024). presentaron un controlador neuro-disufo optimizado con el algoritmo para el seguimiento del punto de máximo potencia en condiciones de sombreado parcial, implementado y validado en MATLAB/Simulink. Cada uno de estos artículos aborda distintos aspectos de la emulación del comportamiento de los paneles solares, el trazado de las curvas I-V además de la monitorización en tiempo real. Se busca la integración de hardware de bajo costo y software que contribuyan al sistema.

3.1. Emulación y trazado de curvas (emuladores, trazadores I–V/P–V)

Los autores de (S et al., 2022) presentaron el diseño y la construcción de un emulador de panel fotovoltaico utilizando un controlador Raspberry Pi. El objetivo del trabajo fue replicar con precisión las curvas I-V y P-V de un panel solar real para facilitar la investigación y pruebas en sistemas solares. El sistema desarrollado integró un modelo de panel fotovoltaico basado en circuitos, un convertidor buck y un algoritmo de control digital implementado en Raspberry Pi. Además, se llevaron a cabo simulaciones en MATLAB para validar el desempeño del emulador. Los resultados demostraron una elevada precisión en la replicación de las características eléctricas de un panel solar bajo diversas condiciones ambientales, evidenciando su utilidad para la prueba de convertidores de potencia, algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) y otros dispositivos asociados a sistemas solares. De modo complementario, (Lozada et al. 2024) aplicaron regresión ineal como método para MPPT en un entorno híbrido PV batería, usando MATLAB/Simulink para simular la inyección en microrred, demostrando mejoras en la estabilidad de la curva P-V frente a métodos tradicionales.

Por otra parte (Saraswathi et al., 2022) se desarrolló un emulador de panel solar fotovoltaico utilizando una red neuronal artificial (ANN) combinada con técnicas de linealización por

segmentos. El objetivo fue emular con precisión el comportamiento de los paneles bajo condiciones de irradiancia uniforme y de sombreado parcial, permitiendo la experimentación de estrategias de control sin necesidad de paneles físicos. Mientras que Casado et al. (2022) aprovechan la carga capacitiva y la potencia de un Raspberry Pi4B para trazar las curvas IV/P-V de forma autónoma. Para optimizar el punto de máxima potencia en entornos con sombra parcial, Fathy et al. (2022) compararon algoritmos metaheurísticos (PSO y CS) en la misma plataforma.

Adicionalmente, en (Casado et al., 2022) se detalló el diseño e implementación de un trazador de curvas corriente-voltaje (I-V) para sistemas fotovoltaicos, desarrollado sobre una plataforma Raspberry Pi modelo 4B. Para ello, el sistema empleó el método de carga capacitiva con el fin de medir las curvas I-V y P-V de los paneles solares. Esta herramienta permite evaluar el desempeño del sistema fotovoltaico y detectar posibles anomalías operativas.

3.2. Redes neuronales y aprendizaje automático aplicados a PV

En (Saraswathi et al., 2022), el autor propone el uso de redes neuronales artificiales, lo cual ofrece una ventaja de la adaptabilidad y la precisión en la simulación, teniendo en cuenta que esto depende del algoritmo que se implemente. Las redes neuronales pueden entrenarse con datos experimentales para aproximar a las diferentes condiciones ambientales. Este modelo basado en redes neuronales representa una mejor alternativa frente a modelos matemáticos más simplificados. La contraposición de la teoría con la práctica mediante la simulación es fundamental para la confiabilidad a la hora de generar un emulador fotovoltaico. En el trabajo (Drumea & Dobre, 2014), ambos autores implementan la simulación y pruebas de diferentes sistemas embebidos alimentados por paneles solares, destacando la importancia de realizar pruebas en entornos controlados. Por otra parte, se destaca la importancia de la implementación de un emulador fotovoltaico, que si bien necesita de un hardware y software robusto, pero que a su vez sea flexible, por lo que en este caso se destaca el uso de Raspberry Pi. En (Fathy et al., 2022b), el autor destaca el uso de la placa Rasperberry PI gracias a su alta capacidad de Procesamiento. Así mismo la integración de algoritmos de control, entre los cuales está el algoritmo MPPT, el cual busca maximizar la potencia extraída del panel solar, con la implementación de este tipo de algoritmos en los microcontroladores como Raspberry

pi, permiten ajustar de forma dinámica, simulando de manera precisa el comportamiento del panel fotovoltaico.

Las aplicaciones de Deep Learning y métodos avanzados también se reportan en la literatura: en (Yahyaoui et al., 2024), se desarrolló un sistema de monitoreo para sistemas fotovoltaicos conectados a la red, basado en una Raspberry Pi y técnicas avanzadas de aprendizaje profundo (Deep Learning). El sistema implementó redes neuronales de memoria a largo plazo (LSTM), optimizadas mediante métodos bayesianos, con el propósito de detectar y diagnosticar fallas con alta precisión. El enfoque planteado buscó mejorar la confiabilidad y eficiencia operativa de los sistemas fotovoltaicos, permitiendo un diagnóstico en tiempo real incluso en entornos con recursos computacionales limitados. Asimismo, el trabajo de (Mellit et al., 2023) se propone un sistema embebido para el monitoreo remoto y el diagnóstico de fallas en arreglos fotovoltaicos, integrando tecnologías de aprendizaje automático e Internet de las Cosas (IoT). El sistema incorpora algoritmos de aprendizaje automático en un dispositivo de bajo costo, permitiendo la detección y clasificación de fallas en tiempo real. Para ello, se emplea una red neuronal artificial (ANN) para identificar fallas y un algoritmo de aprendizaje en conjunto (Stacking Ensemble Learning) para determinar su naturaleza. El trabajo de (López et al., 2023) describe la implementación de técnicas de aprendizaje automático en un sistema de gestión energética con el objetivo de predecir la generación de energía fotovoltaica en un campus universitario. El estudio se realizó en un entorno real de producción, abordando desafíos como la pérdida de datos y la presencia de errores, propios de condiciones fuera de laboratorio. Para ello, se aplicaron métodos estadísticos en la limpieza y tratamiento de los datos, permitiendo la construcción de modelos predictivos precisos. Como resultado, se alcanzó un coeficiente de determinación (R^2) de 0.97, lo que valida la efectividad del enfoque propuesto.

3.3. MPPT: Algoritmos de seguimiento de punto máximo de potencia

Debido al comportamiento no lineal del sistema fotovoltaico, la energía generada varía en función de los cambios en la temperatura ambiente y la irradiación solar. La mayor potencia producida por el sistema fotovoltaico en diferentes condiciones meteorológicas se denomina punto de máxima potencia (MPP). Esto ocurre cuando se alcanza el voltaje y la corriente

máximos. Para lograrlo, se ha inventado y desarrollado un sistema electrónico denominado seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). El seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) es esencial debido al comportamiento no lineal de los módulos fotovoltaicos y a la variación de la energía generada con la irradiación y la temperatura. El objetivo del MPPT es localizar el punto de máxima potencia (MPP) que puede cambiar rápidamente con las condiciones ambientales; bajo sombreado parcial aparecen múltiples picos locales en la curva P–V, lo que complica la tarea.

En el trabajo de (Fernando & De Catalunya Departament D'Enginyeria Electrònica, 2023), se empleó una plataforma Raspberry Pi 3 para generar valores de radiación solar y temperatura de célula, con el fin de simular algoritmos MPPT (seguimiento del punto de máxima potencia) en un modelo fotovoltaico desarrollado en Simulink. Se diseñó un script en Python que recopiló datos horarios de irradiancia y temperatura mediante la API de PVGIS, los cuales fueron procesados para obtener valores por minuto. Estos datos se integraron al modelo en Simulink, donde se evaluaron los algoritmos MPPT Hill Climbing e Incremental Conductance bajo diversas condiciones de operación. Los resultados indicaron que el uso de datos por minuto permitió incrementar hasta en un 80 % la potencia generada en comparación con los datos por hora, dependiendo de las condiciones ambientales. Asimismo, el algoritmo Incremental Conductance presentó un mejor desempeño bajo radiación variable y altas temperaturas, mientras que Hill Climbing resultó más eficaz en condiciones de temperatura extrema.

3.4. Algoritmos para mejorar MPPT

Para optimizar MPPT en condiciones adversas se han explorado algoritmos metaheurísticos y técnicas de búsqueda avanzada. Para optimizar el punto de máxima potencia en entornos con sombra parcial, Fathy et al. (2022) compararon algoritmos metaheurísticos (PSO y CS) en la misma plataforma. Para optimizar MPPT en condiciones adversas se han explorado algoritmos metaheurísticos y técnicas de búsqueda avanzada. Comparativas entre algoritmos metaheurísticos —por ejemplo PSO y CS— indican que estas técnicas pueden mejorar la localización del pico global en presencia de sombreado parcial (Fathy et al., 2022). El trabajo de (Yuan et al., 2021) propone un método de control distribuido (DMPPT) para una microrred fotovoltaica, empleando un algoritmo mejorado de búsqueda de gorriones (ISSA). Su objetivo es mitigar las pérdidas de potencia causadas por sombras parciales en los

módulos, optimizando así la generación energética. El ISSA introduce mecanismos como el aprendizaje inverso basado en el centro de gravedad, coeficientes de aprendizaje y operadores de mutación, lo que mejora la precisión y evita caer en óptimos locales. Las simulaciones realizadas en MATLAB muestran que el rendimiento del ISSA supera a métodos tradicionales como el de perturbación y observación (P&O) y el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO). Complementando este enfoque (Fathy et al., 2022) desarrollaron un sistema MPPT basado en Raspberry Pi 4, utilizando algoritmos metaheurísticos como la optimización por enjambre de partículas (PSO) y la busqueda de (CS), programados en Python. Ambos trabajos resaltan como la integración de hardware accesible y algoritmos avanzados mejora la extracción de energía en condiciones adversas. Así mismo en necesario tener en cuenta lo necesario para el desarrollo del conversor. Los autores (Alghaythi et al., 2024), propusieron convertidor elevador de corriente continua (DC-DC) altamente eficiente, controlado por un algoritmo de búsqueda de águila calva (BES) implementado en una Raspberry Pi 4. El objetivo principal es optimizar el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos bajo condiciones de sombra parcial (PSC), donde las curvas de potencia-voltaje presentan múltiples picos locales y un único pico global.

3.5. Uso de Raspberry Pi: emulación, control, adquisición y visualización

Los autores de (S et al., 2022) presentaron el diseño y la construcción de un emulador de panel fotovoltaico utilizando un controlador Raspberry Pi. El objetivo del trabajo fue replicar con precisión las curvas I-V y P-V de un panel solar real para facilitar la investigación y pruebas en sistemas solares. El sistema desarrollado integró un modelo de panel fotovoltaico basado en circuitos, un convertidor buck y un algoritmo de control digital implementado en Raspberry Pi. Además, se llevaron a cabo simulaciones en MATLAB para validar el desempeño del emulador. Los resultados demostraron una elevada precisión en la replicación de las características eléctricas de un panel solar bajo diversas condiciones ambientales, evidenciando su utilidad para la prueba de convertidores de potencia, algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) y otros dispositivos asociados a sistemas solares.

Por otra parte, trabajos como el de (Portalo et al., 2021) se presentó el desarrollo de un sistema de monitoreo diseñado para seguir el funcionamiento de un generador fotovoltaico (PV) dentro de una microrred experimental inteligente. La solución propuesta se basó en

hardware y software de código abierto, integrando una placa Arduino para la adquisición de datos de temperatura de los paneles solares, y una Raspberry Pi para el almacenamiento y la visualización de los datos en tiempo real mediante una interfaz implementada con Grafana. Este sistema permitió la supervisión continua del desempeño del generador fotovoltaico, así como una gestión más eficiente de la microrred. En (Carrasco-González et al., 2023) ampliaron este concepto al controlar un clúster de microrredes (AC/DC) con Raspeberry Pi, incluyendo fuentes como turbinas eólicas y bancos de baterías Estos trabajos resaltan la falibilidad de Raspeberry pI para integrar dispositivos heterogéneos y optimizar. Por otra parte, trabajos como el de (Nascimento et al., 2023) se centra en el desarrollo de una solución de comunicación para controlar sistemas fotovoltaicos en una microgrid utilizando un Controlador de Automatización Programable (PAC), Raspberry Pi y software de código abierto como Node-Red e InfluxDB. El objetivo principal es integrar dispositivos con protocolos de comunicación no estandarizados, superando las dificultades de compatibilidad entre hardware y protocolos de diferentes fabricantes.

En (Assilevi, 2021), se abordó la gestión del perfil de carga de una nave industrial conectada a una microrred híbrida basada en energía solar fotovoltaica. El objetivo del estudio fue maximizar la eficiencia energética mediante el dimensionamiento de un generador fotovoltaico y la evaluación comparativa de dos capacidades de batería (9 kWh y 11 kWh), considerando indicadores de autoconsumo y autosuficiencia. Para ello, se realizaron simulaciones en MATLAB Simulink que permitieron analizar el flujo de energía entre la batería, la red eléctrica, el generador fotovoltaico y la carga industrial. Los resultados obtenidos validaron el desempeño del sistema propuesto y respaldaron la selección de los tamaños óptimos tanto del generador como del sistema de almacenamiento. Este enfoque contribuye a la optimización del uso de recursos energéticos en entornos industriales.

3.6. IoT, monitorización y microredes inteligentes

Por otra parte, trabajos como el de (Portalo et al., 2021) se presentó el desarrollo de un sistema de monitoreo diseñado para seguir el funcionamiento de un generador fotovoltaico (PV) dentro de una microrred experimental inteligente. La solución propuesta se basó en hardware y software de código abierto, integrando una placa Arduino para la adquisición de datos de temperatura de los paneles solares, y una Raspberry Pi para el almacenamiento y la visualización de los datos en tiempo real mediante una interfaz implementada con Grafana.

Este sistema permitió la supervisión continua del desempeño del generador fotovoltaico, así como una gestión más eficiente de la microrred. Por otra parte, trabajos como el de (Nascimento et al., 2023) se centra en el desarrollo de una solución de comunicación para controlar sistemas fotovoltaicos en una microgrid utilizando un Controlador de Automatización Programable (PAC), Raspberry Pi y software de código abierto como Node-Red e InfluxDB. El objetivo principal es integrar dispositivos con protocolos de comunicación no estandarizados, superando las dificultades de compatibilidad entre hardware y protocolos de diferentes fabricantes.

En (Hakam et al., 2023), se propuso un sistema de monitoreo para paneles solares fotovoltaicos basado en tecnologías de Internet de las Cosas (IoT) y aprendizaje automático. El sistema empleó una Raspberry Pi como servidor y un microcontrolador ESP32 como cliente, comunicándose a través de los protocolos MQTT y HTTP. Se midieron parámetros eléctricos y ambientales como voltaje, corriente, potencia y temperatura, cuyos datos fueron almacenados en una base de datos SQLite para su posterior análisis. Además, se implementó un modelo de árbol de decisión para predecir la eficiencia de los paneles solares y optimizar su rendimiento operativo. En el trabajo de (Patel et al., 2022), los autores propusieron un sistema de monitoreo para un sistema fotovoltaico autónomo, orientado a su implementación en áreas remotas, mediante el uso de tecnologías de Internet de las Cosas (IoT) y algoritmos de aprendizaje automático. El sistema incorporó un datalogger IoT encargado de recopilar datos de rendimiento de los paneles solares —como voltaje, corriente, temperatura y humedad—, los cuales fueron enviados a un servidor para su almacenamiento y análisis. Posteriormente, estos datos se emplearon para entrenar algoritmos de regresión lineal y polinómica, con el fin de predecir la generación de energía futura en función de las condiciones meteorológicas. Otro trabajo relacionado con microrredes es el presentado en (Carrasco-González, 2025), en el que se desarrolló un sistema de monitoreo en tiempo real para instalaciones fotovoltaicas dentro de una microrred inteligente, utilizando tecnologías de Internet de las Cosas (IoT). Para ello, el sistema recopila y monitorea datos eléctricos como corriente, voltaje, potencia y frecuencia provenientes de paneles solares, baterías, cargas y la red eléctrica. Estos datos se visualizan a través de interfaces web y móviles, lo que facilita un control eficiente en la gestión de los recursos energéticos.

3.7. Convertidores, inversores y control embebido

También es necesario evidenciar otras metodologías de implementación, como en el trabajo planteado por (Mostafa et al., 2022), se diseñó e implementó un controlador Fuzzy-PI para inversores conectados a la red en sistemas fotovoltaicos. El objetivo fue mejorar la eficiencia y estabilidad de los inversores de tres fases en un entorno de bajo costo y experimentación segura. Se utilizó un prototipo de 70W para validar la funcionalidad del controlador. El diseño incluyó la generación de código en Matlab Simulink, que luego fue transformado a código C y cargado en microcontroladores reconfigurables. La implementación incluyó hardware como Raspberry Pi, Arduino y circuitos de censado para asegurar la sincronización con la red. El controlador demostró un bajo tiempo de ajuste, una mínima distorsión armónica total (THD) de 0.74 % y alta precisión en la sincronización de voltajes entre el inversor y la red. Los experimentos confirmaron su eficacia en sistemas de bajo costo y alta adaptabilidad.

Así mismo en necesario tener en cuenta lo necesario para el desarrollo del conversor. Los autores (Alghaythi et al., 2024), propusieron convertidor elevador de corriente continua (DC-DC) altamente eficiente, controlado por un algoritmo de búsqueda de águila calva (BES) implementado en una Raspberry Pi 4. El objetivo principal es optimizar el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos bajo condiciones de sombra parcial (PSC), donde las curvas de potencia-voltaje presentan múltiples picos locales y un único pico global. Complementando este enfoque (Fathy et al., 2022) desarrollaron un sistema MPPT basado en Raspberry Pi 4, utilizando algoritmos metaheurísticos como la optimización por enjambre de particulas (PSO) y la busqueda de (CS), programados en Python. Ambos trabajos resaltan como la integración de hardware accesible y algoritmos avanzados mejora la extracción de energía en condiciones adversas. En el trabajo de (K & Parvathy, 2022) se propuso el diseño de un inversor solar inteligente basado en la plataforma Raspberry Pi, utilizando tecnologías de Internet de las Cosas (IoT) para el monitoreo remoto de sistemas de energía solar. El sistema desarrollado permite la supervisión en tiempo real del rendimiento tanto de los paneles solares como del inversor, mediante la aplicación móvil Blynk conectada a su servidor. El inversor se encarga de convertir la corriente directa (DC) generada por los paneles en corriente alterna (AC), apta para el consumo residencial o la inyección a la red eléctrica. Los resultados del estudio evidencian que la automatización del sistema contribuye a mejorar la eficiencia y sostenibilidad en el uso de la energía solar.

3.8. Integración con MATLAB/Simulink y fuentes de datos

El dominio de la programación en MATLAB es fundamental, ya que esta herramienta es una piedra angular del proyecto, permitiendo la comunicación entre los dispositivos de la microrred. MATLAB es un entorno de programación de alto nivel que facilita el análisis de datos, el desarrollo de algoritmos y la creación de modelos y aplicaciones. MATLAB permitirá desarrollar los modelos de simulación de la microrred, implementar algoritmos de control y analizar los datos de rendimiento. MATLAB facilita la integración con Raspberry Pi, permitiendo la comunicación y el control de los nodos de la microrred desde un sistema centralizado. El trabajo de (Fernando & De Catalunya Departament D'Enginyeria Electrònica, 2023), se empleó una plataforma Raspberry Pi 3 para generar valores de radiación solar y temperatura de célula, con el fin de simular algoritmos MPPT (seguimiento del punto de máxima potencia) en un modelo fotovoltaico desarrollado en Simulink. Se diseñó un script en Python que recopiló datos horarios de irradiancia y temperatura mediante la API de PVGIS, los cuales fueron procesados para obtener valores por minuto. Estos datos se integraron al modelo en Simulink, donde se evaluaron los algoritmos MPPT Hill Climbing e Incremental Conductance bajo diversas condiciones de operación. Los resultados indicaron que el uso de datos por minuto permitió incrementar hasta en un 80 % la potencia generada en comparación con los datos por hora, dependiendo de las condiciones ambientales. Asimismo, el algoritmo Incremental Conductance presentó un mejor desempeño bajo radiación variable y altas temperaturas, mientras que Hill Climbing resultó más eficaz en condiciones de temperatura extrema. La interoperabilidad MATLAB, Raspberry Pi y plataformas IoT (Node-RED, InfluxDB, Grafana) facilita las pruebas de campo y la validación experimental (Lozada et al., 2024; Nascimento et al., 2023).

En los últimos años, se ha evidenciado un incremento por el interés en las energías renovables. Uno de estos intereses implica la necesidad de replicar el comportamiento de los paneles solares con mayor precisión, ya que realizar diferentes pruebas directas implica dependía de las condiciones ambientales además de implicar costes de implementación y de mantenimiento por lo que se han desarrollado diversos artículos los cuales proponen formas de emular este comportamiento de los paneles solares, permitiendo validar diferentes algoritmos de control. Los sistemas fotovoltaicos son instalaciones diseñadas para capturar la energía solar y transformarla en electricidad mediante el uso de paneles solares. Estos sistemas están compuestos por módulos fotovoltaicos, inversores y controladores de carga, entre otros componentes esenciales para su funcionamiento. Comprender su operación y

estructura es clave para modelar y simular una microrred que integre esta fuente de energía renovable. La simulación permitirá analizar el rendimiento del sistema bajo diferentes condiciones de irradiancia y temperatura, proporcionando información valiosa para optimizar el diseño y la gestión energética de las microrredes. El comportamiento de un panel solar se caracteriza principalmente por la curva potencia-voltaje (P-V) y por su curva corriente-voltaje (I-V), lo que refleja la respuesta del panel antes distintas condiciones de irradiación y temperatura. Se han propuesto diferentes enfoques para modelar estas características:

En resumen, la revisión evidencia una tendencia clara hacia la convergencia de hardware de bajo costo (Raspberry Pi, Arduino, ESP32), algoritmos avanzados (ANN, LSTM, metaheurísticos) y arquitecturas IoT para construir emuladores de paneles y sistemas de control/monitorización robustos. Emular paneles reduce dependencia de condiciones ambientales y costos de pruebas; permite validar MPPT, convertidores e inverters en entornos controlados. En condiciones de sombreado parcial, los metaheurísticos y los métodos distribuidos (DMPPT) ofrecen ventajas frente a métodos clásicos, aunque implican mayor costo computacional — la Raspberry Pi moderna soporta gran parte de estos algoritmos en implementaciones reales. La integración MATLAB, Raspberry Pi plataformas IoT facilita el ciclo diseño-simulación-validación-implementación.

A partir de la revisión realizada, se evidencia que, si bien existen múltiples enfoques para la emulación y el control de sistemas fotovoltaicos, persisten vacíos significativos que justifican la presente investigación. Una limitación recurrente es la alta dependencia de las pruebas experimentales a las condiciones ambientales, lo que dificulta la obtención de resultados consistentes y comparables. Asimismo, aunque el uso de hardware de bajo costo, como Raspberry Pi o microcontroladores de arquitectura abierta, ha permitido ampliar el acceso a estas tecnologías, su capacidad de procesamiento y robustez todavía representan un desafío para la implementación de algoritmos avanzados de control y seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Finalmente, se observa la necesidad de integrar estas soluciones en plataformas que no solo sean capaces de ejecutar modelos con precisión, sino que además garanticen una validación confiable en entornos reales y con posibilidad de conexión a microrredes. En este contexto, la presente tesis busca responder a dichas limitaciones mediante el desarrollo de un sistema de emulación fotovoltaica basado en hardware accesible, optimizado para la integración de algoritmos de control y validado en un entorno experimental controlado.

Capítulo 4

Modelo de la fotocelda implementado en la Raspberry Pi

4.1. Modelo Fotocelda

El comportamiento eléctrico de una celda fotovoltaica puede representarse mediante el modelo de un diodo en paralelo con una fuente de corriente, acompañado de resistencias que modelan las perdidas internas como se ilustra en la sección 2.1, esto se expresa como en la ecuación (2.1), la cual describe la relación entre la corriente de salida y el voltaje aplicando la ley de Kirchhoff de corrientes y la ecuación del diodo Shockley.

Para el modelo de la fotocelda en la Raspberry Pi, la función `pv_model` implementada en Python toma como entradas la temperatura de la celda (T_c) y la irradiación solar (G) para calcular la corriente (I_{ph}), las curvas características corriente-voltaje (I-V) y potencia-voltaje (P-V), y extraer el punto de máxima potencia (V_{mp}, I_{mp}, P_{max})

La Tabla 4.1 presenta los parámetros fundamentales empleados en la construcción del modelo matemático de la fotocelda, cuyos valores se presentan en el Anexo 9 . Estos valores constituyen la base para el análisis eléctrico del dispositivo y permiten caracterizar su comportamiento bajo condiciones de operación estándar.

Parámetros esenciales para el modelo de fotocelda	
Carga elemental (C)	$1{,}602 \times 10^{-19}$
Constante de Boltzmann (J/K)	$1{,}381 \times 10^{-23}$
Número de células en serie en el módulo	36
Factor de idealidad del diodo	1.3
Corriente de corto circuito en STC (A)	3.87
Tensión de circuito abierto en STC (V)	21.24
Vatios máximo (W)	200.448
Voltaje en circuito abierto V_{OC} (V)	36.55
Corriente en corto circuito I_{SC} (A)	8.05
Voltaje en el punto máximo (V)	28.8
Corriente en el punto máximo (A)	6.96
Resistencia shunt (Ω)	39.5932
Resistencia serie (Ω)	0.46837
Factor de diodo ideal	0.98516

Cuadro 4.1: Parámetros del modelo de la fotocelda

En primer lugar, se incluye la **carga elemental del electrón**, que permite calcular el voltaje térmico ($V_t = KT/q$, el parámetro que relaciona temperatura y comportamiento eléctrico del diodo. Sin este factor no es posible modelar la dependencia de la curva I-V respecto a la temperatura.

La constante de Boltzmann, conecta la energía termina con la temperatura absoluta, es clave para determinar como la temperatura afecta la generación de corriente, y por lo tanto el rendimiento del panel.

Número de celdas en serie, se define el nivel de tensión de salida del módulo fotovoltaico. A mayor número de celdas en serie, mayor será el voltaje disponible en condiciones estándar.

Factor de idealidad del diodo (A_0): Ajusta la ecuación del diodo a las desviaciones respecto al comportamiento ideal. Este parámetro permite que la curva I-V simulada, sea simular a lo experimental.

Corriente de cortocircuito: Representa la corriente máxima que entrega la celda cuando

el voltaje es nulo. Es directamente proporcional a la irradiación y es un punto de referencia crítico para validar el modelo frente a condiciones estándar

Tensión de circuito abierto define el voltaje máximo que puede entregar la celda cuando la corriente es nula.

En conjunto, estos parámetros permiten obtener la curva característica I-V, identificar el punto máximo de potencia (MPP) y analizar cómo se comporta la celda frente a variaciones de irradiación y temperatura.

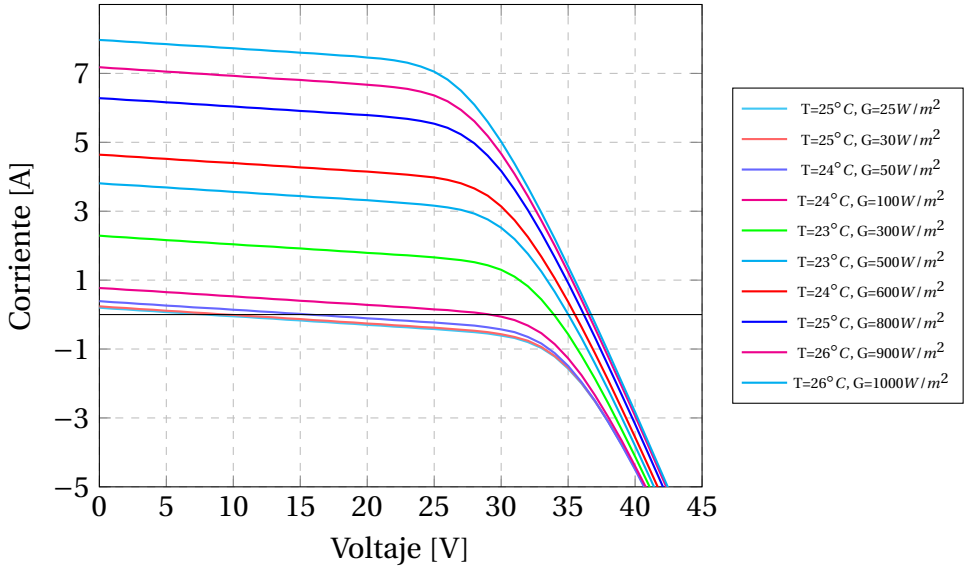


Figura 4.1: Curvas I-V de la fotocelda para diferentes niveles de irradiancia y temperatura

En la figura 4.1 se presentan las curvas características corriente-voltaje (I-V) de la fotocelda simulada en la Raspberry Pi, para distintos niveles de irradiancia y temperatura. En las curvas se observa el comportamiento típico de la celda fotovoltaica, una corriente casi constante en la región de baja tensión y una caída de corriente al aproximarse a la tensión de circuito abierto.

4.2. Modelo de sistema embebido

4.2.1. Implementación Raspberry Pi 4

La elección de la Raspberry Pi 4 como plataforma principal de desarrollo, es debido a su capacidad de procesamiento multinúcleo y compatibilidad con entornos de desarrollo como MATLAB/Simulink Y Python.

En primer lugar, la Raspberry Pi dispone de un procesador multinúcleo y memoria suficiente para ejecutar modelos matemáticos no lineales y algoritmos de machine learning, lo cual supera las limitaciones de microcontroladores tradicionales como Arduino, que resultan adecuados para tareas de control básico pero insuficientes para cálculos intensivos como los requeridos por técnicas difusas o ANFIS.

Así mismo esta plataforma garantiza la compatibilidad directa con MATLAB/Simulink y con librerías en Python, lo que facilita la migración del modelo simulado hacia la implementación embebida. Esta característica permite validar en un mismo entorno los resultados teóricos y prácticos, reduciendo la brecha entre simulación y aplicación real.

Para la emulación del comportamiento dinámico del panel, se empleó una base de datos compuesta por aproximadamente un millón de registros de irradiancia y temperatura, con una resolución temporal de 15 minutos. Esta información permitió reproducir con precisión las variaciones ambientales a las que se somete un sistema fotovoltaico real, como lo es el paso de una nube, sirviendo como entrada para el modelo implementado en la Raspberry Pi. De esta manera, se logró evaluar el desempeño del sistema embebido bajo diferentes condiciones de irradiancia y temperatura, asegurando una respuesta del comportamiento físico del panel solar.

El diagrama 4.2 representa el flujo de datos establecido entre la Raspberry Pi y MATLAB. La comunicación serial se realiza a través de convertidor USB-UART (CP2102), que envía las señales desde la interfaz de la raspberry pi hasta el computador. De esta manera los valores relevantes para el sistema fotovoltaico son procesados y se trasmiten en un entorno de simulación a MATLAB.

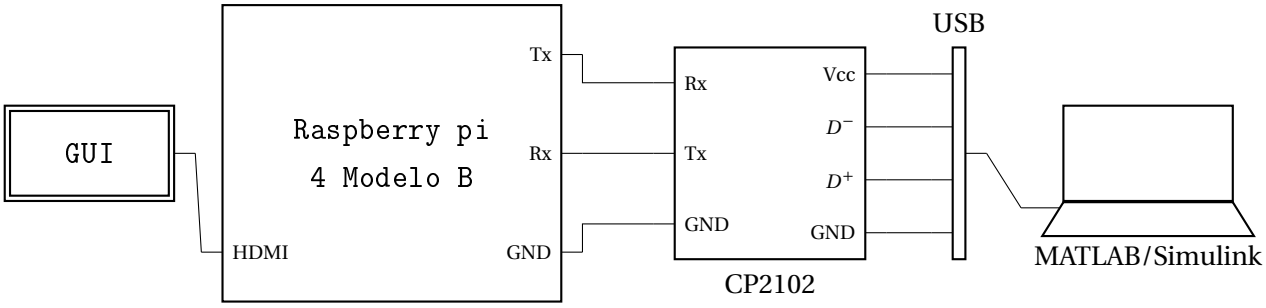


Figura 4.2: Diagrama de la conexión de la Raspberry pi al equipo

La figura 4.3 muestra la conexión física entre la Raspberry Pi y el computador mediante el convertidor USB-UART (CP2102). Esta configuración permite la transmisión de datos por el protocolos serial, facilitando la comunicación entre el sistema embebido y el entorno de simulación en MATLAB/Simulink.

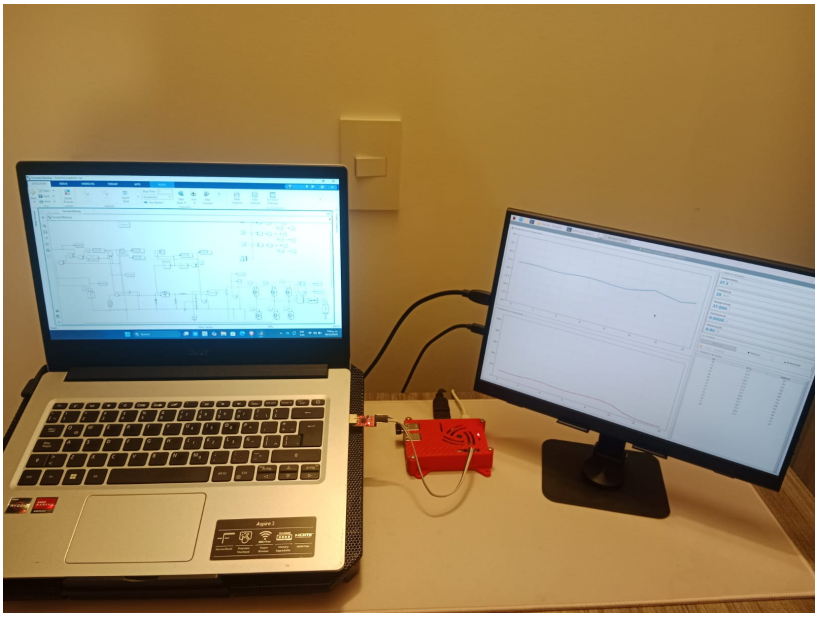


Figura 4.3: Conexción física de la Raspberry Pi a MATLAB/Simulink

Así mismo se realizó la correspondiente implementación de la interfaz gráfica de usuario (Figura 4.4), la cual fue implementada en la Raspberry Pi, la cual facilita la visualización de las principales variables del sistema como los son el voltaje, corriente y potencia. Adicionalmente se incorporan graficas, que muestran el comportamiento de la irradiancia y temperatura a lo largo del día, lo que a su vez permite un análisis de los datos relevantes de potencia.

Para complementar la funcionalidad de la interfaz, se integró un módulo en Python encargado de emular el paso de nubes se desarrolló en Python un generador de eventos transitorios que modifica la irradiancia y la temperatura de la base de datos. El algoritmo selecciona aleatoriamente entre tres tipos de nube ligera, mediana o densa aplicando reducciones de irradiancia en rangos aproximados de 10 a 30 %, 30 a 60 % y 60 a 80 % respectivamente, y desplazamientos de temperatura de $-0{,}5\,^{\circ}\mathrm{C}$, $-1{,}5\,^{\circ}\mathrm{C}$ y $-3{,}0\,^{\circ}\mathrm{C}$. Cada evento tiene una duración aleatoria, que permite evaluar la respuesta del algortimo frente a estas variaciones.

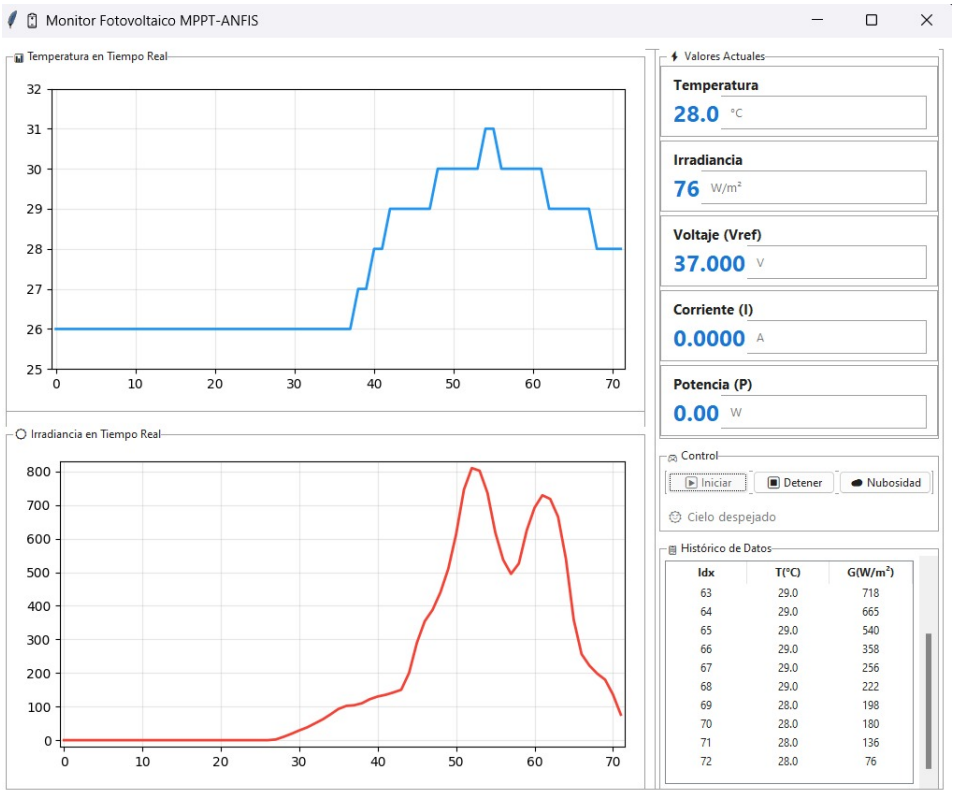


Figura 4.4: Interfaz gráfica en Raspberry Pi

En general, la interfaz gráfica cumple la función de entorno de visualización local, permitiendo observar las variables principales del sistema y manipular condiciones de nubosidad mediante el control incorporado. Este elemento facilita la evaluación del comportamiento del sistema ante variaciones simuladas de irradiancia y temperatura.

Capítulo 5

Sistema de la etapa de conversión en MATLAB

La etapa de conversión es fundamental en los sistemas fotovoltaicos, esta etapa es la encargada de adaptar la energía continua generada por el arreglo de celdas hacia los niveles requeridos por la carga o por el inversor trifásico. De acuerdo con lo expuesto en el marco teórico, esta etapa se implementa mediante un conversor DC-DC tipo Buck.

En este capítulo se presenta el modelo desarrollado en MATLAB/Simulink correspondiente a la etapa de conversión. El diagrama mostrado en la Figura 5.1 integra los bloques que conforman el sistema. En la parte izquierda se ubican los módulos asociados a la Raspberry Pi, los cuales reciben los datos de irradiancia y temperatura. Estos datos se envían al modelo del panel solar, cuyo resultado alimenta el algoritmo MPPT, implementado mediante el método ANFIS IC. De forma simultánea, este algoritmo proporciona información a la interfaz gráfica para su visualización. Posteriormente, los datos son transmitidos a través del puerto serial, como se ilustra en la Figura 4.2. Una vez dentro del entorno de Simulink, las señales son procesadas por un controlador PI, encargado de regular el voltaje de entrada, detectar posibles caídas de potencia y ajustar el valor de salida en consecuencia. Finalmente, el sistema incluye el modelo del convertidor Buck, el cual se analiza con mayor detalle más adelante, junto con el inversor y la conexión a la microrred. En conjunto, la estructura del modelo busca reproducir el comportamiento dinámico de la etapa de potencia, asegurando una simulación precisa y representativa del sistema real.

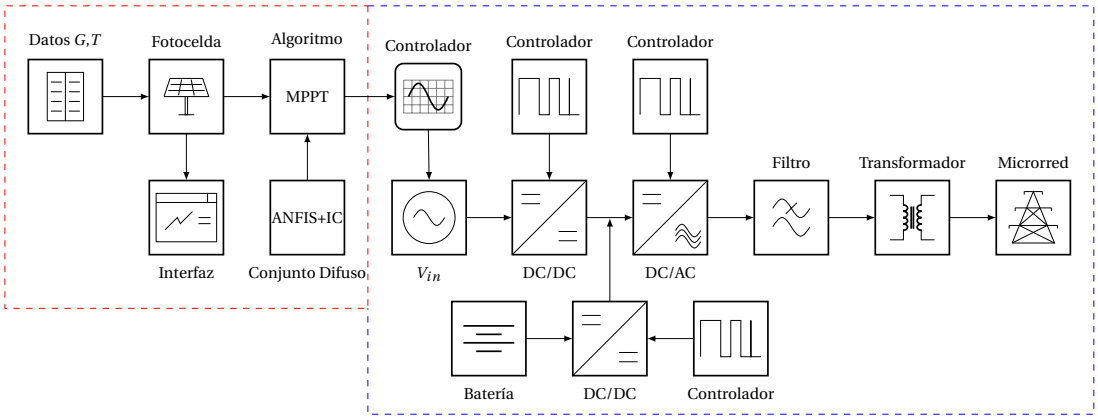


Figura 5.1: Diagrama de bloques del modelo completo, en donde el cuadro rojo es la programación en la Raspberry Pi y en el cuadro azul los bloques del modelo en Simulink

5.1. Descripción de los bloques principales

El sistema de la etapa de conversión se compone de varios subsistemas interconectados que permiten modelar el comportamiento eléctrico y de control del convertidor. A continuación, se describen los principales bloques que conforman el modelo y su función dentro del proceso de conversión.

5.1.1. Bloque de entrada fotovoltaica

Una vez ejecutado el algoritmo de aprendizaje en la Raspberry Pi, las variables se envían al entorno de MATLAB mediante comunicación serial. Estos datos corresponden a las variables necesarias para la operación del convertidor.

Debido a que la información trasmitida se encuentra en un formato numérico discreto, es necesario realizar un proceso de adecuación antes de se empleados por el modelo de simulink, Este proceso incluye la conversión de tipos de datos (por ejemplo, de `uint8` a `double`), la normalización de los valores y su sincronización temporal con la simulación. De esta forma, el bloque garantiza que los datos provenientes de la Raspberry Pi sean compatibles con los diferentes subsistemas que conforman el modelo de la etapa de conversión.

Antes de enviar los datos desde la Raspberry Pi al sistema, se implementó un controlador PI, como se muestra en la Figura 5.2. Este controlador fue sintonizado considerando un valor proporcional adecuado para alcanzar la potencia requerida en la conexión completa, y un

valor integral destinado a corregir el error de posición del sistema y finalemnte un valor derivativo para eliminar el sobre pico de la parte integral.

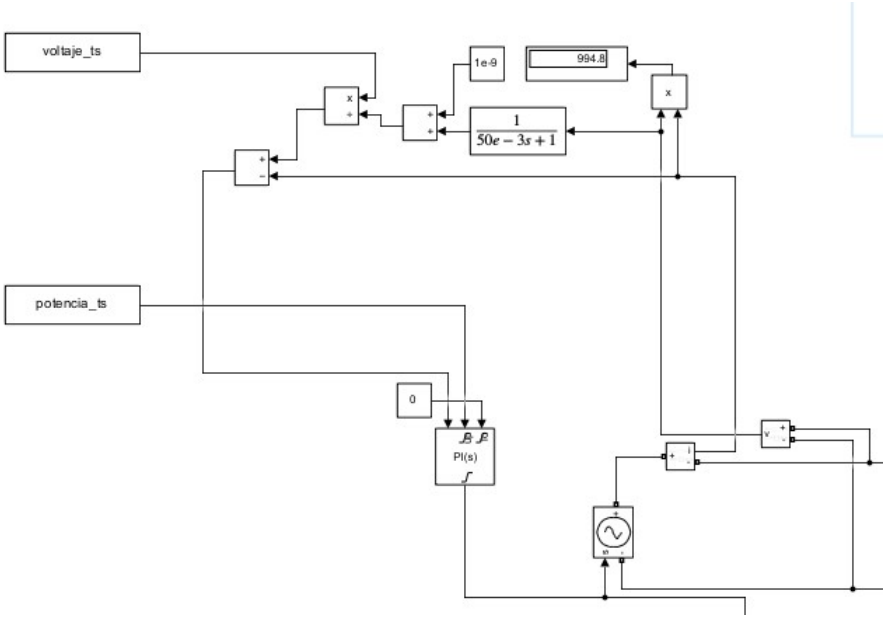


Figura 5.2: Circuito de control utilizado para el voltaje de entrada del sistema completo del panel solar.

5.1.2. Conversión DC–DC tipo Buck

La tensión generada por el arreglo fotovoltaico varía de acuerdo con las condiciones de irradiancia y temperatura y no siempre coincide con el nivel de voltaje requerido por el inversor trifásico o por las cargas, por ese motivo se incorpora la etapa de conversión DC-DC, con lo cual se espera elevar el voltaje de salida del panel hasta un valor constante y adecuado para luego la conversión a corriente alterna.

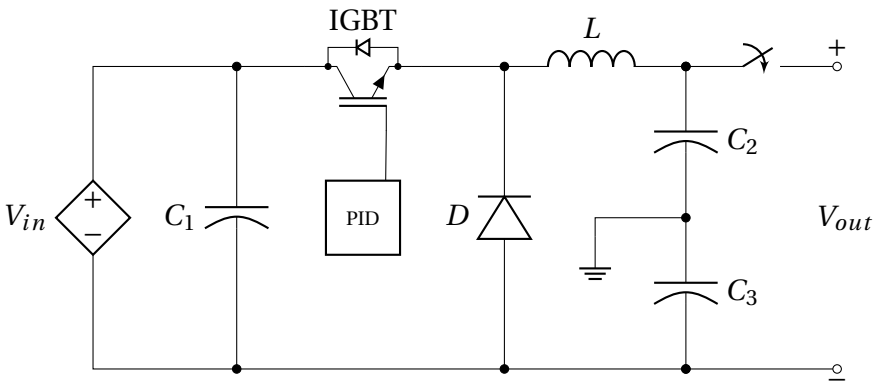


Figura 5.3: Diagrama etapa voltaje y conversor

Como se evidencia en el bloque que se encuentra a la derecha de la fuente controlada en la figura 5.1representa el modelo del conversor DC-DC implementado en Simulink. Este convertidor tiene como función principal elevar el nivel de tensión continua, entregado por el arreglo fotovoltaico hasta el valor requerido por el inversor trifásico.

El modelo incluye componentes fundamentales del circuito como se menciona en la sección 2.3. La conmutación del transistor es controlada mediante el bloque PWM Generator, cuya modulación se determina a partir de la señal de control entregada por el PID. El diagrama de la figura 5.3 ilustra la estructura del conversor que se diseñó, incluyendo el inductor L, los capacitores C_1, C_2 y C_3, que reducen las oscilaciones de corriente y tensión. Además del transistor IGBT como interruptor controlado por el PID, asegurando así la regulación del voltaje de salida V_{out}.

Para el conversor, se implementó un controlador PID, como se muestra en la Figura 5.2. Este controlador toma la señal de voltaje de salida y la regula hasta alcanzar el nivel deseado de 100 V el cual envía a un bloque de (PWM) y se conecta al IGBT. Al igual que el controlador anterior, fue sintonizado considerando un valor proporcional adecuado para ajustar la respuesta del sistema, un valor integral orientado a corregir el error estacionario, y un valor derivativo destinado a atenuar el sobreimpulso generado por la acción integral.

5.1.3. Inversor Trifasico

En una planta fotovoltaica, el inversor trifásico cumple un papel fundamental, ya que se encarga de convertir la tensión continua, generada por los paneles solares en tensión alterna,

adecuada para inyectarse a la red eléctrica o para alimentar cargas.

Como se evidencia en el diagrama 5.4. Este tipo de inversor utiliza típicamente seis transistores de potencia dispuestos en un puente completo, con dos transistores por fase, lo que permite generar una forma de onda AC trifásica con un desfase de 120° por fase.

El control del inversor trifásico se implementa mediante estrategias de modulación, específicamente utilizando la técnica de modulación por ancho de pulso (PWM). Este método se basa en la comparación de tres señales sinusoidales —desfasadas 120° entre sí— con una señal portadora triangular de 20 kHz, generando así las señales de conmutación necesarias para el funcionamiento del inversor.

- Mantener la salida de voltaje en la magnitud y frecuencia deseadas, asegurando compatibilidad con la red o con la carga.
- Minimizar las distorsiones armónicas en la corriente de salida.
- Coordinar la conmutación de los transistores para generar las tres fases de manera sincronizada y con el desfase correcto.

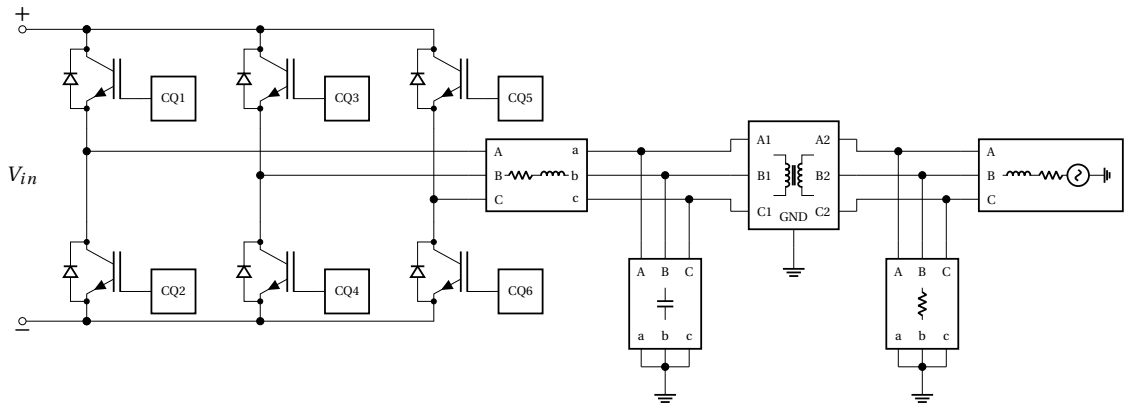


Figura 5.4: Circuito en Simulink del inversor a trifasico, filtro pasabajos, transformador y la conexión a la micro red

5.1.4. Sistema de Baterías

El sistema de baterías en una planta fotovoltaica cumple la función de almacenar el excedente de energía generado por los paneles solares y suministrarla cuando la producción

de energía es insuficiente para cubrir la demanda. En el diagrama de la Figura 5.5, se observa un esquema típico de almacenamiento con conexión en paralelo, lo que permite distribuir la corriente de carga y descarga entre varios componentes para mejorar la eficiencia y prolongar la vida útil del sistema.

Como se observa en el diagrama se observa la batería conectada a un conversor bidireccional controlado mediante un interruptor IGBT para mantener los niveles de voltaje y corriente dentro de los parámetros deseados.

El control del sistema de baterías sigue una estructura similar a la utilizada en el bloque del conversor en la entrada, vista en la figura 5.3, implementando un controlador PID. La señal de control se aplica al esquema de modulación por ancho de pulso (PWM), el cual determina la señal de conmutación para el dispositivo de potencia.

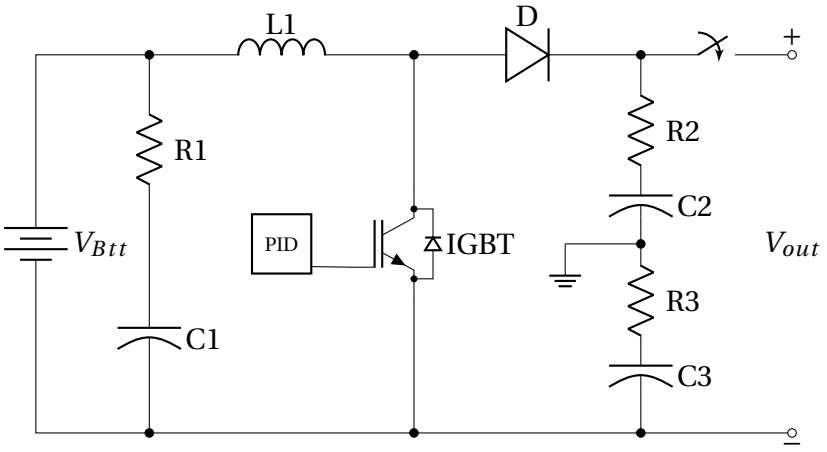


Figura 5.5: Circuito de Simulink de la bateria conectada en paralelo, como se ve en la figura 5.1

Se desarrollo el modelo completo del sistema fotovoltaico, integrando las etapas de conversión, almacenamiento y control, con el fin de establecer una base sólida para las pruebas de simulación y validación.

Capítulo 6

Selección de Algoritmos de Machine Learning

El propósito del capítulo es fundamentar la elección algoritmo de Machine Learning más apropiado para el seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) en sistemas fotovoltaicos, así como presentar cómo se integró ese algoritmo en comparación con enfoques clásicos y evoluciones intermedias basadas en lógica difusa. Para cumplir ese objetivo, se desarrolla un análisis comparativo del desempeño de los algoritmos: perturbar y observar (P&O), conductancia incremental (IC), versiones difusas de ambos (Fuzzy P&O y Fuzzy IC) y un modelo adaptativo neuro-difuso (ANFIS) combinado con conductancia incremental.

El análisis y entrenamiento de los modelos se realizaron utilizando datos históricos de irradiancia solar y temperatura obtenidos de portal Solar Anywhere [**?**]. Este conjunto de datos proporciona gran cantidad de datos que permiten evidenciar el cambio de los datos frente a condiciones ambientales y que a su vez permite evaluar estas variaciones en la respuesta del algoritmo.

Inicialmente, se parte de los métodos clásicos Perturbación y Observación (P&O) y Conductancia Incremental (IC), implementados conforme a sus diagramas de flujo, como línea base de referencia, que se evidencian en la sección Algoritmos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT). Estos algoritmos son ampliamente usados por su simplicidad, pero presentan deficiencias cuando las condiciones ambientales cambian con rapidez, provocando oscilaciones, convergencia lenta o errores de seguimiento.

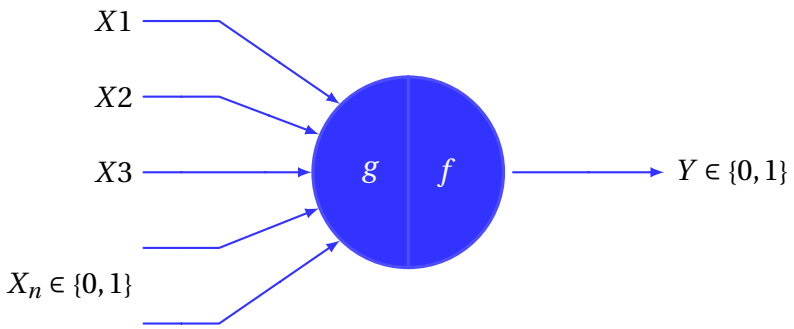


Figura 6.1: Modelo de algoritmo difuso

6.1. Algoritmo Difuso

Como etapa intermedia entre los algoritmos clásicos y soluciones implementando otros algoritmos, se desarrollaron sistemas difusos de estos algoritmos (Fuzzy P&O y Fuzzy IC). En estos controladores se definen funciones de membresía para variables como variación de potencia (dPotencia) y variación de voltaje (dVoltaje), y se definen las funciones de membresía y conjunto de reglas que permiten mejorar la estabilidad y respuesta del sistema bajo variaciones. Esta capa difusa permite que el controlador ajuste el paso de perturbación de forma más gradual y adaptativa frente a cambios ambientales.

6.1.1. Diseño de los sistemas difusos (Fuzzy P&O e IC Fuzzy)

En la Figura 6.2, se ilustra el sistema de inferencia difuso correspondiente al algoritmo Fuzzy P&O. Este modelo utiliza como entradas la variación de potencia (ΔP) y la variación de voltaje (ΔV), mientras que la salida está asociada al cambio de la tensión de referencia (ΔV_{ref}).

Las funciones de membresía se distribuyen de manera simétrica, permitiendo representar los estados de incremento, estabilidad o disminución de potencia y voltaje. Este diseño busca reducir las oscilaciones en torno al punto de máxima potencia, ajustando dinámicamente el paso de perturbación según las condiciones ambientales.

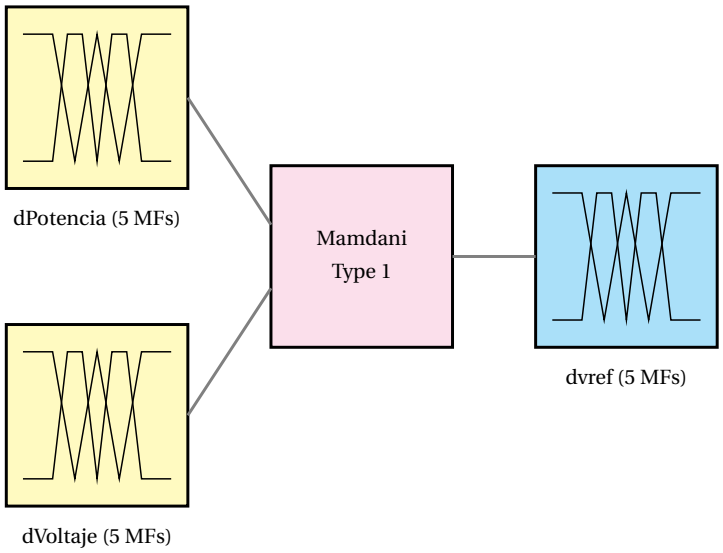


Figura 6.2: Sistema de inferencia difuso, System FIS-PO: 2 entradas, 1 salida, 25 reglas

En el sistema difuso que se observa 6.3, se muestra el sistema de inferencia difuso desarrollado para el método Fuzzy IC. A diferencia del caso anterior, las variables de entrada corresponden a la conductancia instantánea ($S = \frac{I}{V}$) y su variación (ΔS), las cuales permiten determinar con mayor precisión la posición del punto de operación respecto al punto de máxima potencia.
La salida del sistema es la variación de la referencia de voltaje (ΔV_{ref2}), que se ajusta con base en las reglas de inferencia diseñadas. Este esquema ofrece una mejor respuesta transitoria frente a cambios rápidos de irradiancia y temperatura, manteniendo una mayor estabilidad en el seguimiento del MPP.

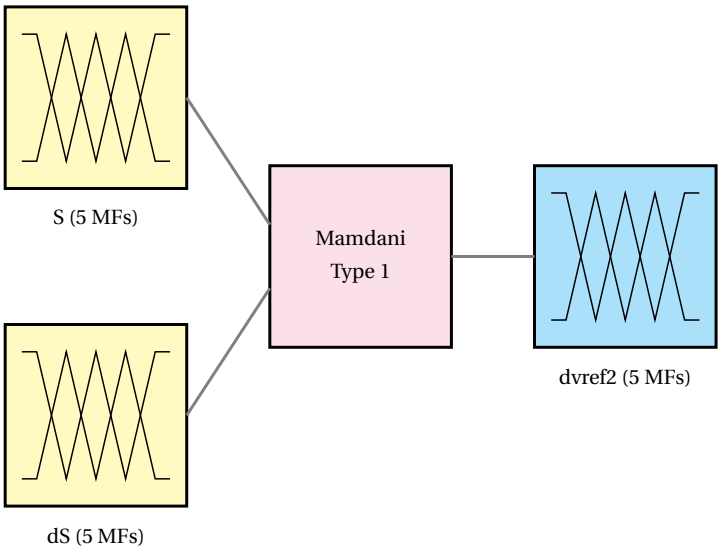


Figura 6.3: Sistema de inferencia difuso, System FIS-CI: 2 entradas, 1 salida, 25 reglas

6.1.2. Integración del algoritmo ANFIS con Conductancia Incremental

El modelo híbrido ANFIS+IC se diseñó con el propósito de combinar la capacidad predictiva de un sistema neurodifuso y a la vez mantener el método de conductancia incremental.

Inicialmente se intentó implementar el método ANFIS únicamente para ajustar la variación de voltaje (ΔV) en los algoritmos clásicos, aunque los resultados no fueron los mejores en términos de estabilidad y convergencia. Por lo tanto, se reformulo el enfoque, configurando el ANFIS como un predictor de voltaje de referencia (V_{ref}), mientras que el algoritmo de conductancia incremental se mantuvo para realizar ajustes finos en el seguimiento del punto de máxima potencia.

Con este enfoque, se redujo significativamente los tiempos de ejecución, ya que el modelo neurodifuso anticipa el comportamiento del sistema ante los cambios de irradiancia. El entrenamiento de este algoritmo se realizó con dos grupos, con esto se seleccionó el modelo según el error cuadrático medio (RMSE) y la eficiencia η_{SPMP}.

6.1.2.1. Entrenamiento y criterios de selección

El entrenamiento se realizó mediante varias pruebas para asegurar su correcto funcionamiento y así mismo ver su comportamiento frente a variabilidad de las condiciones. Como se

ve en la tabla 6.1

Parametros de Entrenamiento algortimo ANFIS+IC	
Corridas Independientes	100
Epocas	1200
Porcentaje de datos de entrenamiento	70 %
Porcentaje de datos de validación	15 %
Porcentaje de datos de evaluación	15 %
Grupos de clústeres	0.5 0.8

Cuadro 6.1: Parametros de entrenamiento modelo ANFIS+IC

Para cada corrida independiente se registraron el error cuadrático medio (RMSE) en el conjunto de validación y la eficiencia definida en la ecuación 6.1.

El modelo con menor error y mayor eficiencia fue seleccionado como base de implementación, mostrado en la figura 6.4, el cual presenta una estructura de tipo Sugeno con cinco entradas y tres conjuntos, configurado para predecir el voltaje de referencia.

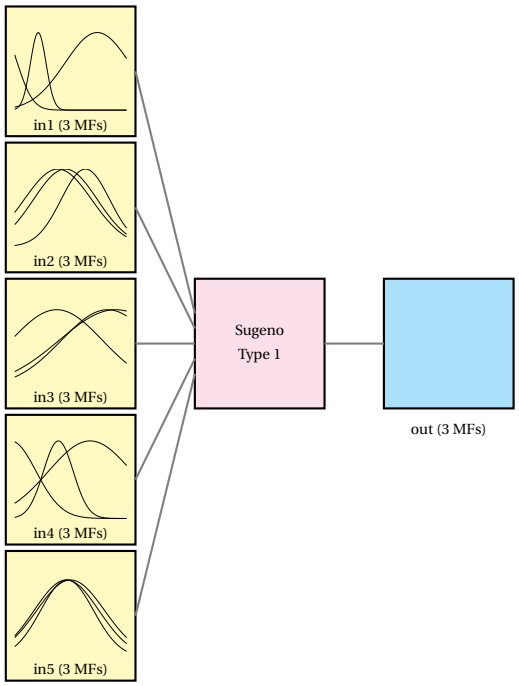


Figura 6.4: Sistema de inferencia difuso, System FIS-CI: 5 entradas, 1 salida, 3 reglas

La figura 6.4 presenta la estructura general del sistema difuso tipo sugeno, conformado por cinco entradas y salida. Cada entrada está asociada a tres funciones de membresía tipo gaussiana, ajustadas automáticamente durante el entrenamiento. Estas funcionan modelan el comportamiento difuso de las variables de entrada para la estimación del voltaje de referencia.

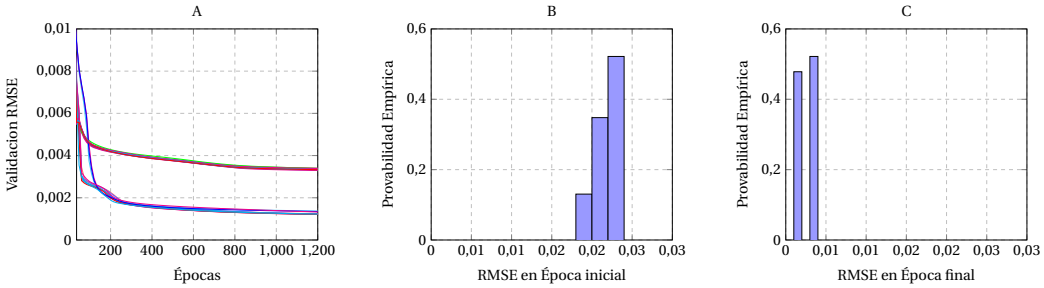


Figura 6.5: Gráficas port-entrenamiento, en donde A son todas los registros de entrenamiento, B el valor de RMSE inicial y C el final de las 1200 épocas.

La figura representa la evolución del error cuadrático medio (RMSE) del algoritmo ANFIS+IC 6.5 durante su entrenamiento. Se muestra en la gráfica de la izquierda la validación del RMSE y el número de épocas que le toma en llegar a un RMSE menor, cada una de las líneas representan las iteraciones realizadas por el algoritmo ANFIS+IC.

Las curvas representan una caída rápida del valor inicial del RMSE entre las primeras 50 y 100 épocas, lo que también se ve reflejado en las gráficas de la derecha que muestran el cambio del RMSE en las últimas 100 épocas.

6.2. Comparación de algoritmos MPPT

Con el fin de determinar el algoritmo más adecuado para la implementación final, se realizó una comparación entre los cinco modelos desarrollados. La figura 6.6 muestra el comportamiento temporal de los algoritmos en un intervalo representativo del día.

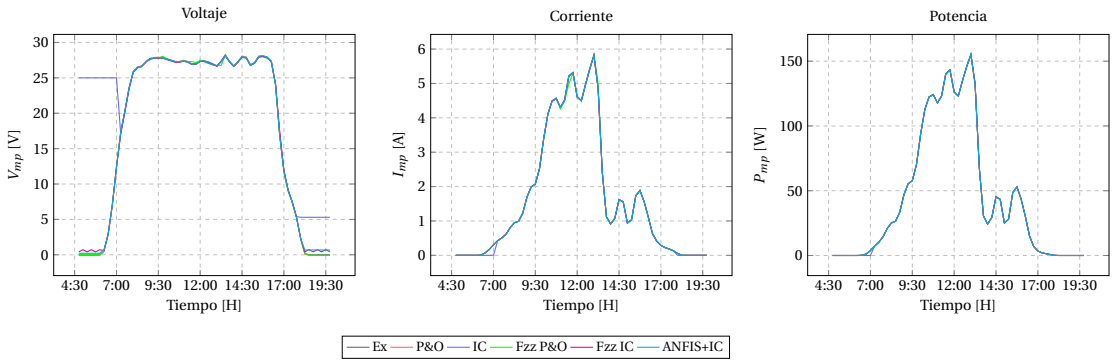


Figura 6.6: Comparación de señales de Voltaje, Corriente y Potencia, en donde vemos todos los algoritmos MPPT

A lo largo de un intervalo del día, los cinco algoritmos MPPT muestran trayectorias de potencia que a primera vista parecen similares, sin embargo esta similitud se debe a la cercanía de los resultados obtenidos. Un análisis más detallado revela diferencias en la forma en que cada método responde a las variaciones de irradiancia y temperatura. Los algoritmos clásicos como Perturbar y Observar y Conductancia incremental, mantienen un seguimiento del punto máximo de potencia, sin embargo presentan pequeñas oscilaciones alrededor del valor óptimo. Por otro lado los métodos basados en lógica difusa presentan un mejor resultado debido al ajuste fino que se hace cerca del punto máximo de potencia.

El modelo híbrido ANFIS+IC logra un mejor desempeño, debido a su aprendizaje previo lo que le permite acercarse más rápido al punto de máxima potencia, reduciendo oscilaciones y alcanzando más estabilidad frente a los cambios en la irradiancia.

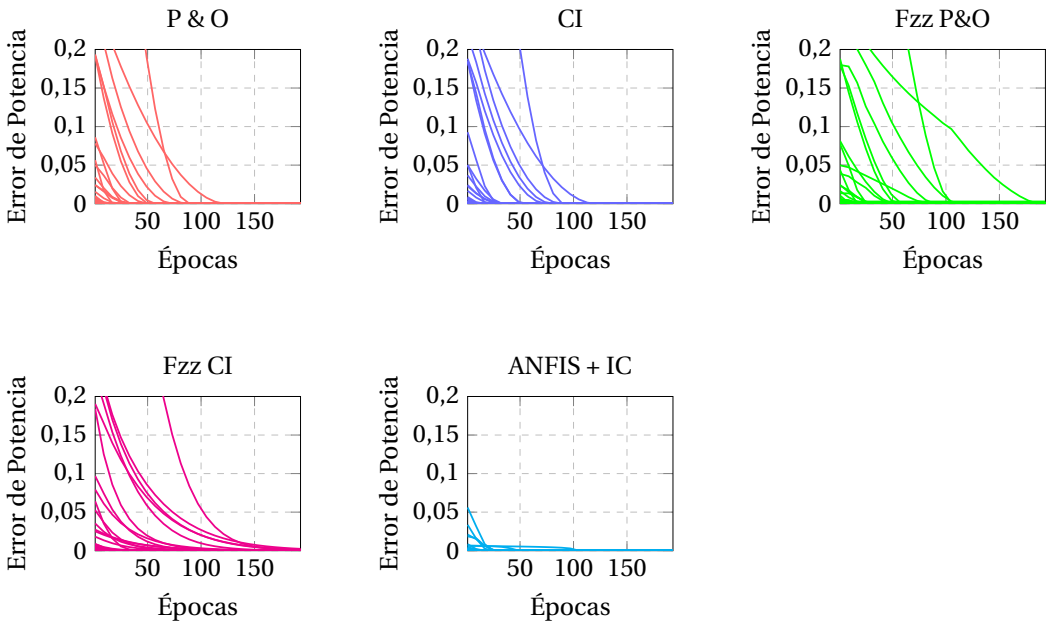


Figura 6.7: Gráficas de comparación de épocas necesarias de cada algorítmo MPPT

Las diferencias se perciben mejor al compararlas en el tiempo, se dejan épocas para que cada algoritmo alcance la potencia máxima. En la figura 6.7 se puede ver como la gran mayoría de algoritmos necesitan al menos 100 épocas, pero los algoritmos difusos necesitan más de 100 siendo el de conductancia incremental el que necesita incluso más de 200 para algunos datos. En cambio, el algoritmo propuesto al empezar más cerca necesita muy pocas épocas, siendo menos de 50, excepto por algunos que lo alcanzan en menos de 100 épocas.

Algoritmo	V_{mp} [V]		I_{mp} [A]		P_{mp} [W]	
2 instantes	46	47	46	47	46	47
EX	27.317	26.959	4.507	5.207	123.127	140.367
P&O	27.300	26.900	4.510	4.218	123.126	140.363
IC	27.200	27.000	4.526	5.199	123.112	140.365
Fzz P&O	27.304	27.295	4.480	4.990	123.100	139.219
Fzz IC	27.232	26.875	4.521	5.223	123.119	140.358
ANFIS+IC	27.275	26.918	4.514	5.215	123.125	140.365

Cuadro 6.2: Cuadro comparativo tomado de la figura 6.6, mostrando 2 instantes.

La tabla 6.2 resume los valores instantáneos en dos instantes representativos. Los valores

son similares entre cada algoritmo, ya que se muestra el valor final de potencia alcanzado antes de que se genere el cambio para el siguiente valor.

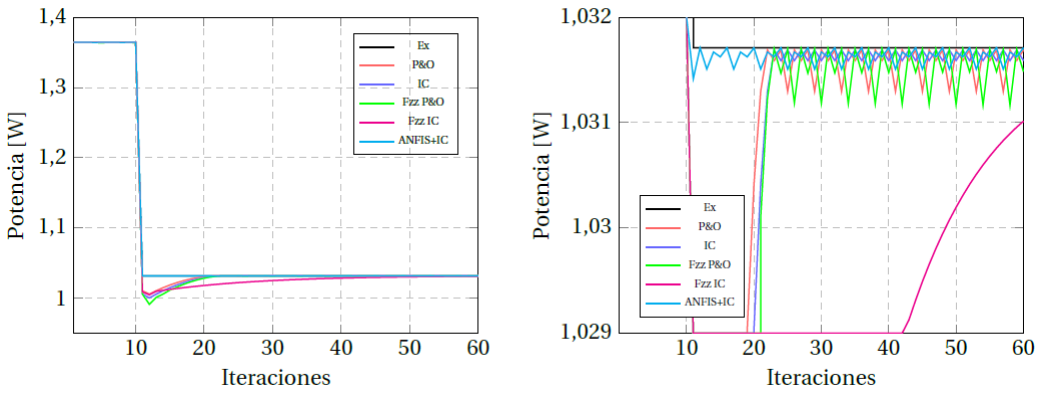


Figura 6.8: Gráfica de los 5 algoritmos MPPT buscando la potencia en diferentes valores de irradiancia y temperatura

Para observar de mejor manera el comportamiento de cada modelo, en la figura 6.8 se muestra el comportamiento al cambiar un valor de potencia. Para este caso se escoge un punto muy bajo de potencia ya que el cambio entre el anterior es lo suficientemente pequeño para observar cómo se estabilizan cada uno de los algoritmos. Y a la derecha se ve como cada uno queda en un estado de oscilación al llegar cerca de la potencia máxima.

La comparación basada únicamente en valores medios de la potencia puede generar que se pierda información temporal. Por lo que se usa el índice de eficiencia propuesto por (Diaz, 2015) definido por la ecuación 6.1.

$$\eta_{SPMP} = \frac{\int_0^t P_{generada}(t)dt}{\int_0^t P_{PMP}(t)dt} \tag{6.1}$$

Donde la eficiencia es la integral de la potencia generada sobre la potencia PMP y con esta ecuación se genera la gráfica 6.9.

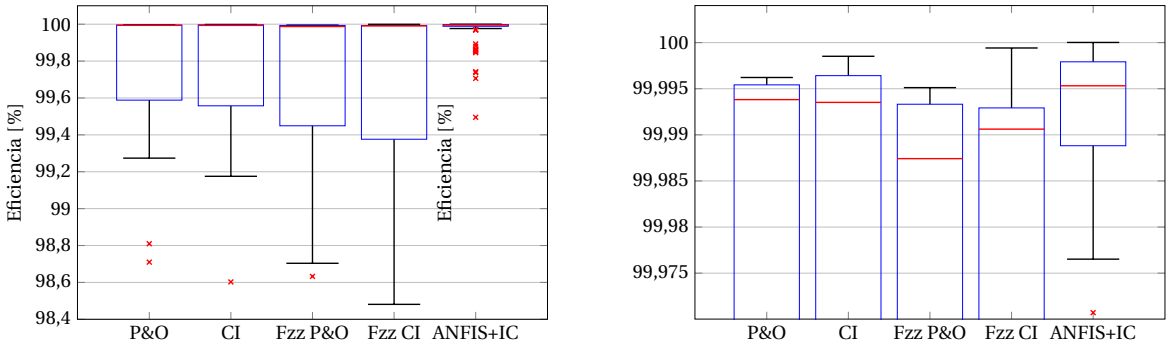


Figura 6.9: Gráfica de caja de eficiencia de cada algortimo MPPT

En la figura 6.9 se presenta la distribución de la eficiencia para cada método evaluado, en un diagrama de cajas, la caja representa el rango de los datos y así mismo se muestran los puntos atípicos. En los algoritmos clásicos de Perturbar y observar y Conductancia Incremental, mantienen una eficiencia mediana cercana al 99 %, con una variabilidad pequeña, lo que evidencia un seguimiento relativamente estable del punto de máxima potencia. En contraste, los algoritmos basados en lógica difusa presentan una dispersión de los datos aún mayor incluso con casos atípicos por debajo del 98 % lo que indica que su respuesta es buena pero depende de los parámetos de las reglas. Por último el modelo híbrido ANFIS+IC destaca por su caja más compacta lo que significa que los valores de la eficiencia están mucho más cerca a la mediana, la cual es cercana a 100 % lo que demuestra que es consistente en el seguimiento del punto máximo de potencia.

Capítulo 7

Modelo del sistema completo

En este capítulo se presenta el modelo completo del sistema fotovoltaico, integrando los modelos descritos en el marco teórico y considerando los principios eléctricos fundamentales que rigen el comportamiento de cada una de las etapas que lo conforman, como se explica a detalle en el capítulo 5. En cada una de las etapas se realizaron ajustes en los parámetros y rangos de operación con el propósito de adecuarlos a las condiciones establecidas en el modelo.

7.1. Conexión Celda Fotovoltaica (Raspberry Pi) y Etapa de Conversion

La integración del modelo fotovoltaico con la etapa de conversión implementada en MATLAB/Simulink, siguiendo el diagrama 5.1. La configuración permite observar el comportamiento del voltaje y la potencia suministrados.

La figura 7.1, a la izquierda, se muestra la señal de voltaje de entrada la cual provienen de la celda fotovoltaica, es decir la señal que proviene del sistema embebido de Raspberry Pi, junto con el voltaje real buscando esta referencia y a la derecha, la salida de la etapa de conversión. Se evidencia que, a la salida del conversor el sistema alcanza un valor de voltaje estable DC constante, lo que refleja el correcto funcionamiento del lazo de control implementado.

A pesar de que la comunicación entre la Raspberry Pi y MATLAB se realiza con una latencia mínima, se identificaron diferencias notables en los tiempos de procesamiento entre

ambos entornos. Mientras la Raspberry Pi entrega los datos a alta velocidad, MATLAB presenta un retardo asociado al procesamiento y visualización de las señales, lo que puede generar desfases temporales en la sincronización de las variables medidas y las respuestas simuladas.

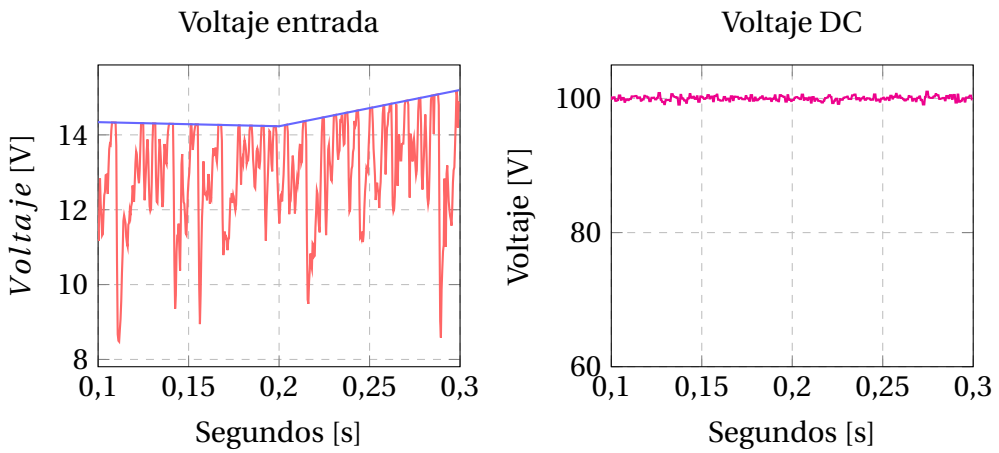


Figura 7.1: Señales de voltaje de entrada a la izquierda y salida a la derecha de la Figura 5.3

Por otra parte, siguiendo con el diagrama presentado en el capítulo 5 de cada una de las etapas del sistema, se tiene la etapa del inversor trifásico que convierte la tensión continua que proviene del conversor DC-DC en una señal alterna trifásica.

En la figura 7.2 se presentan las señales de voltaje y corriente que se obtienen después de la etapa del inversor, en la señal de voltaje se aprecia la conmutación propia de la señal de control, además se observan las oscilaciones de alta frecuencia originadas por la modulación de los interruptores electrónicos.

El ruido visible en la señal antes del filtrado es generado por los armónicos en el proceso de la conmutación, en la figura 7.2 a la derecha se evidencia un instante ampliado de la señal que permite apreciar con mayor detalle la señal PWM y su cambio en el tiempo.

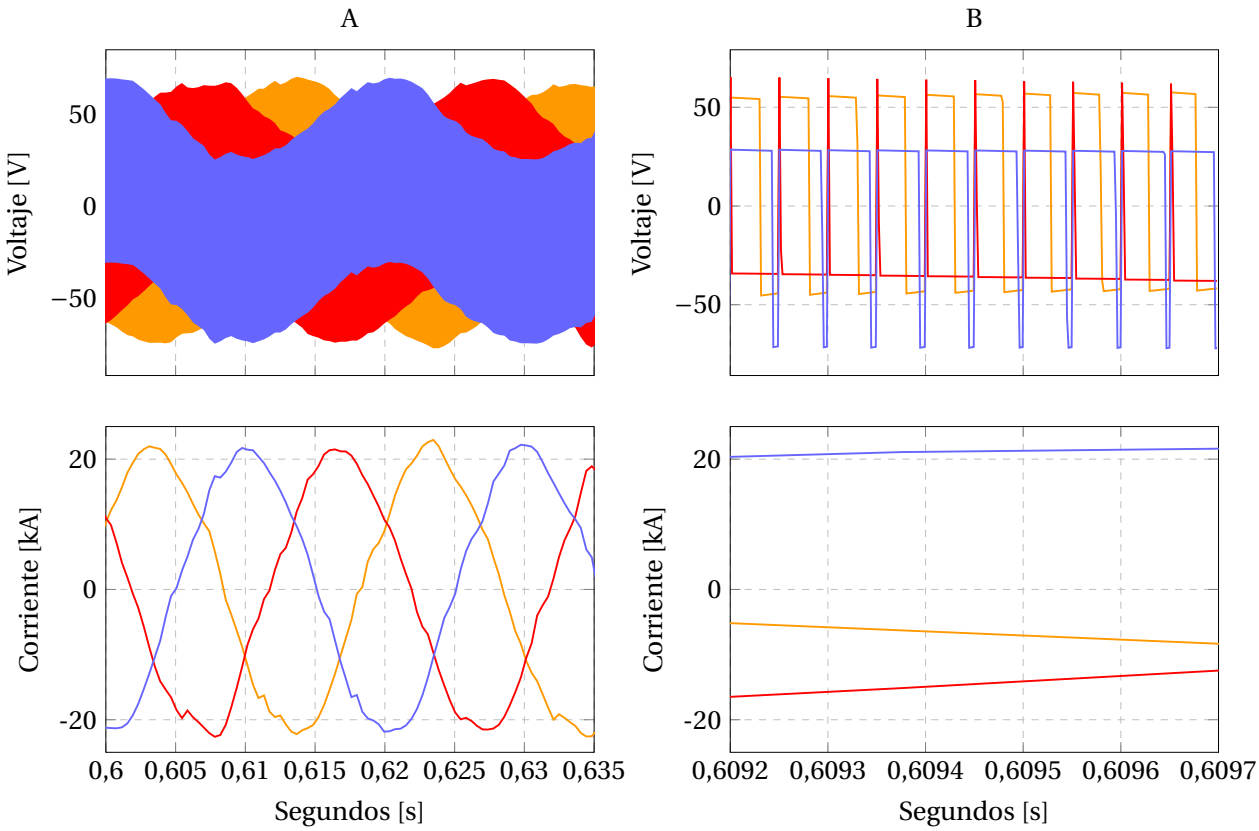


Figura 7.2: Señales de la medida del circuito de la figura 5.4 donde A está tomado despues del conversor DC-AC trifasico, y B un zoom de la misma medida.

En la imagen 7.3 se observa el voltaje trifásico generado por el inversor después de la etapa de filtrado. La señal presenta una forma de onda más sinusoidal y estable, lo que evidencia la atenuación de los armónicos de alta frecuencia producidos durante la conmutación de los interruptores electrónicos. En esta etapa, los valores de tensión se encuentran en un rango aproximado de ±20V, que corresponden a un nivel de baja tensión manejado en la simulación que representan el sistema fotovoltaico a pequeña escala.

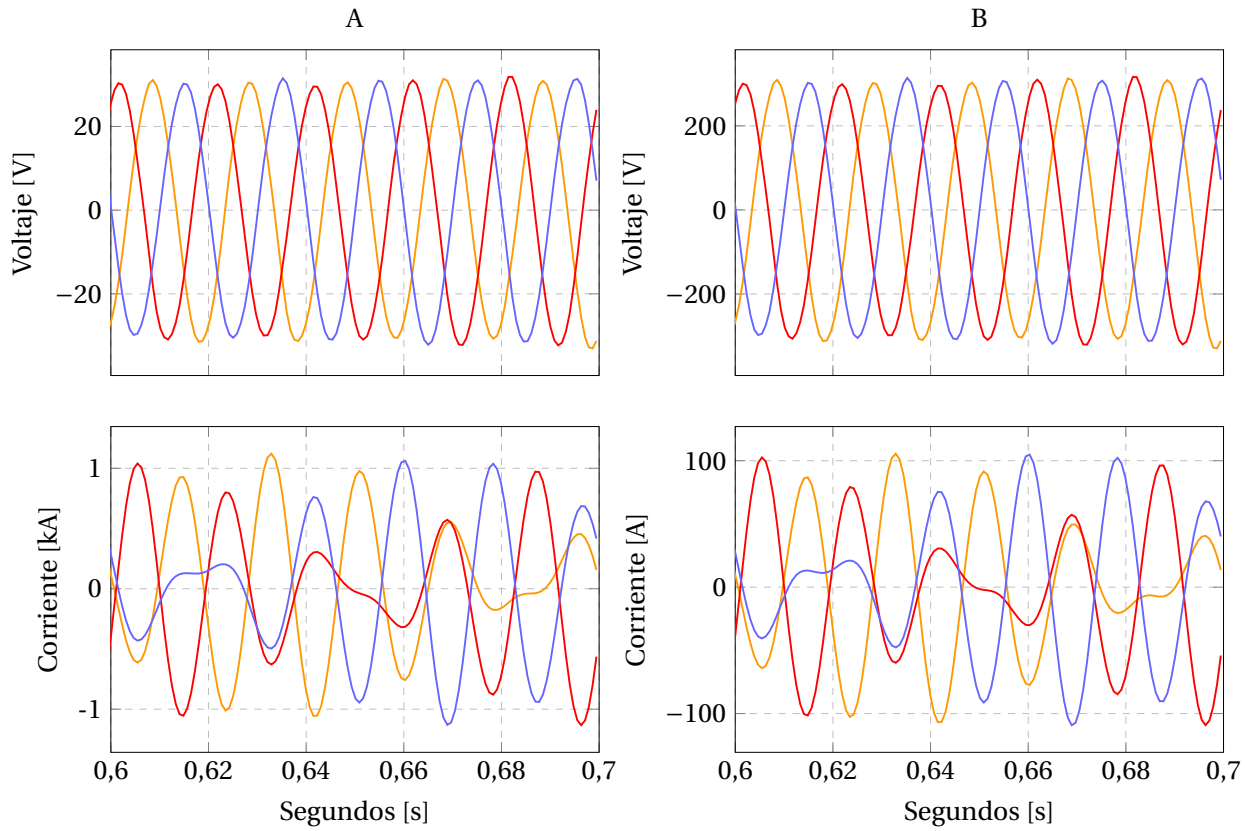


Figura 7.3: Señales de la medida del circuito de la figura 5.4 donde A está tomado después del filtro trifasico, y B después del transformador.

En la figura se puede evidenciar en la corriente un desbalanceo de las fases y esto ocurre debido al sincronizmo de los controles en el inversor trifásico.

Posteriormente, se observa la señal obtenida después del transformador trifásico, en la cual el nivel de tensión se incrementa hasta aproximadamente ±200V. Este aumento responde a la función principal del transformador, que es adaptar el nivel de salida del inversor a un valor adecuado para alimentar cargas o integrarse a una microrred.

Capítulo 8

Conclusiones y Trabajos Futuros

8.1. Conclusiones

Se implementó en la Raspberry Pi, mediante Python, el modelo de un diodo del panel fotovoltaico. La versión implementada alcanzó una respuesta de simulación de 50 ms y se integró con una interfaz interactiva que muestra la irradiancia, la temperatura y, en tiempo real, las magnitudes de voltaje, corriente y potencia generada.

Se implementaron y compararon varios métodos de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) usando métricas objetivas como eficiencia, tiempo de convergencia y estabilidad. El esquema híbrido ANFIS + Conductancia Incremental (ANFIS+IC) mostró la mejor relación entre precisión y rapidez de convergencia frente a alternativas como Perturbar y Observar. El entrenamiento del modelo ANFIS incluyó más de 70 iteraciones con variaciones en las entradas para optimizar las reglas difusas. El conjunto final fue entrenado con aproximadamente un millón de muestras. La mediana de precisión reportada fue del 99,995 %, y el 90 % de las predicciones se ubicó entre 99,975 % y 100 %, resultando en una eficiencia final del sistema de 99,995 % bajo las condiciones de validación utilizadas.

La simulación del sistema de conversión permitió desarrollar y validar un conversor Buck básico conectado a la microrred. El conversor fue regulado por un controlador PID que garantizó una respuesta estable y controlable del proceso durante las pruebas de acoplamiento con la microrred.

Adicionalmente, se emuló el sistema completo de conversión compuesto por el convertidor DC–DC, un inversor trifásico, una etapa de filtrado y un transformador. Esta emulación

ofreció una representación completa del flujo de energía desde la celda fotovoltaica hasta la entrega a las cargas y permitió validar la integración entre la Raspberry Pi y el entorno de simulación.

La comunicación entre la Raspberry Pi y MATLAB/Simulink se estableció mediante enlace serial. Esta elección facilitó la implementación y redujo la sobrecarga computacional en la Pi, permitiendo que la mayor parte de los recursos se destinara al algoritmo de MPPT. En conjunto, la arquitectura propuesta demuestra que la Raspberry Pi, combinada con MATLAB/Simulink para validación, es una alternativa viable para implementar y evaluar estrategias de control MPPT en sistemas fotovoltaicos a pequeña escala.

8.2. Mejoras y trabajo futuro

Este trabajo da una base para el desarrollo de sistemas de energéticos en aplicaciones fotovoltaicas, sin embargo, existen varias oportunidades de mejora y líneas de investigación que permitirán mejorar su desempeño y ampliar su alcance.

La incorporación de modelos basados en redes neuronales o modelos híbridos, que puedan aprender de manera continua a partir de una base de datos con mayor resolución temporal, mejorando la precisión del seguimiento del punto de máxima potencia ante condiciones cambiantes, esto supondría un mejor desempeño incluso teniendo en cuenta más entradas para el sistema. Por otra parte, también se propone ampliar la comparación con un conjunto más diverso de algoritmos de control, incluyendo modelos metaheurísticos como PSO con el fin de comparar y evaluar su desempeño bajo métricas de eficiencia, estabilidad y tiempo de convergencia.

Así mismo un trabajo relevante consiste en integrar el sistema a una microrred eléctrica, lo que implicaría el desarrollo de estrategias de gestión energética y control de potencia Bidireccional. Esta integración permitirá estudiar la interacción del generador fotovoltaico con un sistema de baterías que supla la demanda energética en momentos de baja irradiancia.

Dentro del proyecto general existen aún líneas de trabajo pendientes que podrían desarrollarse para ampliar las capacidades del sistema y permitir la integración completa del modelo en una simulación unificada.

Uno de los principales desafíos identificados fue el tiempo de simulación, el cual limita la comunicación en tiempo real con la Raspberry Pi. Por esta razón, no fue posible establecer una conexión directa durante esta etapa. En futuros desarrollos, la optimización del modelo y su integración con hardware embebido permitirían ejecutar la simulación en tiempo real, lo que representaría un avance significativo hacia la validación experimental del sistema.

El desarrollo de estas mejoras contribuiría significativamente a la transición energética, orientado al avance de sistemas fotovoltaicos inteligentes, capaces de operar de manera autónoma y eficiente. De esta forma, se fortalece el desarrollo de microrredes eléctricas y se impulsara en la integración de fuentes renovables en los sistemas de generación y distribución de energía.

Bibliografía

[1] MathWorks, "Mppt algorithm – matlab & simulink," https://www.mathworks.com/discovery/mppt-algorithm.html, 2025, accessed: 26 Oct 2025.

[2] F. Abdallah, "Review on advancement in solar photovoltaic monitoring systems," *Design Engineering (Toronto)*, pp. 901–917, 2021, accessed: 19-10-2025. [Online]. Available: https://www.designengineering.org/article/view/abdallah2021

[3] M. L. Alghaythi, A. Fathy, A. Allehyani, M. S. Alshammari, A. Ben Atitallah, H. Rezk, and T. S. Gaafar, "Highly efficient dc–dc boost converter achieved with improved mppt-based raspberry pi for enhancing photovoltaic system generation," *International Journal of Energy Research*, vol. 2024, no. 1, 2024, copyright © 2024 Mamdouh L. Alghaythi et al.

[4] K. R. Assilevi, A. S. Ajavon, and K. H. Adjallah, "Design of an intelligent system for controlling and balancing renewable energy flows in an autonomous micro-grid," *TH Wildau Engineering and Natural Sciences Proceedings*, vol. 1, Jun 2021. [Online]. Available: https://www.tib-op.org/ojs/index.php/th-wildau-ensp/article/view/27

[5] D. Carrasco-González, R. Sarrias-Mena, P. Horrillo-Quintero, F. Llorens-Iborra, and L. M. Fernández-Ramírez, "Control of microgrid cluster using raspberry pi," in *2023 IEEE International Conference on Energy Technologies for Future Grids (ETFG)*, 2023, pp. 1–6.

[6] ——, "Design and raspberry pi-based implementation of an intelligent energy management system for a hybrid ac/dc microgrid with renewable energy, battery, ultracapacitor and hydrogen system," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 123, 2025. [Online]. Available: https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110253

[7] C. Lozada, D. Panchi, W. Sánchez, and A. Jacho, "Regresión lineal para la identificación del punto de máxima potencia en microrredes híbridas implementado en hypersim," *Revista Técnica Energía*, vol. 20, no. 2, pp. 34–46, Ene 2024. [Online]. Available: https://revistaenergia.cenace.gob.ec/index.php/cenace/article/view/618

[8] P. Casado, J. Blanes, C. Torres, C. Orts, D. Marroquí, and A. Garrigós, "Raspberry pi based photovoltaic i-v curve tracer," *HardwareX*, vol. 11, p. e00262, 2022. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2468067222000074

[9] A. Drumea and R. A. Dobre, "Modelling, simulation and testing of an autonomous embedded system supplied by a photovoltaic panel," pp. 309–312, 2014.

[10] S. Danyali, M. Babaeifard, M. Shirkhani, A. Azizi, J. Tavoosi, and Z. Dadvand, "A new neuro-fuzzy controller based maximum power point tracking for a partially shaded grid-connected photovoltaic system," *Heliyon*, vol. 10, no. 17, p. e36747, 2024. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024127788

[11] A. Fathy, A. B. Atitallah, D. Yousri, H. Rezk, and M. Al-Dhaifallah, "A new implementation of the mppt based raspberry pi embedded board for partially shaded photovoltaic system," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 5603–5619, 2022. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484722007946

[12] Y. Hakam, H. Ahessab, A. Gaga, and B. E. Hadadi, "Renewable energy in smart grid: Photovoltaic power monitoring system based on machine learning using an open-source iot platform," pp. 241–251, 2023.

[13] N. Iksan, Purwanto, and H. Sutanto, "Smart micro grid architecture for realtime monitoring of solar photovoltaic based on internet of things," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 1203, no. 1, p. 012042, jun 2023. [Online]. Available: https://doi.org/10.1088/1755-1315/1203/1/012042

[14] G. M. Tina, C. Ventura, S. Ferlito, and S. De Vito, "A state-of-art-review on machine-learning based methods for pv," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 16, 2021. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2076-3417/11/16/7550

[15] F. López, M. Mock, and A. Dávila, "Machine learning for predicting photovoltaic power generation: an application on a university campus," pp. 1–10, 2023.

[16] A. Mellit, M. Benghanem, S. Kalogirou, and A. Massi Pavan, "An embedded system for remote monitoring and fault diagnosis of photovoltaic arrays using machine learning and the internet of things," *Renewable Energy*, vol. 208, pp. 399–408, 2023. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014812300397X

[17] S. Mostafa, A. Zekry, A. Youssef, and W. R. Anis, "Raspberry pi design and hardware implementation of fuzzy-pi controller for three-phase grid-connected inverter," *Energies*, vol. 15, no. 3, 2022. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/1996-1073/15/3/843

[18] A. Nascimento, L. A. de Souza Ribeiro, H. Oliveira, J. G. de Matos, and O. Da Silva Santos, "Development of communication to control photovoltaic system in a microgrid by using programmable automation controller, raspberry-pi and open-source software," pp. 6284–6288, 2023.

[19] J. F. Salaet Pereira, "Uso de la plataforma raspberry pi 3 como generador de valores de radiacion solar y temperatura de celula para la simulacion de algoritmos MPPT de generadores fotovoltaicos en Simulink — upcommons.upc.edu," [Accessed 20-10-2025].

[20] A. Patel, O. V. G. Swathika, U. Subramaniam, T. S. Babu, A. Tripathi, S. Nag, A. Karthick, and M. Muhibbullah, "A practical approach for predicting power in a small-scale off-grid photovoltaic system using machine learning algorithms," *Journal of Energy*, vol. 2022, pp. 1–13, 2022, academic Editor: Laurentiu Fara. Special Issue: Modeling and Forecasting for Energy Production of Photovoltaic (PV) Systems. [Online]. Available: https://doi.org/10.1155/2022/9194537

[21] R. I. Pereira, S. C. Jucá, and P. C. Carvalho, "Iot embedded systems network and sensors signal conditioning applied to decentralized photovoltaic plants," *Measurement*, vol. 142, pp. 195–212, 2019. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224119304117

[22] J. M. Portalo, I. González, and A. J. Calderón, "Monitoring system for tracking a pv generator in an experimental smart microgrid: An open-source solution," *Sustainability*, vol. 13, no. 15, 2021. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2071-1050/13/15/8182

[23] N. Iksan, P. Purwanto, and H. Sutanto, "Real-time monitoring of photovoltaic systems and control of electricity supply for smart micro grid-pv using iot," *International Journal of Information Communication Technology and Electrical Engineering*, 2021.

[24] K. T. Saraswathi, P. Arumugam, G. V. Swaminathan, and S. Periasamy, "An artificial neural network-based comprehensive solar photovoltaic emulator," *Journal of Energy*, vol. 2022, pp. 1–12, 2022, academic Editor: Kumarasamy Sudhakar. Special Issue: Recent Advances in Sustainable Solar Energy Technologies 2021. [Online]. Available: https://doi.org/10.1155/2022/4741428

[25] A. R. S, D. K. A, H. S, H. S, and S. Saravanan, "Design of solar pv emulator using raspberry pi controller," pp. 581–584, 2022.

[26] S. Danyali, M. Babaeifard, M. Shirkhani, A. Azizi, J. Tavoosi, and Z. Dadvand, "A new neuro-fuzzy controller based maximum power point tracking for a partially shaded grid-connected photovoltaic system," *Heliyon*, vol. 10, no. 17, p. e36747, August 2024.

[27] M. K. V. and P. A. K., "Smart inverter using raspberry pi," 2022. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/ICSSS54381.2022.9782258

[28] Z. Yahyaoui, W. Saadaoui, M. Hajji, M. Mansouri, M. Nounou, and K. Bouzrara, "Raspberry pi-based monitoring system for grid-connected pv systems using deep learning technique*," pp. 3002–3008, 2024.

[29] J. Yuan, Z. Zhao, Y. Liu, B. He, L. Wang, B. Xie, and Y. Gao, "Dmppt control of photovoltaic microgrid based on improved sparrow search algorithm," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 16 623–16 629, 2021.

[30] S. A. Gorji, H. G. Sahebi, M. Ektesabi, and A. B. Rad, "Topologies and control schemes of bidirectional dc–dc power converters: An overview," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 117 997–118 019, 2019.

[31] C. G. Villegas-Mier, J. Rodriguez-Resendiz, J. M. Álvarez Alvarado, H. Rodriguez-Resendiz, A. M. Herrera-Navarro, and O. Rodríguez-Abreo, "Artificial neural networks in mppt algorithms for optimization of photovoltaic power systems: A review," *Micromachines*, vol. 12, no. 10, 2021. [Online]. Available: https://www.mdpi.com/2072-666X/12/10/1260

[32] D. Chan, J. Phillips, and J. Phang, "A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters," *Solid-State Electronics*, vol. 29, no. 3, pp. 329–337, 1986. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038110186902121

[33] C. L. Trujillo Rodriguez, N. L. Diaz Aldana, and J. A. Hernandez Mora, "Control of an inverter for photovoltaic arrays, using an estimator of short circuit current for maximum power point tracking," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 10, pp. 3294–3303, 2015.

[34] F. R. Septiawan, A. R. A. Tahtawi, and S. M. Ilman, "Control of bidirectional dc-dc converter with proportional integral derivative," *Journal of Fuzzy Systems and Control*, vol. 2, no. 3, p. 164–169, Sep. 2024. [Online]. Available: https://ejournal.ptti.web.id/index.php/jfsc/article/view/241

[35] SolarAnywhere, “Solaranywhere data portal,” https://data.solaranywhere.com/, 2025, conjunto de datos de irradiancia solar y condiciones meteorológicas. Accedido el 19 de octubre de 2025.

[36] B. Stipak, “Boxplot explanation and examples,” https://web.pdx.edu/~stipakb/download/PA551/boxplot.html, 2025, recurso educativo de la Universidad Estatal de Portland. Accedido el 26 de octubre de 2025.

Capítulo 9

Anexos

9.1. Hoja de datos del panel simulado



Standard Module

GSM6 Series 6" Cell Module (220, 225, 230, 235, 240 Wp)

Features

- 60 presorted high efficient multi-crystalline silicon solar cells
- Long term stability by quality control and exact tuning of components
- Strict power measurement that minimize the power tolerance to +/-3%
- Modules are manufacturered in ISO 9001 and 14001 certificated facilities gurantee prime quality as well as environment-friendly products

IEC certificate

The test sequences of the IEC 61215 and IEC 61730 confirm that Gloria Solar modules are capable of withstand the artificial loads of the materials as well as safety qualification. It provides reliable performance and safety for entire range of Gloria Solar modules

Dimensions

Length * Width (mm)	1652*992
Thickness (mm)	50
Weight (kg)	22

Standard Module

GLORIA SOLAR CO., LTD.
5th Floor, Building C, No. 3, Nanke 7th Rd., Sinshih Township,
Tainan county 741 Taiwan, R.O.C.
Tel:+886-6-5059500
Fax:+886-6-5057100
http://www.gloriasolar.com
e-mail: service@gloriasolar.com

GSM6 Series 6" Cell Modules

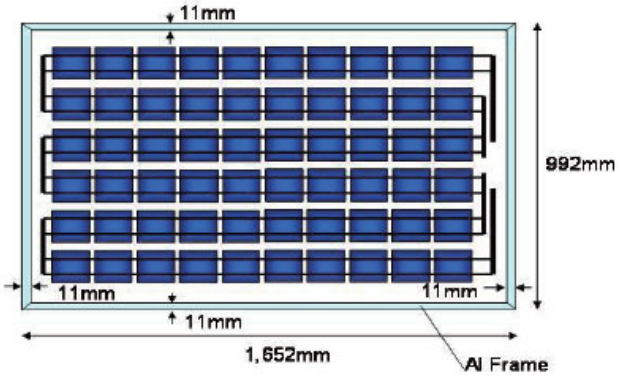
Electrical characteristics under standard test condition (STC) [1]						
		220D-E1	225D-E1	230D-E1	235D-E1	240D-E1
Typical power (Pmax)[2]	W	220	225	230	235	240
Voltage at typical power (Vmp)	V	28.0	28.5	29.0	29.4	29.9
Current at typical power (Imp)	A	7.86	7.90	7.93	7.98	8.02
Open circuit voltage (Voc)	V	36.3	36.5	36.6	36.7	36.8
Short circuit current (Isc)	A	7.89	7.99	8.04	8.08	8.12
Module Efficiency	%	13.4	13.7	14.0	14.3	14.6

1.STC : AM1.5G, 1000W /㎡, cell temperature of 25 ℃.
2.Power tolerance at maximum power under STC condition = ±3%

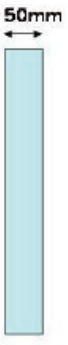
Temperature coefficient			
Temperature coefficient current	α	Ts(Isc)	+4.40mA/K
Temperature coefficient voltage	β	Tc(Voc)	-129mV/K
Peak power temperature coefficient	γ	Tc(Pmax)	-0.46%/K

System Integration
** Maximum system voltage= 1000 V
** Fuse rating : 15 A

Front View



Side View



Back View

