



Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C.

Posgrado en Ciencias en Energía Renovable

SEGUIDOR DEL PUNTO DE MÁXIMA POTENCIA
DE UN SISTEMA FOTOVOLTAICO CON REDES
NEURONALES

Tesis que presenta

CARLOS MANUEL MORCILLO HERRERA

En opción al título de
DOCTOR EN CIENCIAS EN ENERGÍA RENOVABLE

Mérida, Yucatán, julio de 2016



DECLARACIÓN DE PROPIEDAD

Declaro que la información contenida en la sección de Materiales y Métodos Experimentales, los Resultados y Discusión de este documento proviene de las actividades de experimentación realizadas durante el período que se me asignó para desarrollar mi trabajo de tesis, en las Unidades y Laboratorios del Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C., y que a razón de lo anterior y en contraprestación de los servicios educativos o de apoyo que me fueron brindados, dicha información, en términos de la Ley Federal del Derecho de Autor y la Ley de la Propiedad Industrial, le pertenece patrimonialmente a dicho Centro de Investigación. Por otra parte, en virtud de lo ya manifestado, reconozco que de igual manera los productos intelectuales o desarrollos tecnológicos que deriven o pudieran derivar de lo correspondiente a dicha información, le pertenecen patrimonialmente al Centro de Investigación Científica, A. C., y en el mismo tenor, reconozco que si derivaren de este trabajo productos intelectuales o desarrollos tecnológicos, en lo especial, estos se registrarán en todo caso por lo dispuesto por la Ley Federal del Derecho de Autor y la Ley de la Propiedad Industrial, en el tenor de lo expuesto en la presente Declaración.

Carlos Manuel Morcillo Herrera

CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA DE YUCATÁN, A. C.
POSGRADO EN CIENCIAS EN ENERGÍA RENOVABLE



RECONOCIMIENTO

Por medio de la presente, hago constar que el trabajo de tesis de **Carlos Manuel Morcillo Herrera** titulado “**Seguidor del punto de máxima potencia de un sistema fotovoltaico con redes neuronales**” fue realizado en la Unidad de Energía Renovable, en la línea de investigación de sistemas fotovoltaicos en el laboratorio de dicha unidad del Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C. bajo la dirección del Dr. Fernando Hernández Sánchez y la codirección del Dr. Manuel Israel Flota Bañuelos, perteneciente al Programa de Posgrado en Ciencias en Energía Renovables, del Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C.

Atentamente



Dr. Manuel Martínez Estévez

Director de Docencia

Mérida, Yucatán, México, a 7 de julio de 2016

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por darme la oportunidad de vivir esta experiencia, por estar a mi lado en todo momento y por darme la fuerza cada vez que fue necesario. Contigo Dios, todo se puede.

A mi esposa, mi amiga, Beky, por estar siempre impulsándome, por tu paciencia, comprensión y sobre todo por no dejarme caer cada vez era necesario, demostrándome tu amor sin condiciones.

A mis dos hermosas hijas, Rebe y Karly, porque siempre fueron la motivación más fuerte, porque siempre estuvieron conmigo en mis horas de estudio y trabajo, por su forma tan genuina de indicarme cuanto me aman y decirme en todo momento que si lo lograría.

A mis padres, mis hermanas, mis amigos, mis compadres, mis compañeros de trabajo, por estar siempre pendiente, por ser cómplices, por siempre darme su apoyo, por sus buenos consejos.

Al Dr. Fernando, por tener la confianza en mí, por apoyarme en todo y sin muchas explicaciones, por siempre presionarme de principio a fin a concluir los estudios.

Al Dr. Manuel Flota, por ser un guía, por esos momentos de análisis, por hacerme resolver e investigar lo que podía y no podía ser, por compartir tus conocimientos, por ser un buen amigo.

A mis compañeros de estudio, mis maestros, y todo el personal administrativo del CICY, muchas gracias por permitirme ser parte de la primera generación del Doctorado en Ciencias en Energías Renovables.

ÍNDICE

RESUMEN.....	xix
ABSTRACT.....	xx
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1 ANTECEDENTES.....	2
1.1 Panorama de las energías renovables.....	2
1.1.1 <i>Contexto mundial</i>	2
1.1.2 <i>Estado de las energías renovables a nivel global</i>	3
1.1.3 <i>Estado de las energías renovables en México</i>	6
1.2 Panorama de la energía solar fotovoltaica.....	7
1.2.1 <i>Estado de la energía solar fotovoltaica a nivel global</i>	7
1.2.2 <i>Estado de la energía solar FV en México</i>	8
1.3 La celda solar fotovoltaica.....	10
1.3.1 <i>El efecto fotovoltaico</i>	10
1.3.2 <i>La celda, el panel y el arreglo fotovoltaico</i>	11
1.3.3 <i>Principales parámetros de las celdas fotovoltaicas</i>	11
<u>1.3.3.1 Curvas características</u>	11
<u>1.3.3.2 Punto de máxima potencia</u>	12
<u>1.3.3.3 Factor de llenado</u>	13
<u>1.3.3.4 Eficiencia de conversión</u>	14
1.3.4 <i>Principales afectaciones en la eficiencia de las celdas fotovoltaicas</i>	14
<u>1.3.4.1 Efecto de la temperatura</u>	14
<u>1.3.4.2 Efecto de la radiación</u>	15
<u>1.3.4.3 Efecto conjunto de radiación y temperatura</u>	16
<u>1.3.4.4 Efectos por sombreados parciales</u>	17
<u>1.3.4.5 Efectos por la inclinación del panel fotovoltaico</u>	17
<u>1.3.4.6 Otros factores</u>	19
1.4 Los sistemas fotovoltaicos.....	19
1.4.1 <i>Sistema fotovoltaico</i>	19
1.4.2 <i>Clasificación de los sistemas fotovoltaicos</i>	21
<u>1.4.2.1 SFV Aislados o Autónomos</u>	21

1.4.2.2 SFV conectados a la red eléctrica.....	22
1.5 Seguidor del punto de máxima potencia.....	24
1.5.1 Convertidores para MPPT.....	25
1.5.1.1 Convertidores CD-CD.....	25
1.5.1.2 Convertidores CD-CA.....	27
1.5.2 Controladores para MPPT.....	27
1.6 Problemática e hipótesis.....	28
1.6.1 Problemática.....	28
1.6.2 Hipótesis.....	29
1.7 Objetivos y alcances.....	30
1.7.1 Objetivo general.....	30
1.7.2 Objetivos específicos.....	30
1.7.3 Alcances.....	31
CAPÍTULO 2 REVISIÓN DE LOS MPPT.....	32
2.1 Clasificación de los MPPT.....	32
2.2 MPPT clásicos de lazo abierto.....	33
2.2.1 Ajuste de curvas.....	33
2.2.2 Tabla de búsqueda.....	34
2.2.3 Voltaje de circuito abierto.....	34
2.2.4 Corriente de corto circuito.....	35
2.2.5 Voltaje de circuito abierto de celda.....	35
2.3 MPPT clásicos de lazo cerrado.....	36
2.3.1 Diferenciación.....	36
2.3.2 Lazo de voltaje o corriente.....	38
2.3.3 Perturbación-observación.....	39
2.3.4 Conductancia incremental.....	40
2.3.5 Capacitancia parásita.....	41
2.3.6 Modo corriente PV.....	42
2.3.7 Beta " β ".....	43
2.3.8 Secuencia de Fibonacci.....	44
2.4 Resumen de los principales MPP clásicos.....	45
2.5 MPPT modernos de lazo cerrado.....	47

2.5.1	<i>Lógica difusa</i>	47
2.5.2	<i>Red neuronal artificial</i>	49
2.5.3	<i>Modos deslizantes</i>	50
2.5.4	<i>Mixto: Neuro-difuso</i>	51
2.6	Resumen de los principales MPPT modernos.....	52
2.7	Esquemas recientes de MPPT con RNA.....	53
CAPÍTULO 3 DISEÑO Y RESULTADOS DE SFV PARA MPPT.....		62
3.1	Metodología para desarrollar un MPPT.....	62
3.2	Caracterizar las variables que afectan la celda FV.....	63
3.2.1	<i>Bases datos</i>	63
3.2.2	<i>Resultados de caracterizar la temperatura ambiente</i>	63
3.2.3	<i>Resultados de caracterizar la radiación solar</i>	67
3.2.4	<i>Resultados de caracterizar la nubosidad</i>	71
3.2.5	<i>Resultados de caracterizar la insolación</i>	72
3.2.6	<i>Resumen de resultados de caracterizar las variables climáticas</i>	74
3.3	Modelado y simulación de la celda FV.....	75
3.3.1	<i>Modelo matemático de la celda FV</i>	75
3.3.2	<i>Modelado en Matlab Simulink® de la celda FV</i>	77
3.3.3	<i>Resultados de simulación del panel FV</i>	82
3.4	Energía eléctrica generada por el panel FV.....	86
3.4.1	<i>Resultado de la potencia eléctrica generada</i>	87
3.4.2	<i>Resultado de la eficiencia de conversión</i>	88
3.4.3	<i>Resultados de la energía eléctrica generada</i>	88
3.4.4	<i>Resultados de simulación de cinco paneles de igual potencia</i>	88
3.5	Modelado y simulación del convertidor CD-CD elevador.....	91
3.5.1	<i>Importancia del convertidor CD-CD en SFV</i>	91
3.5.2	<i>Esquema del convertidor elevador</i>	92
3.5.3	<i>Análisis en estado estacionario del convertidor elevador</i>	93
3.5.4	<i>Ganancia convertidor elevador</i>	95
3.5.5	<i>Análisis de la corriente en el inductor</i>	96
3.5.6	<i>Análisis de la tensión de salida</i>	97
3.5.7	<i>Criterios de diseño del convertidor elevador</i>	98

3.5.8	<i>Resultados de simulación en PsPice® del convertidor elevador.....</i>	101
3.5.9	<i>Resultados de simulación en Simulink® del convertidor elevador.....</i>	104
3.6	<i>Simulación del SFV completo en lazo abierto.....</i>	106
3.6.1	<i>Resultados de simulación en Simulink® del SFV para MPPT.....</i>	107
CAPÍTULO 4 DISEÑO Y RESULTADOS DE MPPT CON RNA.....		110
4.1	<i>Propuesta de nuevo esquema MPPT con RNA y modelo de la celda.....</i>	110
4.2	<i>Diseño de la RNA para el MPPT.....</i>	112
4.2.1	<i>Criterios de diseño de la RNA propuesta.....</i>	113
4.2.2	<i>Unidad de proceso del RNA.....</i>	114
4.2.3	<i>Ecuaciones de la RNA de tres capas.....</i>	115
4.2.4	<i>Ecuaciones de la función de activación.....</i>	116
4.2.5	<i>Algoritmos de entrenamiento de la RNA.....</i>	117
4.3	<i>Implementación y entrenamiento de la RNA.....</i>	118
4.3.1	<i>Obtención de las matrices de datos de entrada y salida para la RNA.....</i>	119
4.3.2	<i>Implementación de la RNA con NFTOOL.....</i>	120
4.3.3	<i>Resultados de entrenamiento de la RNA con NFTOOL.....</i>	121
	<u>4.3.3.1 Resultados de entrenamiento con 10 neuronas.....</u>	121
	<u>4.3.3.2 Resultados de entrenamiento con 5 neuronas.....</u>	122
	<u>4.3.3.3 Resultados de entrenamiento con 20 neuronas.....</u>	124
	<u>4.3.3.4 Selección de RNA con menor error MSE.....</u>	125
4.3.4	<i>Implementación de la RNAD con NTSTOOL.....</i>	126
4.3.5	<i>Resultados del entrenamiento de la RNAD con NTSTOOL.....</i>	127
4.3.6	<i>Resultados comparativos entre RNA y RNAD.....</i>	129
4.4	<i>Validación de la RNA en el SFV.....</i>	130
4.4.1	<i>Resultados de validación para la radiación.....</i>	131
4.4.2	<i>Resultados de validación para la temperatura.....</i>	133
4.4.3	<i>Diseño de RNA solo para temperatura.....</i>	135
	<u>4.4.3.1 RNA para temperatura con el menor error.....</u>	135
	<u>4.4.3.2 Validación de la RNA para temperatura.....</u>	137
4.4.4	<i>Resultados comparativos entre RNA propuesta y de otras publicaciones.....</i>	140
4.5	<i>Modelo de la celda para obtener el MPP.....</i>	141
4.6	<i>Ecuación para obtener el ciclo de trabajo.....</i>	141

4.7 Integración de la RNA al nuevo esquema de MPPT en Simulink®.....	143
4.8 Comprobación del nuevo esquema de MPPT con RNA en Simulink®.....	144
4.8.1 <i>Potencia de salida del panel fotovoltaico directo a una carga</i>	144
4.8.2 <i>Potencia máxima ideal de salida del panel fotovoltaico</i>	146
4.8.3 <i>Potencia de salida del MPPT propuesto</i>	148
4.8.4 <i>Comparación de resultados entre la potencia: del panel, ideal y MPPT</i>	150
4.8.5 <i>Potencia de salida con MPPT P&O</i>	153
4.8.6 <i>Comparación de resultados entre MPPT propuesto y MPPT P&O</i>	154
4.8.7 <i>Comparación de resultados entre MPPT propuesto y otros MPPT</i>	158
CONCLUSIONES.....	160
BIBLIOGRAFIA.....	164
ANEXO 1.....	I
ANEXO 2.....	V
ANEXO 3.....	VIII
ANEXO 4.....	IX

TABLAS

Tabla 2.1 Resumen de fortalezas, debilidades de los MPPT clásicos.....	45
Tabla 2.2 Defuzzificación del algoritmo de MPPT de lógica difusa.....	48
Tabla 2.3 Resumen de fortalezas, debilidades de los MPPT modernos.....	52
Tabla 3.1 Valores históricos promedio anual de variables que afectan las celdas FV...	74
Tabla 3.2 Parámetros del panel YL110Wp utilizado en el modelo Matlab.....	79
Tabla 3.3 Parámetros del panel YL100Wp vs. resultados de simulación en Matlab.....	81
Tabla 3.4 Resultado de simulación en Matlab para obtener los parámetros R_s y R_p	89
Tabla 3.5 Rendimiento y eficiencia de conversión para cinco diferentes paneles en Mérida.....	90
Tabla 3.6 Energía eléctrica generada por día, mes y año, para cinco diferentes paneles en Mérida.....	90
Tabla 3.7 Parámetros y valores de diseño acorde: al panel, ubicación, e intervalo de MPPT.....	101
Tabla 3.8 Resultado de la simulación paramétrica para D vs. V_o	103
Tabla 4.1 Resultados comparativos de la RNA propuesta y las RNA de otras publicaciones.....	112
Tabla 4.2 Resultados de RNA con 10 neuronas para un día de cada mes del año.....	121
Tabla 4.3 Resultados de RNA con 5 neuronas para un día de cada mes del año.....	123
Tabla 4.4 Resultados de RNA con 20 neuronas para un día de cada mes del año.....	124
Tabla 4.5 Resultados de RNA con 5, 10 y 20 neuronas para el día 18 de octubre con NFTOOL.....	126
Tabla 4.6 Resultados de RNAD con 5, 10 y 20 neuronas para el día 18 de octubre con NTSTOOL.....	128
Tabla 4.7 Resultados RNA retro-propagación vs RNAD con NARX para el día 18 de octubre.....	129
Tabla 4.8 Resultados de RNA con 5, 10 y 20 neuronas para un día de cada mes del año.....	136
Tabla 4.9 Resultados comparativos de la RNA propuesta vs. otras publicaciones.....	140
Tabla 4.10 Comparativo entre potencia máximas del panel, modelo ideal, del MPPT...	152

Tabla 4.11 Comparativo entre potencia máxima ideal, del MPPT P&O y del MPPT propuesto.....	157
Tabla 4.2 Resultados comparativos del nuevo MPPT propuesto vs. el de otras publicaciones.....	158

FIGURAS

Figura 1.1 Evolución de la temperatura global y de la concentración de CO ₂ al 2014.....	3
Figura 1.2 Distribución mundial de la generación eléctrica en 2014 por tipo de fuente...	4
Figura 1.3 Distribución mundial de la generación eléctrica hasta 2014 por fuentes renovables.....	5
Figura 1.4 Los siete países con mayor capacidad de potencia instalada de energías renovables.....	5
Figura 1.5 Distribución en México de la generación de energía eléctrica hasta 2015.....	6
Figura 1.6 Distribución en México de la capacidad instalada de energías renovables hasta 2015.....	7
Figura 1.7 Evolución mundial de la capacidad instalada de energía solar FV.....	8
Figura 1.8 Países con mayor capacidad instalada de energía solar FV.....	8
Figura 1.9 Evolución en México de la capacidad instalada SFV hasta 2014.....	9
Figura 1.10 Distribución de los contratos de interconexión legados bajo esquemas de generación distribuida, hasta 2014.....	10
Figura 1.11 Ejemplo de curva características V-I y V-P, de un panel FV de 150Wp.....	12
Figura 1.12 Curvas características V-I y V-P con $E=1000\text{W/m}^2$ para diferentes valores de temperatura.....	15
Figura 1.13 Curva característica V-I y V-P con $T_c=25^\circ\text{C}$ para diferentes valores de radiación.....	15
Figura 1.14 Ciclo diario de radiación y temperatura.....	16
Figura 1.15 Diferentes curvas características V-I con afectaciones simultáneas de temperatura y radiación.....	17
Figura 1.16 Angulo azimutal dirección E-O según movimiento rotacional. Angulo de elevación dirección N-S según movimiento traslacional.....	18
Figura 1.17 Orientación de una estructura fija de un panel para maximizar su potencia.	19
Figura 1.18 Etapas que integran un sistema fotovoltaico.....	19
Figura 1.19 Clasificación de los sistemas fotovoltaicos.....	21
Figura 1.20 Sistema fotovoltaico asilado o autónomo.....	22
Figura 1.21 Sistema fotovoltaico conectado a la red de suministro eléctrico.....	23
Figura 1.22 Representación esquemática de un MPPT.....	25

Figura 2.1 Clasificación ampliada de los MPPT.....	32
Figura 2.2 Algoritmo de MPPT de diferenciación.....	37
Figura 2.3 Algoritmo de MPPT de corriente o voltaje constante.....	38
Figura 2.4 Algoritmo de MPPT de P&O.....	39
Figura 2.5 Algoritmo de MPPT de conductancia incremental.....	41
Figura 2.6 Algoritmo de MPPT de modo de corriente.....	43
Figura 2.7 Algoritmo de MPPT Beta.....	43
Figura 2.8 Algoritmo de MPPT de secuencia de Fibonacci.....	44
Figura 2.9 Diagrama de pertenencia del algoritmo MPPT de lógica difusa.....	47
Figura 2.10 Diagrama de pertenencia del algoritmo MPPT lógica difusa.....	48
Figura 2.11 Esquema general de una RNA del tipo FFNN y RNN.....	50
Figura 2.12 Esquema de MPPT con RNA con entradas E , T_c , V_{OC} e I_{CC} y salida D	54
Figura 2.13 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{PV} e I_{PV} y salidas V_{mpp}	55
Figura 2.14 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{PV} e I_{PV} , y salida I_{mpp}	56
Figura 2.15 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida V_{mpp}	57
Figura 2.16 Esquema de MPPT con RNA con entradas dP_{pv} y dP_{vp} y salida D	58
Figura 2.17 Esquema de MPPT con RNA con entradas I_{pv} y V_{pv} y salida D	58
Figura 2.18 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{pv} , I_{pv} , T_c y salida V_{mpp}	59
Figura 2.19 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida P_{mpp}	60
Figura 2.20 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida V_{mpp} e I_{mpp}	60
Figura 3.1 Evolución de la temperatura muestreada, un día de cada mes del año.....	64
Figura 3.2 Valores promedios mensual de temperatura del 2008 al 2011.....	65
Figura 3.3 Promedio mensuales al año de temperatura, en tres diferentes bases de datos.....	66
Figura 3.4 Promedio anual histórico de temperatura, en tres diferentes bases de datos.....	66
Figura 3.5 Evolución de la radiación muestreada, un día de cada mes del año.....	67
Figura 3.6 Valores promedios mensual de radiación del 2008 al 2011.....	69
Figura 3.7 Promedio mensual al año de radiación, en tres diferentes bases de datos....	69
Figura 3.8 Promedio anual histórico de radiación, en tres diferentes bases de datos.....	70
Figura 3.9 Promedio histórico mensual de las diversas radiaciones en W/m^2	70
Figura 3.10 Promedio histórico mensual del porcentaje de nubosidad.....	71

Figura 3.11 Promedio histórico mensual de radiación en W/m^2 vs. porcentaje de nubosidad.....	72
Figura 3.12 Histórico de número de días al mes con $E>1000W/m^2$ vs. el porcentaje de nubosidad.....	72
Figura 3.13 Valores promedios mensual de horas con luz solar del 2008 al 2011.....	73
Figura 3.14 Promedio mensual al año del número de horas con luz solar, en tres diferentes bases de datos.....	73
Figura 3.15 Promedio anual historio de Radiación, en tres diferentes bases de datos....	74
Figura 3.16 Circuito equivalente de la celda solar.....	75
Figura 3.17 Circuito equivalente de la celda solar con dos diodos.....	76
Figura 3.18 Implementación de las ecuaciones del panel FV en funciones de Simulink®.....	77
Figura 3.19 Iteraciones para encontrar la R_s y la R_p del panel Yingli Solar de 110Wp....	80
Figura 3.20 Curvas características V-I y V-P del panel Yingli Solar de 110Wp.....	81
Figura 3.21 Curvas características V-I y V-P con variaciones en T_c y E	82
Figura 3.22 Esquema completo en Simulink®, del panel fotovoltaico conectado a una carga.....	83
Figura 3.23 Variables de entrada al modelo a) Radiación b) Temperatura.....	83
Figura 3.24 Forma de onda salida del panel: a) Voltaje, b) Corriente.....	84
Figura 3.25 Forma de onda de la potencia de salida del panel.....	84
Figura 3.26 Esquema en Simulink® del panel de la celda para obtener el MPP por cada valor del vector E y T_c	85
Figura 3.27 Potencia máxima ideal obtenida del modelo de la celda evaluado con el vector E y T_c	86
Figura 3.28 Curvas características del panel YL110Wp con MPP en Mérida y a valores STC.....	87
Figura 3.29 Curvas características V-I y V-P de cinco diferentes paneles a STC y con T_{prom} y E_{prom}	89
Figura 3.30 Topología de un convertidor CD-CD elevador.....	92
Figura 3.31 Formas de onda de la corriente de convertidor CD-CD elevador.....	93
Figura 3.32 Circuito equivalente cuando Q esta encendido.....	93
Figura 3.33 Circuito equivalente cuando Q está apagado.....	94

Figura 3.34 Curva característica V-I, con MPP e intervalo del MPPT.....	99
Figura 3.35 Definición del intervalo MPPT en la curva V-P ubicando los MPP.....	100
Figura 3.36 Convertidor elevador con los valores calculados.....	101
Figura 3.37 Resultado de la simulación en $V_o=22V$, $f=25Khz$, $D=45\%$, $\Delta V_o/V_o < 1\%$	102
Figura 3.38 Forma de onda: a) inductor, b) diodo, c) interruptor.....	103
Figura 3.39 Resultado de la simulación paramétrica para diferentes D	104
Figura 3.40 Esquema del convertidor elevador diseñado en Simulink®.....	104
Figura 3.41 Formas de onda de corriente del convertidor elevador: a) en el diodo, b) en el inductor.....	105
Figura 3.42 Voltaje de salida del convertidor elevador en el modelo Simulink®.....	106
Figura 3.43 Esquema en Simulink® del sistema fotovoltaico completo en lazo abierto....	106
Figura 3.44 Voltaje de salida del panel vs. voltaje de salida del SFV para a) $D=40\%$, b) $D=30\%$	107
Figura 3.45 Corriente del panel de salida vs. corriente de salida del convertidor elevador.....	108
Figura 3.46 Potencia de salida del panel vs. potencia de salida del convertidor elevador.....	108
Figura 3.47 Potencia de salida del SFV para diferentes valores de ciclo de trabajo.....	109
Figura 4.1 Nuevo esquema propuesto de MPPT.....	111
Figura 4.2 Estructura de una RNA de tres capas.....	113
Figura 4.3 Estructura de una neurona (u).....	115
Figura 4.4 Estructura de la RNA tres entradas y dos salidas.....	115
Figura 4.5 Esquema de la RNA en Simulink® con 5,10 y 20 neuronas en la capa oculta	120
Figura 4.6 Histograma del MSE de la RNA simulada con 10 neuronas.....	122
Figura 4.7 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 10 neuronas.....	122
Figura 4.8 Histograma del MSE de la RNA simulada con 5 neuronas.....	123
Figura 4.9 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 5 neuronas.....	124
Figura 4.10 Histograma del MSE de la RNA simulada con 20 neuronas.....	125
Figura 4.11 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 5 neuronas.....	125
Figura 4.12 Esquema de la RNAD en Simulink®, con 5, 10 y 20 neuronas en la capa oculta.....	127
Figura 4.13 Histograma del MSE de la RNAD simulada con 20 neuronas.....	128

Figura 4.14 Gráfica de respuesta de “objetivo vs. salida” para una salida de la RNAD simulada con 20 neuronas.....	129
Figura 4.15 Esquema en Simulink® de SFV completo con RNA con datos del día 18 de octubre.....	130
Figura 4.16 Radiación original de la base de datos vs. radiación obtenida RNA.....	131
Figura 4.17 Esquema en Simulink® del SFV del día 24 de diciembre, utilizando RNA con datos del día 24 de diciembre y del 18 de octubre.....	132
Figura 4.18 Radiación base de datos vs. radiación RNA con datos del 18 de octubre vs. radiación RNA con datos del 24 de diciembre.....	133
Figura 4.19 Temperatura ambiente original de la base de datos vs. temperatura obtenida RNA.....	133
Figura 4.20 Temperatura base de datos vs. temperatura obtenida RNA; escala ampliada.....	134
Figura 4.21 Esquema de RNA solo para temperatura.....	135
Figura 4.22 Histograma del MSE de la RNA simulada con 20 neuronas.....	137
Figura 4.23 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 20 neuronas.....	137
Figura 4.24 Esquema en Simulink® de SFV utilizando la RNA solo temperatura del 21 de julio.....	138
Figura 4.25 T_c base de datos del 21 de julio respecto: a) T_c de la RNA con datos del 21 de julio; b) T_c de la RNA con datos del 18 de octubre.....	138
Figura 4.26 T_c base de datos del 18 octubre respecto: a) T_c de la RNA con datos del 21 de julio; b) T_c de la RNA con datos del 18 de octubre.....	139
Figura 4.27 Nuevo esquema de MPPT para SFV que incluye: RNA, el modelo de la celda y cálculo de ciclo de trabajo.....	143
Figura 4.28 Modelo de simulación del panel fotovoltaico con una carga resistiva.....	145
Figura 4.29 Potencia de salida bajo las condiciones de T_c y E para un día despejado....	145
Figura 4.30 Potencia de salida bajo las condiciones de T_c y E para un día nublado.....	146
Figura 4.31 MPP ideal para un día despejado: a) Familia de curvas V-P, b) Curva de potencia máxima ideal.....	147
Figura 4.32 MPP ideal para un día nublado: a) Familia de curvas V-P, b) Curva de potencia máxima ideal.....	147

Figura 4.33 Resultado de las dos RNA para un día despejado: a) para estimar la radiación b) para temperatura.....	148
Figura 4.34 Potencia máxima extraída por MPPT propuesto para un día despejado.....	149
Figura 4.35 Resultado de las dos RNA para un día nublado: a) para estimar la radiación b) para temperatura.....	149
Figura 4.36 Potencia máxima extraída por MPPT propuesto para un día nublado.....	150
Figura 4.37 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día despejado. Gráficas individuales.....	150
Figura 4.38 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día despejado. Gráficas sobrepuestas.....	151
Figura 4.39 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día nublado. Gráficas individuales.....	151
Figura 4.40 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día nublado. Gráficas sobrepuestas.....	152
Figura 4.41 Esquema de Matlab Simulink® del SFV completo con algoritmo MPPT P&O	153
Figura 4.42 Potencia máxima extraída por MPPT P&O para un día despejado.....	154
Figura 4.43 Potencia máxima extraída por MPPT P&O para un día nublado.....	154
Figura 4.44 Potencia máxima con el MPPT P&O vs. MPPT propuesto para un día despejado.....	155
Figura 4.45 Potencia máxima con el MPPT P&O vs. MPPT propuesto para un día despejado.....	156
Figura 4.46 Potencia máxima con el MPPT P&O vs MPPT propuesto para un día nublado.....	156
Figura 4.47 Potencia máxima con el MPPT P&O vs MPPT propuesto para un día nublado.....	157

SÍMBOLOS

$\%$	Porcentaje
η	Eficiencia de conversión de energía
$^{\circ}\text{C}$	Grados Celsius
$^{\circ}\text{K}$	Grados Kelvin
μF	Micro Farad
μH	Micro Henrios
A	Amperes
A_p	Área del panel en m^2
c	Velocidad de la luz
C	Capacitor o condensador
CO_2	Dióxido de carbono
d	Diodo semiconductor
D	Ciclo de trabajo
Dt	Incremento de tiempo
E	Radiación
EEG	Energía eléctrica generada por unidad de área
EE_{pot}	Potencial de energía eléctrica generada
E_g	Energía ganada
E_{prom}	Radiación promedio anual
f	Frecuencia de la luz
GW	Gigawatt
h	Constante de Planck
Hz	Hertz
I_C	Corriente en el capacitor
I_D	Corriente del diodo
I_L	Corriente del inductor
$I_{L_{max}}$	Corriente máxima del inductor
$I_{L_{min}}$	Corriente mínima que del inductor
I_{min}	Corriente mínima
I_{mpp}	Corriente de máxima potencia

I_o	Corriente de salida de la celda solar
I_o	Corriente de salida de la celda solar
I_{pv}	Corriente de salida
I_Q	Corriente en el interruptor
I_{Rp}	Corriente en la resistencia en paralelo
I_{Rs}	Corriente en la resistencia en serie
I_{SAT}	Corriente de saturación Inversa del diodo
I_{sc}	Corriente de corto circuito
I_{sc}	Corriente de corto circuito
kHz	Kilo Hertz
kW	Kilowatt
$kWhr$	Kilowatt hora
L	Inductor
m^2	Metro cuadrado
MW	Megawatt
$MWhr$	Megawatt hora
P_{gen}	Potencia eléctrica generada
$p-n$	Unión p-n (positivo – negativo)
P_o	Potencia de salida
$ppmv$	Partes por millón volumétrico
P_{pv}	Potencia de salida de panel fotovoltaico
q	Carga del electrón
Q	Interruptor o conmutador
R	Regresión
R_{carga}	Resistencia de carga
$R_{carga\ min}$	Resistencia de carga mínima
R_p	Resistencia paralelo
R_s	Resistencia serie
T	Periodo o tiempo total
T_c	Temperatura ambiente
T_{jP-N}	Temperatura de unión P-N de la celda
t_{off}	Tiempo de apagado

t_{on}	Tiempo de encendido
T_{prom}	Temperatura promedio anual
V	Volts
V_c	Voltaje en el capacitor
V_D	Voltaje en el diodo
V_{in}	Voltaje de entrada
V_{mpp}	Voltaje de máxima potencia
V_o	Voltaje de salida
V_o	Voltaje de salida
V_{oc}	Voltaje en circuito abierto
V_{pv}	Valor de salida de voltaje
V_Q	Voltaje en el interruptor
V_{ref}	Voltaje de referencia
V_{Rp}	Voltaje en la resistencia en paralelo
V_{Rs}	Voltaje en la resistencia en serie
W	Watts
Wp	Watts pico
β	Beta
Δ_P	Incremento de potencia
Δ_{Ppv}	Incremento de potencia del panel FV
Δ_t	Incremento de tiempo
Ω	Ohm

ABREVIACIONES

μ C	Microcontrolador
AM	Antes meridiano
ANES	Asociación Nacional de Energía Solar
CA	Corriente alterna
CD	Corriente directa
CI	Conductancia incremental
CINVESTAV	Centro de Investigaciones Avanzadas
CONAGUA	Comisión Nacional del Agua
COP	Convención de las partes
COP3	Tercera convención de las partes
DSP	Procesadores digitales de señales
E	Este
FCN	Lógica difusa de red cognitiva
FF	Factor de llenado o de forma
FFNN	Red neuronal pre-alimentada “ <i>feed forward</i> ”
FIRCO	Fideicomiso de Riesgo Compartido
FPGA	Arreglos de compuertas programables
FV	Fotovoltaico
INC	Conductancia incremental
MPP	Punto de máxima potencia
MPPT	Seguidor del punto de máxima potencia
MSE	Error promedio cuadrático
N	Norte
NAR	Solución no lineal auto regresiva
NARX	Solución no lineal auto regresiva con entrada externa
NASA	Administración Nacional de Aeronáutica Espacial
NFTOOL	Herramienta para red neuronal de prueba y ajuste
NIO	Solución no lineal entrada-salida
NOCT	Temperatura nominal de operación de celda
NTSTOOL	Herramienta para red neuronal de series de tiempos
O	Oeste

OCDE	Organización para la Cooperación de Países en Desarrollo
ONU	Organización de las Naciones Unidas
P&O	Perturbación-observación
PM	Pasado meridiano
PWM	Modulación por anchura de pulso
RNA	Red neuronal artificial
RNAD	Red neuronal artificial dinámica
RNN	Red neuronal recurrente
S	Sur
SFV	Sistema fotovoltaico
STC	Condición estándar de pruebas
V-I	Voltaje – Corriente
V-P	Voltaje – Potencia
Sigmoide	Función de activación logarítmica o logística de una red neuronal

RESUMEN

En este trabajo se contextualiza la situación actual de las energías renovables y en particular de los sistemas fotovoltaicos (SFV). Se hace un análisis del estado del arte de los seguidores del punto de máxima potencia (MPPT), haciendo énfasis en los que utilizan redes neuronales artificiales (RNA), con el fin de ubicar este trabajo de tesis en la diversidad de trabajos de investigación sobre MPPT.

El objetivo es diseñar un MPPT con RNA que permita extraer la máxima potencia eléctrica posible en un SFV, a partir de la energía incidente y de las principales variables que afectan su rendimiento. El MPPT es un convertidor CD-CD elevador, con un nuevo esquema de control que ofrezca una eficiencia de conversión superior al 90% en días nublados y despejados.

La RNA utiliza como variables de entrada: el ciclo de trabajo del convertidor elevador, el voltaje y la corriente de salida del panel fotovoltaico, y como variables de salida: la temperatura y la radiación incidente. La RNA utilizó retro-propagación para entrenamiento y validación en Matlab Simulink®, a partir de una base de datos climáticos de la ciudad de Mérida Yucatán.

Para comprobar la propuesta se integra en Matlab Simulink®, la RNA, el modelo matemático de la celda de dos diodos, el convertidor elevador y el nuevo esquema de MPPT, para un panel fotovoltaico de 110W. Como resultado, se obtuvo una eficiencia de conversión de energía superior al 92% en días nublados y despejados, mostrando una rápida respuesta en sombreados.

ABSTRACT

This thesis presents the context of current situation about renewable energy and particularly of photovoltaic systems (SFV). An analysis of the state of the art maximum power point tracking (MPPT) is made, with an emphasis on using artificial neural networks (ANN), in order to locate this thesis in the diversity of research on MPPT.

The aim is to design a MPPT with ANN that allows extracting the maximum electrical power in a SFV from the incident energy and considering the main variables affecting your performance. The MPPT is a DC-DC boost converter with a novel control scheme that offers high conversion efficiency over to 90% both for cloudy and clear days.

The ANN use as input variables: the boost converter duty cycle, the output voltage and output current of the solar panel, and output variables: the temperature and incident radiation. The ANN use back-propagation as training and validation method in Matlab Simulink® from Merida Yucatan climate database.

To verify the proposal is integrated in Matlab Simulink, the ANN, the two diodes photovoltaic cell model, the boost converter and the new MPPT scheme for a photovoltaic panel 110W. As a result, was obtained high energy conversion efficiency over to 92% both for cloudy and clear days and showed rapid response in shading condition.

INTRODUCCIÓN

De todas las opciones de generación de energía eléctrica utilizando energías renovables, en los últimos cinco años, la energía solar fotovoltaica ha tenido el mayor porcentaje de crecimiento debido a la reducción de costos por kilowatt instalado y a las modificaciones que han realizado los países en sus legislaciones para permitir los sistemas fotovoltaicos interconectados a la red eléctrica a pequeña y gran escala.

Por otra parte, la mejora en los procesos de fabricación de celdas solares fotovoltaicas, el uso de nuevos materiales, y las nuevas tecnologías de convertidores CD-CD y CD-CA que extraen la máxima potencia disponible de un panel fotovoltaico elevando su eficiencia de conversión, se ha notado en la proliferación de los sistemas fotovoltaicos interconectados a la red a nivel mundial.

Los circuitos electrónicos basados en convertidores de voltaje que siguen el punto de máxima potencia de un panel fotovoltaico son llamados MPPT. Hoy en día los MPPT continúan siendo tema de investigación científica, más allá de la topología del convertidor, los esfuerzos radican en el esquema o algoritmos de control que éstos pueden emplear para extraer la máxima potencia posible, en todo momento y ante las afectaciones climáticas que puede tener el panel fotovoltaico debidas a la temperatura y radiación.

Los MPPT son clasificados por su lazo de control y por la técnica de control utilizada, en este sentido los MPPT que emplean algoritmos inteligentes como lógica difusa y redes neuronales artificiales, llevan cierta ventaja respecto a otros MPPT ya que reportan elevada eficiencia de conversión y responden más rápido ante nublados o sombreados parciales.

Este trabajo se enfoca en el diseño de un nuevo esquema de algoritmo de un MPPT basado en redes neuronales artificiales y el modelo matemático de la celda que permita elevar la eficiencia de conversión de energía de una sistema fotovoltaico.

CAPÍTULO 1

ANTECEDENTES

1.1 Panorama de las energías renovables

1.1.1 Contexto mundial

Entre los esfuerzos mundiales sobre sustentabilidad, calentamiento global y cambio climático, la Organización de las Naciones Unidas (ONU), organiza desde el año 1995, la reunión marco más importante del mundo sobre cambio climático denominada COP, Convención de las Partes por sus siglas en inglés, donde participan 193 países y de la cual han derivado acuerdos, mandatos, declaraciones y decisiones, como el Protocolo de Kioto, en el marco de la COP3 en 1997 [1]. Hoy en día, entre las metas y objetivos al 2030 destacan:

- ✓ Reducir la demanda de energía a partir de combustibles fósiles, en un 40%
- ✓ Asegurar el 100% de acceso universal al servicio de las energías modernas
- ✓ Lograr que el calentamiento global esté por debajo de 2°C
- ✓ Que las concentraciones de CO₂ sea menor a 400 ppm.

Sin embargo, pocos signos indican que esté en marcha el urgente cambio de rumbo necesario en las tendencias energéticas mundiales. Aunque la recuperación de la economía mundial desde 2009 ha sido desigual y las perspectivas económicas futuras siguen siendo inciertas, la demanda mundial de energía primaria repuntó un notable 5% en 2014.

Las subvenciones que fomentan el derroche de combustibles fósiles superaron los 400,000 millones de dólares, siendo estos recursos tres veces superior a lo invertido en energías renovables [2]. Las emisiones de CO₂ en 2014, se catapultaron a un nuevo récord alcanzando una concentración mensual de 404 ppmv. Incumpliendo una de las metas de la COP3 al 2030, respecto a no superar una concentración de 400 ppmv.

En la figura 1.1 se aprecia cómo ha incrementado la concentración CO₂ y por consecuencia el incremento de la temperatura global del planeta [3].

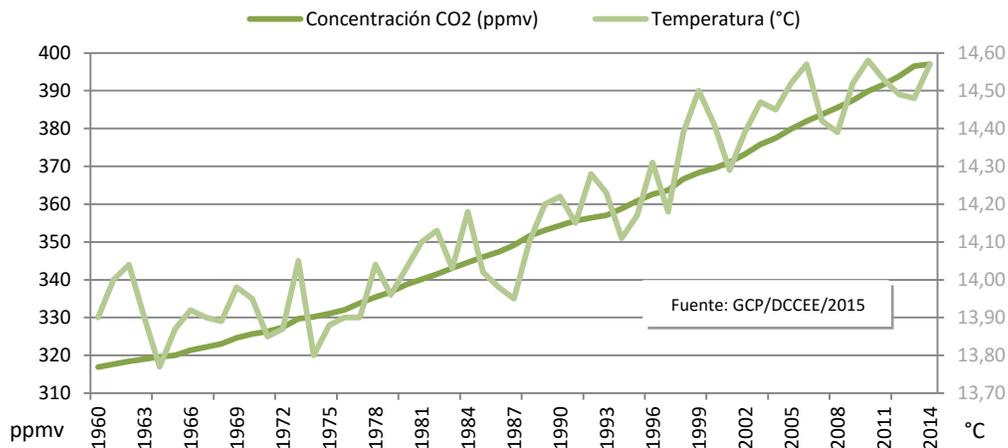


Figura1.1 Evolución de la temperatura global y de la concentración de CO₂ al 2014.

De forma irónica, sigue siendo inaceptable el elevado número de personas a nivel mundial, sin acceso a la electricidad, hoy en día suman 1,600 millones personas, lo que representa un 25% de la población mundial, según datos de las Naciones Unidas para el Desarrollo Sustentable [4].

A pesar de la prioridad otorgada en numerosos países hacia el fomento y uso de las energías renovables y de estrategias para el uso eficiente de la energía, la demanda energética mundial a partir de combustibles fósiles, continúa creciendo. En este contexto, las energías renovables continúan siendo la esperanza y el futuro en el desarrollo energético mundial [5].

1.1.2 Estado de las energías renovables a nivel global

Las energías renovables son aquellas que están de forma implícita en la naturaleza, tienen la virtuosa característica que se regeneran y se espera que perduren por cientos o miles de años de forma sustentable.

En los últimos diez años, las energías renovables tiene gran relevancia a nivel mundial, sobre todo para mitigar el cambio climático y reducir las emisiones de dióxido de carbono a la atmósfera causantes del efecto invernadero y del calentamiento global.

En 2014, la inversión mundial en energías renovables fue de 270,000 millones de dólares, cifra que superó al año anterior en un 14%. El país con mayor inversión en energías renovables fue China, seguido de Estados Unidos.

Los países de la Organización para la Cooperación de Países en Desarrollo (OCDE), entre ellos México, tan solo alcanzaron en conjunto 6 mil millones de dólares, sin embargo crecieron un 20% mientras que los punteros decrecieron en sus inversiones [6].

En 2015, las energías renovables representaron el 22.8% (1,712 GW) de la generación eléctrica mundial. En la figura 1.2 se aprecia la distribución de la capacidad instalada para la generación de electricidad por sus diferentes orígenes.

Las principales fuentes de generación de energía eléctrica con recursos renovables, son la hidráulica con 1,055 GW de capacidad instalada y la eólica con 370 GW [6].

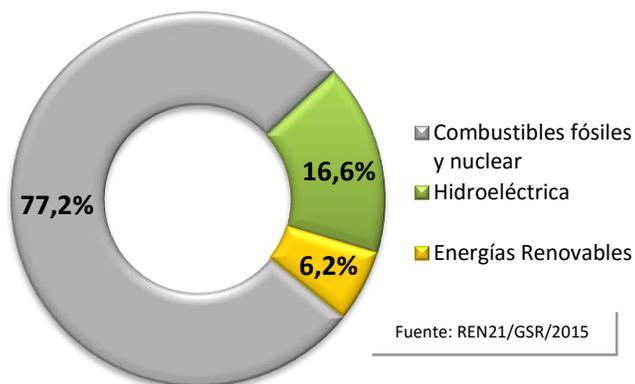


Figura 1.2 Distribución mundial de la generación eléctrica en 2014 por tipo de fuente.

Hablando del crecimiento y tendencia futura, se observa en la figura 1.3, que la energía solar fotovoltaica ha crecido un 50% en los últimos 5 años y tan solo en 2014 creció un 30% respecto al año previo superando los 177 GW.

La energía eólica creció un 16% y la hidráulica un 3.6%, sin embargo, poseen enorme capacidad instalada sobre todo la hidráulica [6].

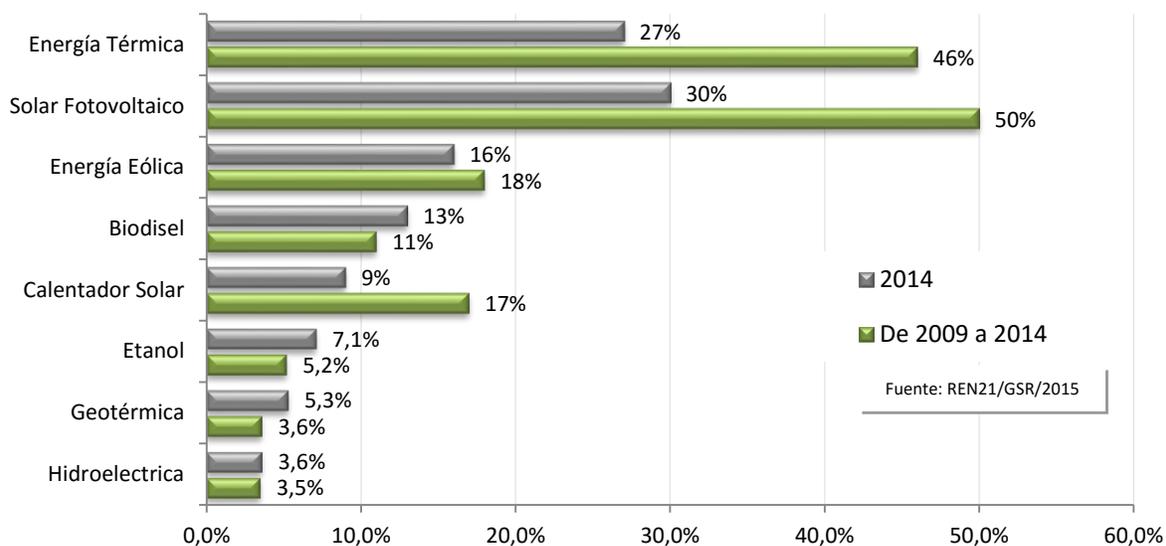


Figura 1.3 Distribución mundial de la generación eléctrica hasta 2014 por fuentes renovables.

En 2015, los siete países con el mayor desarrollo y capacidad instalada de energías renovables fueron: China con 153 GW, desbancando a Estados Unidos con 105 GW, seguido de Alemania con 86 GW, Italia y España con 32 GW y Japón e India con 31 GW. La figura 1.4 muestra la capacidad de potencia instalada de energías renovables de estos siete países.

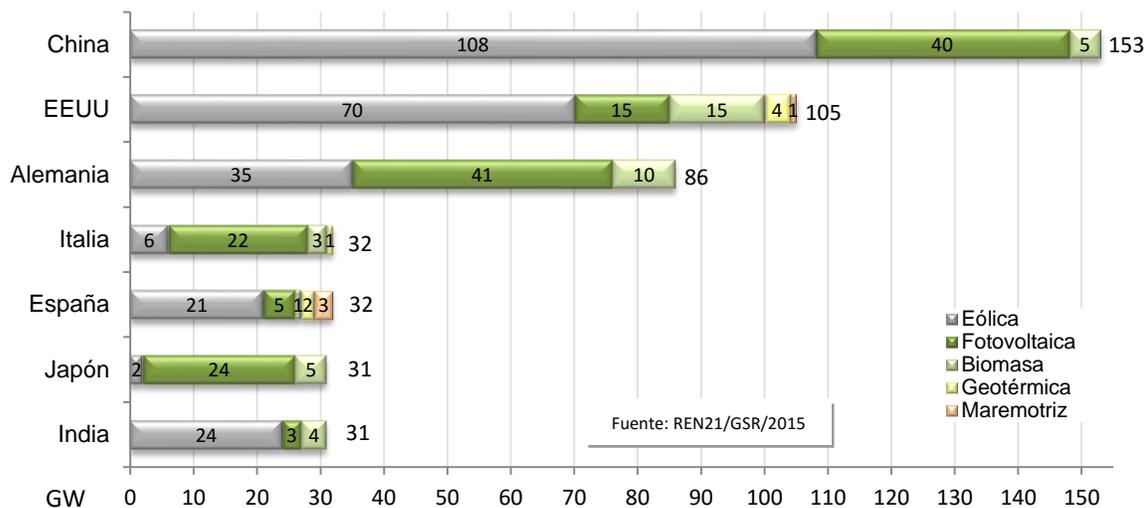


Figura 1.4 Los siete países con mayor capacidad de potencia instalada de energías renovables.

A pesar del desarrollo que muestran las diferentes tecnologías renovables en años recientes; a la fecha, la mayor parte de ellas siguen teniendo costos de inversión elevados en comparación con el uso de hidrocarburos. Hasta hace unos años, en 2010 la

tecnología más económica era la eólica (dentro de costa) con aproximadamente \$2,000 dólares por kW, mientras que la más cara era la solar fotovoltaica (a nivel de suelo) con casi \$5,000 dólares por kW. Sin embargo en 2014, los precios se han emparejado, el kW de energía eólica es de \$1,700/kW y el kW de energía fotovoltaica es de \$2,000/kW. Se espera que para el 2030, el costo de todos los tipos energías renovables se reduzcan en más de un 20% en promedio. Se proyecta que la energía solar fotovoltaica y la biomasa serán las que tendrán las mayores reducciones de costos y por ende continuarán con el mayor crecimiento [6].

1.1.3 Estado de las energías renovables en México

En nuestro país los combustibles fósiles debido a su bajo costo en comparación con el de las energías renovables, continua siendo la base para el desarrollo nacional y se pronostica que continuará siéndolo por varios años más. Por tanto es necesario iniciar acciones que permitan diversificar las fuentes de energía y reducir la dependencia a los hidrocarburos, incorporando a las energías renovables y el concepto de sustentabilidad.

Como se muestra en la figura 1.5, la generación de energía eléctrica en México, depende en un 61.7% del petróleo, 18.62% hidroeléctricas, 13% carbo-eléctricas y nuclear y 6.7% renovables. México tiene un enorme potencial dentro de la variedad fuentes renovables que dispone: altos niveles de radiación, recursos hidráulicos, campos geotérmicos, zonas con intensos y constantes vientos, grandes volúmenes de esquilmos agrícolas, mares y aguas profundas [7].

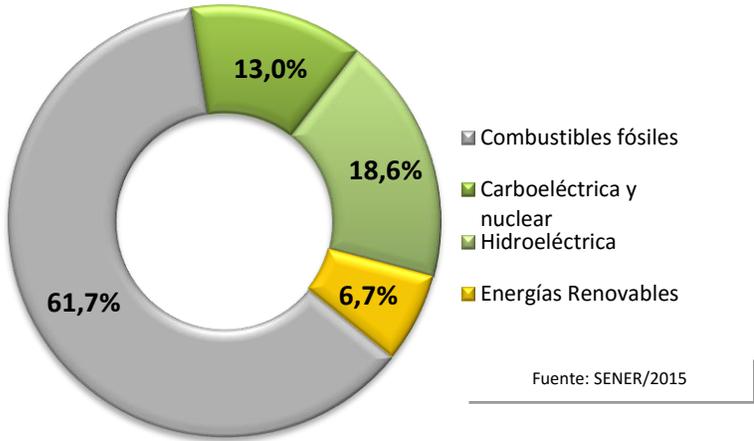


Figura 1.5 Distribución en México de la generación de energía eléctrica hasta 2015.

Hasta 2015, México tenía una capacidad total instalada de diversas fuentes renovables por 4,214.3 MW (4.21 GW) sin considerar las hidroeléctricas. La figura 1.6 muestra la distribución de la capacidad instalada total de México.

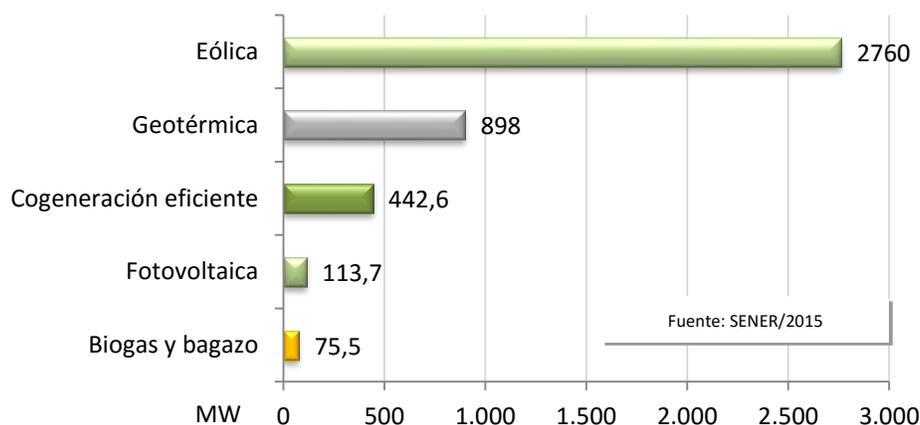


Figura 1.6 Distribución en México de la capacidad instalada de energías renovables hasta 2015.

De la figura 1.6, destaca la energía eólica con 2760 MW con la mayor capacidad instalada, seguida de la energía geotérmica con 898 MW.

Es de importancia mencionar que la energía solar fotovoltaica (FV) tuvo un crecimiento de 36 MW en 2012, hasta 113.4 MW en 2015, triplicando en tan solo tres años su capacidad instalada. De igual manera que a nivel mundial, en México se estima que la energía solar seguirá creciendo a una tasa superior al de las demás energías renovables.

1.2 Panorama de la energía solar fotovoltaica

1.2.1 Estado de la energía solar fotovoltaica a nivel global

El año 2014 marcó el 60 aniversario de la primera demostración pública de una celda solar FV. También marcó otro año récord de crecimiento, con cerca de 40 GW de capacidad añadido, para un total global de aproximadamente 177 GW. En 2014, más del 60% de toda la capacidad de operación FV en todo el mundo fue añadida en los últimos tres años como se muestra en la figura 1.7.

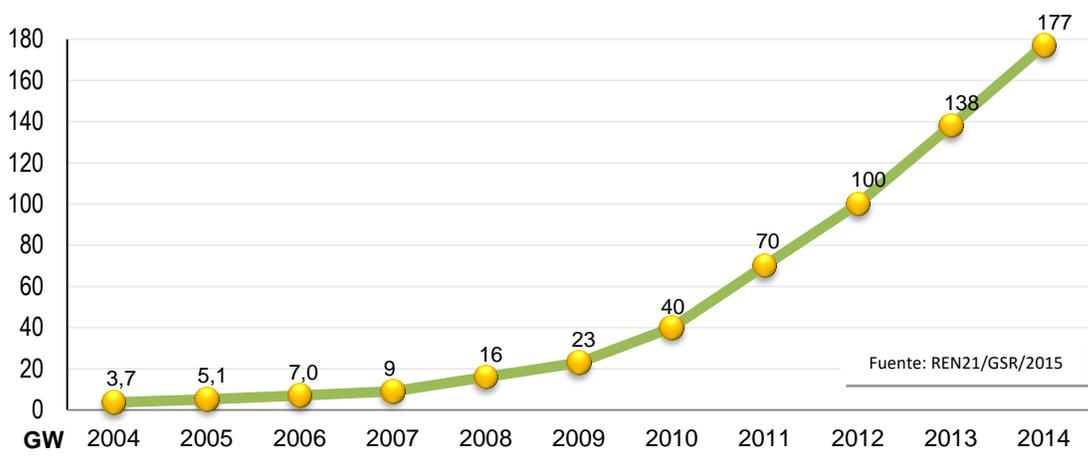


Figura 1.7 Evolución mundial de la capacidad instalada de energía solar FV.

En cuanto a la capacidad instalada de SFV, los cuatro países con mayor capacidad son Alemania con 37 GW, China con 28 GW, Japón con 23 GW e Italia con 18 GW. La figura 1.8, muestra a los países con mayor capacidad instalada.

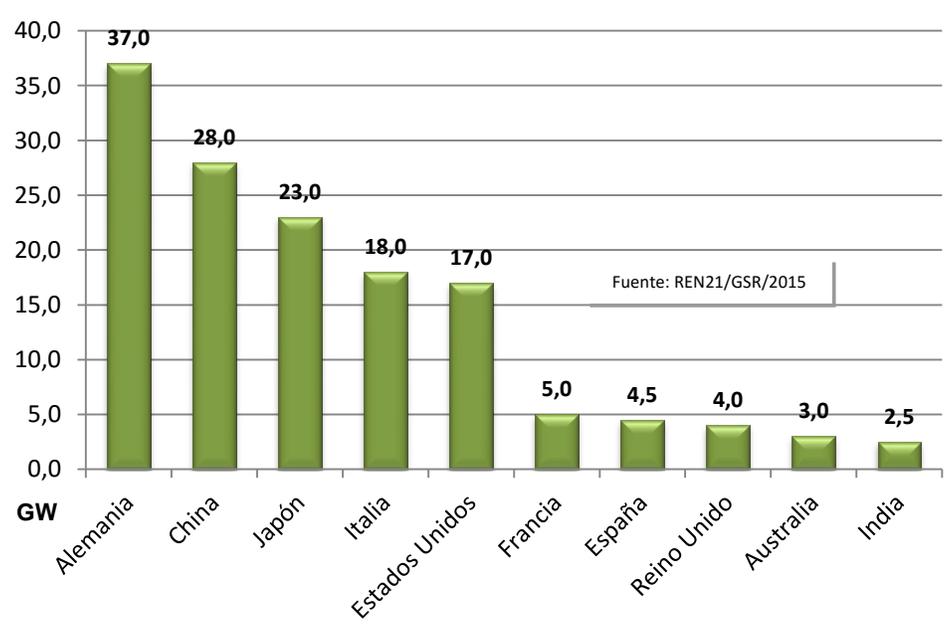


Figura 1.8 Países con mayor capacidad instalada de energía solar FV.

La energía FV interconectada a la red eléctrica de suministro creció un 81% y superó el crecimiento de los últimos cinco años, que fue del 60%. Por otra parte, a nivel industrial se incrementó en un 50% las empresas que fabrican paneles, así como las prestadoras de

servicios. Esto se ha reflejado en la baja de los precios de los paneles fotovoltaicos siendo que al día de hoy la energía solar fotovoltaica representa un mercado de miles de millones de dólares a nivel mundial.

1.2.2 Estado de la energía solar FV en México

En México se presenta un comportamiento correlativo al mundial. En once años (1995-2006), la capacidad instalada de SFV en México se incrementó de 7 a 16 MW, generando solo 8,000 MWhr. al año.

De acuerdo con la Asociación Nacional de Energía Solar (ANES), hasta 2006, casi la totalidad de SFV instalados en México, se encontraban en comunidades rurales aisladas de la red eléctrica, y fueron instaladas a través de programas gubernamentales de electrificación rural, como el Fideicomiso de Riesgo Compartido (FIRCO) [8].

Desde la publicación del primer contrato de un SFV interconectado a la red eléctrica en 2007, así como la entrada en operación de la primera central fotovoltaica de gran escala en 2011, la capacidad instalada y la generación de energía eléctrica con SFV interconectados se incrementó de 18.53 a 118 MW y de 19.46 a 102.86 GWhr. del 2007 al 2014 [7, 8]. La figura 1.9 muestra el crecimiento de la capacidad instalada de SFV en México hasta 2014.

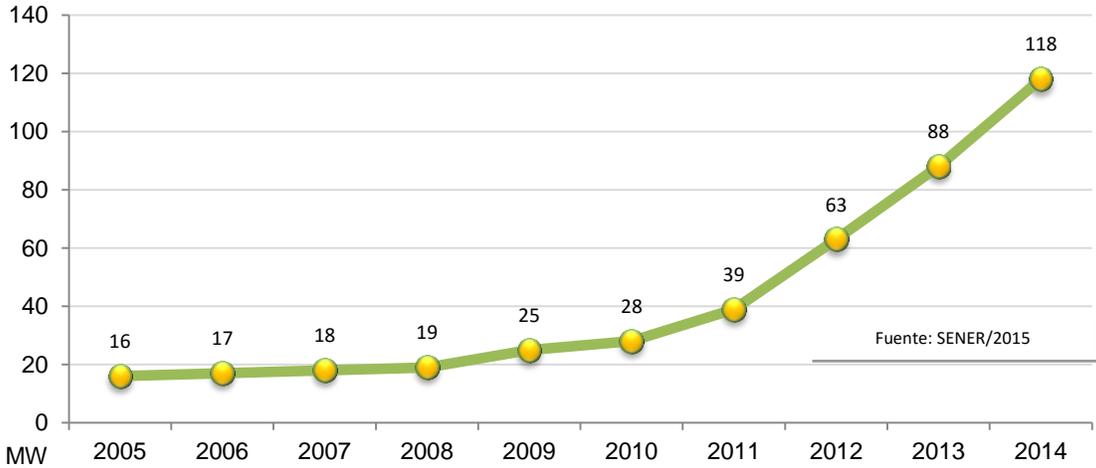


Figura 1.9 Evolución en México de la capacidad instalada de SFV hasta 2014.

En términos acumulados, en los últimos años se ha observado una elevada tasa de crecimiento debida a la apertura legal y a los programas especiales que el Gobierno Federal impulsa para la incorporación de SFV interconectados a red eléctrica [9]. En este sentido, la generación por medios fotovoltaicos en México tiene una distribución del 67% con instalaciones de pequeña escala y el 33% con instalaciones de mediana escala, como se muestra en la figura 1.10.

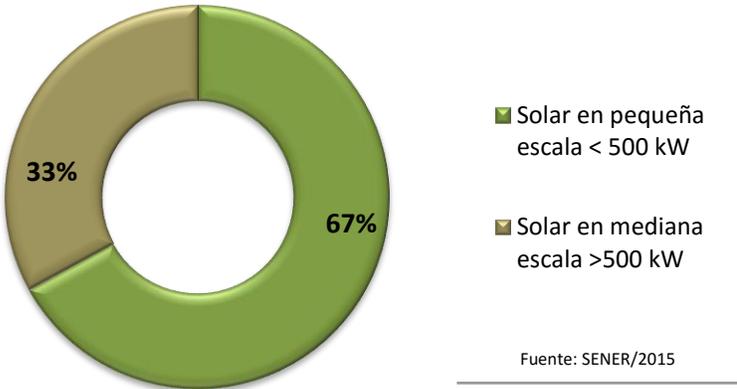


Figura 1.10 Distribución de los contratos de interconexión legados bajo esquemas de generación distribuida, hasta 2014.

El mercado de la energía FV en México continúa creciendo a paso constante gracias a la Reforma Energética en año 2013 y a la creación del mercado energético nacional, donde generadores y usuarios podrán vender y comprar energía eléctrica proveniente de fuentes renovables, impulsando con esto el desarrollo y uso de la energía FV.

1.3 La celda solar fotovoltaica

1.3.1 El efecto fotovoltaico

El efecto FV o efecto fotoeléctrico, sucede cuando un material semiconductor, convierte en electricidad, la energía de los fotones provenientes de la luz solar. Para explicar el efecto fotovoltaico, es necesario conocer la física de materiales y de la luz, así como su comportamiento atómico. De manera simplificada cuando los fotones absorbidos por el material semiconductor se transfieren al electrón del átomo, se genera un movimiento de “electrones-huecos” en direcciones opuestas que dan paso a la generación de una

corriente eléctrica, la cual, al circular por una carga conectada, da lugar a la generación de una potencia eléctrica [10, 11].

1.3.2 La celda, el panel y el arreglo fotovoltaico

Una celda solar FV, es en grado más pequeño, un generador de electricidad a partir de la luz del Sol, sin embargo genera un nivel de voltaje bajo (alrededor de 1V) y un nivel de corriente bajo (alrededor de 1A). Para poder alimentar una carga eléctrica en la vida real, se requieren de muchas celdas conectadas en serie para aumentar el voltaje y a su vez paralelo para aumentar la corriente.

El conjunto de celdas solares FV conectadas en serie-paralelo, montadas sobre una estructura o soporte, se conoce como módulo o panel solar fotovoltaico. La conexión en serie-paralelo de un conjunto de paneles conforma un arreglo fotovoltaico con el único fin de incrementar la potencia eléctrica que se genera [12]. Debido a que los conjuntos de paneles son por composición un conjunto de celdas, las características intrínsecas, comportamiento físico y principios de operación son los mismos a excepción de su potencia de salida. Por ello, el análisis de un SFV puede referirse a la celda FV o el panel FV, en el entendido de que lo referido o descrito en adelante, aplica para ambos.

1.3.3 Principales parámetros de las celdas fotovoltaicas

1.3.3.1 Curvas características

Para describir el comportamiento de una celda solar FV, los fabricantes proporcionan dos curvas características que están en función de las variables de salida de la celda. La primera curva característica se denomina de voltaje-corriente (V-I) y segunda curva característica se denomina de voltaje-potencia (V-P). Debido a que el voltaje y la corriente de salida del panel son de corriente directa (CD), la potencia eléctrica de salida del panel será el producto entre su voltaje y corriente.

$$P_o = V_o * I_o \quad (1.1)$$

donde,

P_o es la potencia de salida del panel solar

V_o es el voltaje de salida del panel solar

I_o es la corriente de salida del panel solar

Las curvas características de los fabricantes se describen para condiciones estándar de prueba (STC), las cuales son para temperatura 25°C y para radiación 1,000 W/m². En la figura 1.11 se aprecia un ejemplo de las curvas características V-I y V-P para un panel de 150Wp [13].

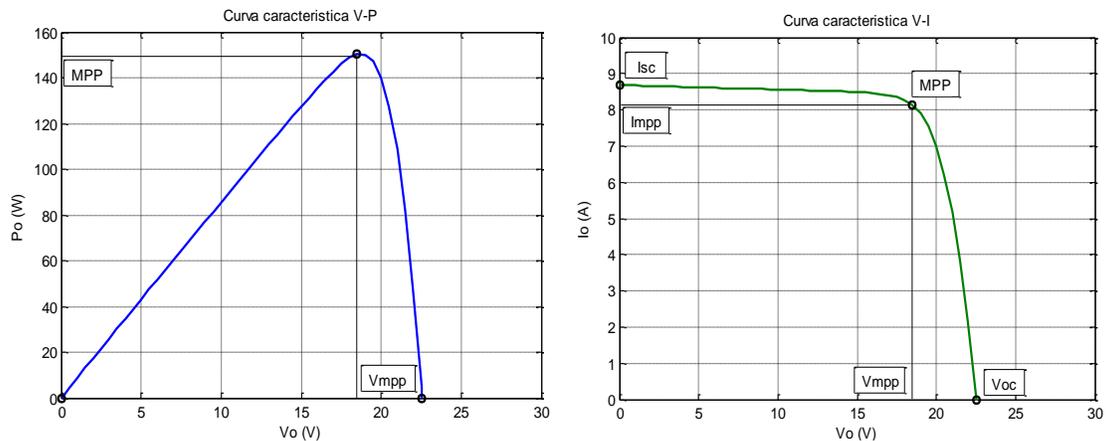


Figura 1.11 Ejemplo de curvas características V-I y V-P, de un panel FV de 150Wp.

En la figura 1.11 se aprecia que la generación de un panel FV tiene un intervalo amplio de voltaje y corriente. Si se considera que el voltaje es cero, significa que la resistencia de la carga es cero y por lo tanto la corriente de salida del panel es equivalente a la corriente de corto circuito I_{sc} .

En contraparte cuando la corriente es cero, significa que la resistencia de la carga es tan grande que opera como un circuito abierto y por tanto el voltaje de salida es máximo, y se conoce como voltaje de circuito abierto V_{oc} .

En la figura 1.11 se indica la corriente de corto circuito y el voltaje de circuito abierto, los cuales son proporcionados por cada fabricante de celdas o paneles FV para corroborar su curva característica.

1.3.3.2 Punto de máxima potencia

Como se aprecia en la curva característica V-P de la figura 1.11, la potencia de salida del panel, parte de cero comienza a incrementarse conforme incrementa el voltaje hasta

llegar a un punto máximo. A partir de este punto, aunque continúe aumentando el voltaje, la potencia de salida comienza a decaer drásticamente, debido a que la celda no puede mantener una corriente elevada en valores muy altos de voltaje. A este punto, en la “rodilla” de la curva característica V-P, se le conoce como punto de máxima potencia (MPP). En la coordenada del MPP se tiene un voltaje denominado de máxima potencia (V_{mpp}) y una corriente denominada de máxima potencia (I_{mpp}) [14].

Es importante señalar que el MPP, es la potencia pico que señala el fabricante que entrega el panel fotovoltaico bajo las condiciones estándar de prueba. Por lo que, se infiere que el MPP es muy dinámico y en cada instante tiene un valor diferente, debido a variaciones en la temperatura y la radiación.

Por lo anterior, si se desea que un panel fotovoltaico entregue en todo momento la máxima potencia disponible, se requiere de un circuito electrónico con un algoritmo de control que permita seguir el MPP. A este seguidor del punto de máxima potencia se le conoce como MPPT [15, 16, 17, 18].

1.3.3.3 Factor de llenado

El factor de llenado o factor de forma (FF), es otro parámetro interesante para el estudio del comportamiento de una celda fotovoltaica. Expresa la razón entre el punto de máxima potencia (real) y la potencia ideal que entregaría la celda solar si se hace el producto entre el voltaje en circuito abierto (V_{oc}) y la corriente de cortocircuito (I_{sc}). En forma de ecuación se tiene:

$$FF = \frac{V_{mpp} * I_{mpp}}{V_{oc} * I_{sc}} \quad (1.2)$$

donde,

V_{mpp} es el voltaje en el punto de máxima potencia

I_{mpp} es la corriente en el punto de máxima potencia

V_{oc} es el voltaje de circuito abierto

I_{oc} es la corriente de corto circuito

En medida que el valor del FF se aproxima a la unidad, significa que la potencia máxima generada se aproxima a la potencia ideal, y como consecuencia tendrá un valor próximo al 100% de eficiencia de conversión [19].

1.3.3.4 Eficiencia de conversión

La eficiencia de conversión (η), indica qué porcentaje de energía solar incidente en la celda FV se convierte en energía eléctrica. Este término es fundamental en los SFV, ya que el aumento de la eficiencia permite que la energía solar FV sea una energía más competitiva respecto a otras fuentes de energía [11]. La eficiencia de conversión se puede calcular con la siguiente ecuación.

$$\eta = \frac{MPP}{E \cdot A_p} \quad (1.3)$$

donde,

η es la eficiencia de conversión

MPP es el punto de máxima potencia bajo STC en W

A_p es el área del panel en m^2

E es la radiación en W/m^2

Se considera que en cualquier punto del planeta Tierra, se recibe de todo el espectro de radiación un promedio de $1,000 W/m^2$. De la totalidad de energía radiada que ingresa al planeta, no es posible aprovecharla al 100% a nivel de la superficie terrestre. Esto se debe a dos factores: primero porque el promedio de radiación varía de un lugar a otro, y segundo porque del total de radiación, una parte es reflejada y regresada a la atmósfera, otra es absorbida y otra se recibe de forma indirecta o difusa por el cruce de las nubes.

1.3.4 Principales afectaciones en la eficiencia de las celdas fotovoltaicas

Las celdas FV son sensibles a diversos factores que reducen su eficiencia, y por tanto la potencia eléctrica que generan [20].

1.3.4.1 Efecto de la temperatura

La temperatura es una de las variables naturales que afecta a las celdas solares FV. En la figura 1.12, se muestra cómo, conforme la temperatura de la celda va en aumento ($25^\circ C$ a $50^\circ C$) el voltaje de salida se reduce significativamente, mientras que la corriente permanece casi sin variación.

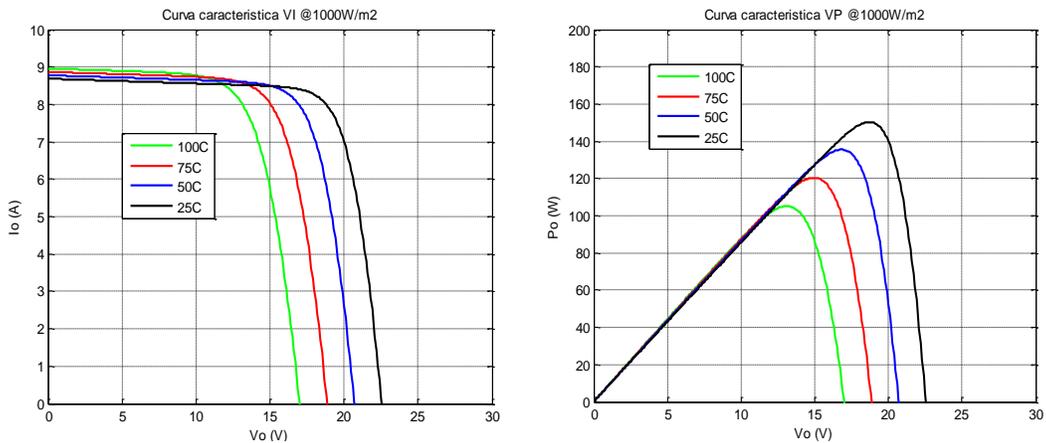


Figura 1.12 Curvas características V-I y V-P con $E=1000W/m^2$ para diferentes valores de temperatura.

Debido a que la potencia de salida es función del voltaje de salida, a medida que se incrementa la temperatura de la celda, el MPP varía y por tanto la potencia de salida de la celda FV disminuye.

1.3.4.2 Efecto de la radiación

La variación natural de la radiación solar a lo largo del día, ocasiona que la corriente de salida de la celda FV varíe de forma directa con la radiación. En la figura 1.13 se muestra las curvas características V-I y VP, en las que se aprecia cómo, conforme reduce la radiación solar de 1,000 a 200 W/m^2 , el valor de la corriente se reduce dramáticamente, mientras que el voltaje permanece constante.

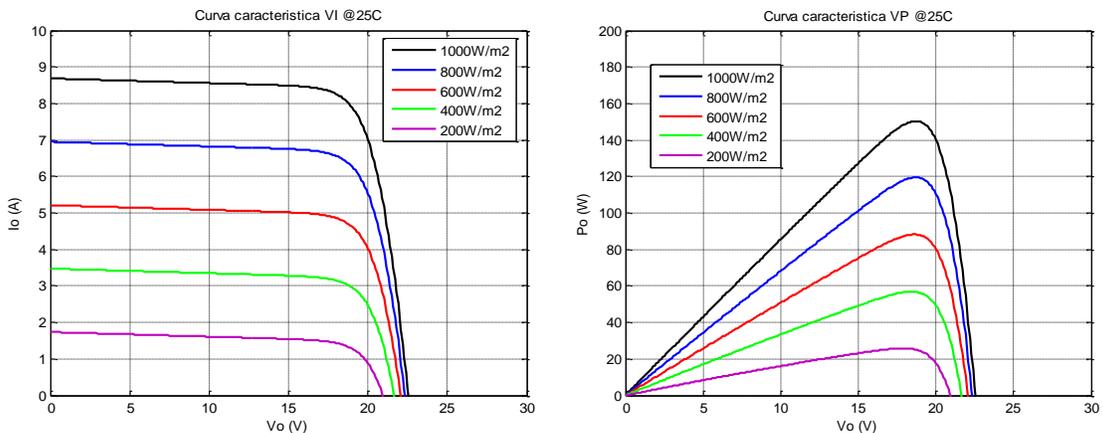


Figura 1.13 Curva característica V-I y V-P con $T_c=25^\circ C$ para diferentes valores de radiación.

Debido a que la potencia de salida es función de la corriente de salida, a medida que se reduce la radiación solar, el MPP varía y por lo tanto la potencia de salida de la celda disminuye.

1.3.4.3 Efecto conjunto de radiación y temperatura

Si bien la irradiancia afecta directamente a la corriente de salida del panel y la temperatura afecta directamente al voltaje de salida, estos fenómenos se dan de forma cotidiana y simultánea en ciclo diurno.

De acuerdo a la figura 1.14, cuando amanece y transcurre el día, la temperatura se incrementa conforme aumenta la radiación solar. A las 12:00 horas se alcanza el mayor nivel de radiación (máximo ángulo solar) en tanto que la temperatura continúa en aumento. Pasadas las 12:00 horas, la radiación solar comienza a disminuir, pero la temperatura continúa en aumento, hasta que alrededor de las 15:00 horas donde alcanza su mayor nivel para empezar a descender. En el ocaso del día, alrededor de las 18:00 horas la radiación casi es cero, pero la temperatura continuará descendiendo pero en el mismo ritmo.

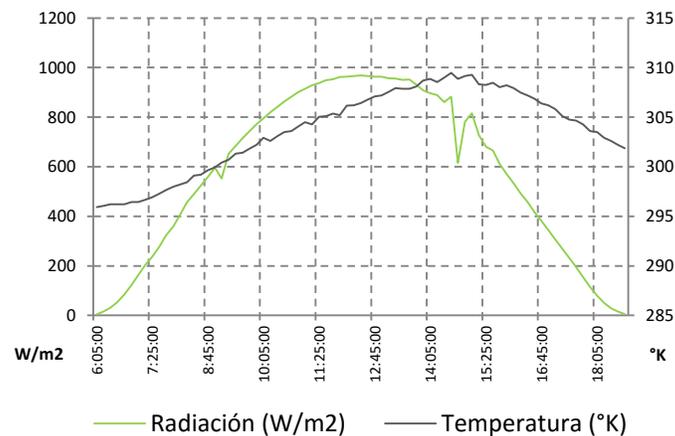


Figura 1.14 Ciclo diurno de radiación y temperatura.

Por lo anterior, tanto la corriente como el voltaje de salida de la celda FV, cambian en cada instante del día y por lo tanto el MPP se moverá de lugar en muy diversas curvas características por cada instante, como se aprecia en la figura 1.15, variando la potencia de salida de la celda.

Aunado al movimiento del MPP durante el día, hay que sumar las diferencias que existen entre un día y otro, entre un mes y otro, así como entre un año y otro. Esto hace que el MPP de salida de la celda tenga un comportamiento impredecible y cambiante en todo momento. Esta es la razón fundamental, por la cual un SFV requiere de un MPPT.

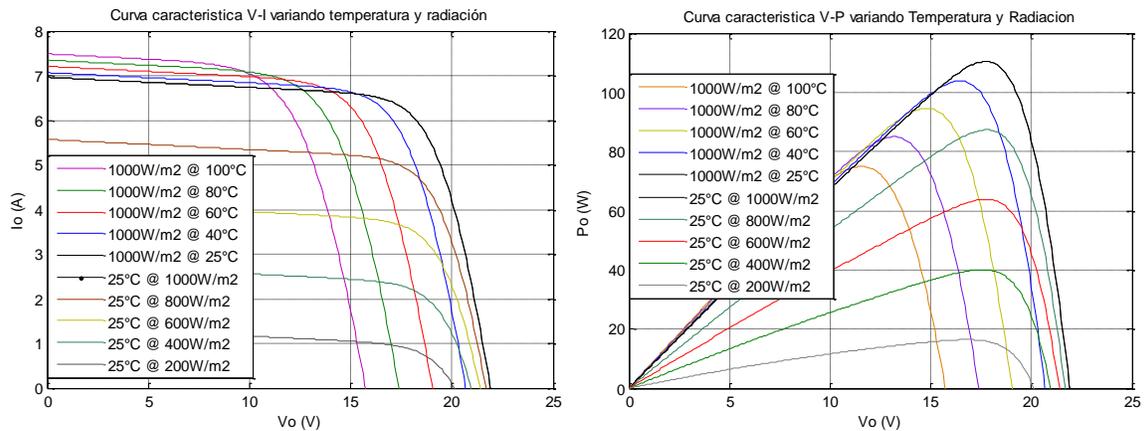


Figura 1.15 Diferentes curvas características V-I con afectaciones simultáneas de temperatura y radiación.

1.3.4.4 Efectos por sombreados parciales

A diferencia de las variaciones de temperatura y radiación que son lentas y graduales durante el día, se tiene que adicionar a estos factores, los sombreados parciales ocasionados por la nubosidad u objetos que cubren momentáneamente el panel y tienen una dinámica más rápida.

Estas variaciones rápidas se continúan investigando, pues pueden ser imperceptibles por un MPPT, o no responden de forma oportuna a estos sombreados parciales [21], ocasionando pérdidas de potencia en la salida de la celda. En la figura 1.21 se puede apreciar cómo alrededor de las 14:30 horas en la tendencia natural de la curva de la radiación, aparece un micro corte, que obedece a un sombreado parcial.

1.3.4.5 Efectos por la inclinación del panel fotovoltaico

Un panel fotovoltaico recibe la máxima radiación cuando los rayos solares llegan perpendiculares a la superficie de la celda. La perpendicularidad entre las superficies de los paneles y los rayos solares solo se puede conseguir si las estructuras de montaje del

arreglo se mueven siguiendo al Sol durante todo el día. Como se muestra en la figura 1.16, para seguir al Sol y mantener la perpendicularidad con el panel se requiere el ajuste de dos ángulos: el azimut para seguir el movimiento diario del Sol de dirección Este-Oeste, y el ángulo de elevación para seguir el movimiento anual de la trayectoria solar en dirección Norte-Sur, según las diferentes épocas del año [22].

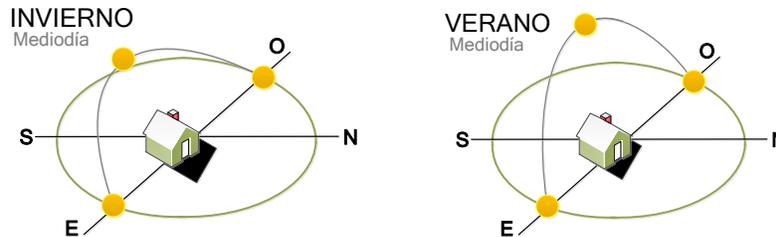


Figura 1.16 Ángulo azimutal dirección E-O según movimiento rotacional.
Ángulo de elevación dirección N-S según movimiento traslacional.

Existen estructuras de soporte que ajustan automáticamente el azimut y el ángulo de elevación. Estas estructuras de montaje son llamadas “seguidores solares” pero se trata de seguidores mecánicos con motores a pasos, que son muy diferentes a los MPPT, que son circuitos eléctricos con un algoritmo de control que permite extraer la máxima potencia de un SFV.

Generalmente un seguidor solar mecánico puede elevar la eficiencia entre un 10-15%, pero debido a su elevado costo de inversión y mantenimiento, en la práctica se instalan los paneles fotovoltaicos de manera estática, con un ángulo de elevación fijo.

Considerando que el ángulo de elevación del Sol cambia durante el año, se debe tener un criterio de selección del ángulo óptimo de instalación del panel para garantizar la máxima producción de energía eléctrica durante todo el año.

En el hemisferio Norte, el Sol se declina hacia el Sur, por lo cual se requiere que la instalación del panel sea inclinado (respecto de la horizontal) hacia el Sur con un ángulo de elevación igual a la latitud del lugar donde se instala el panel solar, como se muestra en la figura 1.17.

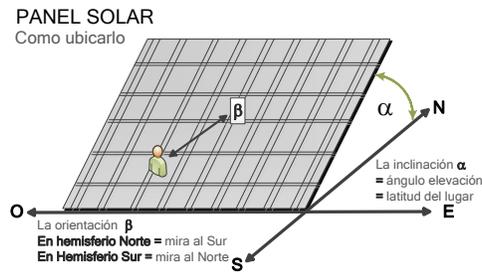


Figura 1.17 Orientación de una estructura fija de un panel para maximizar su potencia.

1.3.4.6 Otros factores

Otros factores que afectan a los paneles solares son:

- ✓ El envejecimiento de las celdas que se refleja en una reducción de la potencia de salida conforme transcurren los años;
- ✓ El asentamiento de polvo o suciedad en la superficie del panel, que termina opacando la luz incidente en el panel y reduciendo la captación de radiación;
- ✓ Las variaciones de la carga conectada al panel solar, con el tiempo afectan de forma directa el rendimiento.

1.4 Los sistemas fotovoltaicos

1.4.1 Sistema fotovoltaico

Un SFV es una instalación destinada a convertir la radiación solar en energía eléctrica acondicionada y lista para conectarse a una red eléctrica o a una carga aislada de dicha red. Como se muestra en la figura 1.18, en los SFV se pueden distinguir 4 etapas: A) Generación B) Conversión; C) Control D) Acondicionamiento de salida.

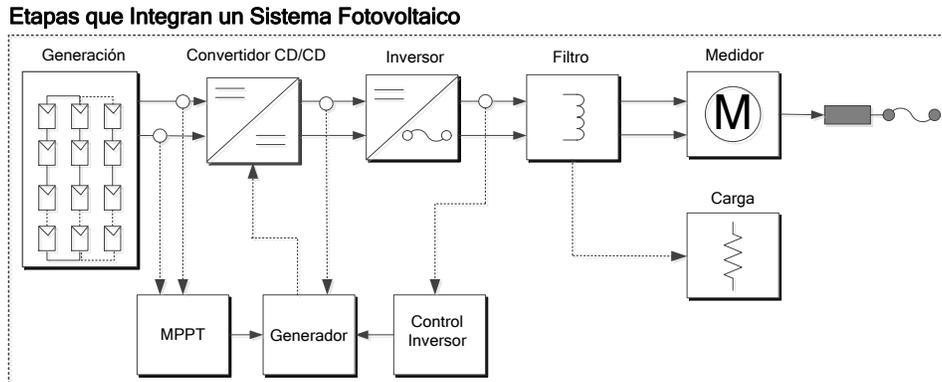


Figura 1.18 Etapas que integran un sistema fotovoltaico.

A) **Etapa de generación.-** Consiste en la generación de voltaje en CD a partir de la radiación solar. Esta función la realiza un panel solar gracias al efecto fotovoltaico. De acuerdo a las necesidades de la aplicación, los paneles FV se conectan entre sí en serie para aumentar el voltaje y en paralelo para aumentar la corriente formando un arreglo fotovoltaico. Existe una gran variedad de paneles FV con diferentes valores de potencias y voltajes de salida, los más comunes son los paneles de 24 V a 48 V, con potencias comerciales que van de los 50 W a los 300 W.

Un panel solar, por su naturaleza de generación de voltaje, solo alimenta en forma directa una carga de CD y con un voltaje variable en todo momento, lo cual es una gran limitante. Considerando que la mayoría de las cargas por alimentar son de corriente alterna (CA), y que las cargas requieren un nivel de voltaje estable ya sea en CD o CA, los paneles solares requieren de una etapa adicional para conversión de la energía.

B) **Etapa de conversión.-** Esta etapa tiene el objetivo de convertir el voltaje de CD generado por el panel FV, en un nivel de voltaje de salida regulado en CD o CA de acuerdo a la carga. Si la carga es de CD pero requiere un valor de voltaje menor o mayor al que entrega el panel, entonces se necesita de un convertidor CD-CD. Si la carga es CA entonces se necesita de un convertidor CD-CA también conocido como inversor.

Existen varias configuraciones o topologías para los convertidores CD-CD y CD-CA con características diferentes, por lo que seleccionar el convertidor adecuado es una tarea que requiere un análisis profundo de acuerdo a su aplicación, ventajas y desventajas. Adicionalmente al convertidor se puede adicionar un segundo convertidor ya sea para cargar baterías o para alimentar cargas de ambos tipos.

C) **Etapa de control.-** La etapa de control es muy importante, ya que dependiendo de la técnica, esquema y algoritmo puede tener varias funciones como:

- ✓ Controlar el voltaje de salida de CA de un inversor.
- ✓ Controlar el voltaje de elevación o reducción del convertidor CD-CD.

- ✓ Controlar la re-carga de la batería de un sistema de respaldo.
- ✓ Controlar la interconexión a la red eléctrica de suministro.
- ✓ Seguir el punto de máxima potencia.
- ✓ Realizar algunas o todas las funciones anteriores de forma integrada.

En los últimos años, los esfuerzos en la etapa de control, se han enfocado al desarrollo de MPPT, para extraer la mayor potencia posible del panel o arreglo fotovoltaico y entregarlo a la carga o red eléctrica.

D) **Etapa de acondicionamiento de salida.-** La etapa de acondicionamiento de salida depende de que se conectará a la salida del SFV. Para ello se requiere considerar un circuito adicional que incluya: las protecciones, filtros, aislamiento, desconexión, seguidor de fase, seguidor de sincronía. Esta característica, es tan importante que distingue hoy en día a los SFV dividiéndolos en SFV interconectados a la red eléctrica o SFV autónomos o aislados de la red.

1.4.2 Clasificación de los sistemas fotovoltaicos

Los SFV se clasifican de acuerdo a la aplicación o tipo de carga que se desea alimentar. Se dividen en SFV aislados o autónomos (*off grid*) y en SFV interconectados a la red eléctrica (*on grid* o *grid tie*). En la figura 1.19 se muestra un esquema con la clasificación.

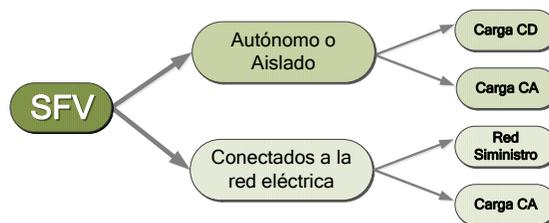


Figura 1.19 Clasificación de los sistemas fotovoltaicos.

1.4.2.1 SFV Aislados o Autónomos

Son los SFV que no disponen de conexión alguna con la red eléctrica de suministro. El término de autónomos hace referencia a que son independientes de la red eléctrica, ya que mientras exista radiación solar, acumulan la energía en baterías o súper-capacitores y posteriormente la reutilizan cuando sea necesario.

Estos tipos de SFV se utilizan para alimentar directamente una carga de CD, o una carga de CA auxiliada por un inversor, siempre que la condiciones de radiación lo permitan [23, 24]. La figura 1.20 muestra el esquema general de un SFV aislado o autónomo.

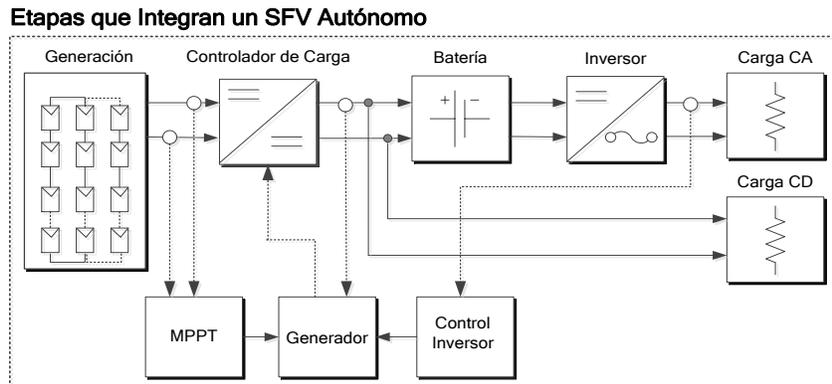


Figura 1.20 Sistema fotovoltaico aislado o autónomo.

En sus primeros años los SFV eran aislados o autónomos y tuvieron un gran auge para satisfacer la demanda de energía eléctrica en lugares marginados o remotos que no tienen una red de suministro a su alcance [25].

Su principal desventaja es el costo adicional debido a la etapa de almacenamiento de la energía que incluye el cargador y las baterías o súper condensadores. Otra desventaja, es que requiere de cierto sobredimensionamiento de los paneles FV para asegurar un nivel de potencia estable a pesar de un día nublado.

1.4.2.2 SFV conectados a la red eléctrica

Los SFV conectados a la red eléctrica, son aquellos en los que la energía eléctrica generada por el panel FV se interconecta directamente en el punto de medición de la red eléctrica de suministro. Para ello es necesario que se cumplan los requisitos normativos que señala la compañía suministradora [26], tales como:

- ✓ Sincronía de fases, frecuencia y nivel de tensión
- ✓ Protecciones eléctricas
- ✓ Sistemas de puesta a tierra
- ✓ Sistema de aislamiento o tipo isla

- ✓ Calidad de energía: distorsión armónica y factor de potencia;
- ✓ Que el punto de interconexión pueda absorber la energía que se genera.

Para lograr que los SFV conectados a la red eléctrica cumplan las normativas, se requiere que la etapa de salida del SFV cuente con un convertidor CD-CA que permita conectarse a la red de suministro. Para lograr esto, se requiere tener un acoplamiento de impedancias que asegure transferencia de energía [27].

Dado lo anterior el convertidor CD-CA, su esquema y su algoritmo de control, son el elemento fundamental de un SFV. Los inversores pueden ser de una etapa, dos etapas o varias etapas. Las topologías inversoras más utilizadas son la Push-Pull [28] y la Flyback [29], por incluir aislamiento galvánico en lugar de utilizar un transformador tradicional. En la figura 1.21 se muestra las etapas de un sistema fotovoltaico conectado a la red eléctrica.

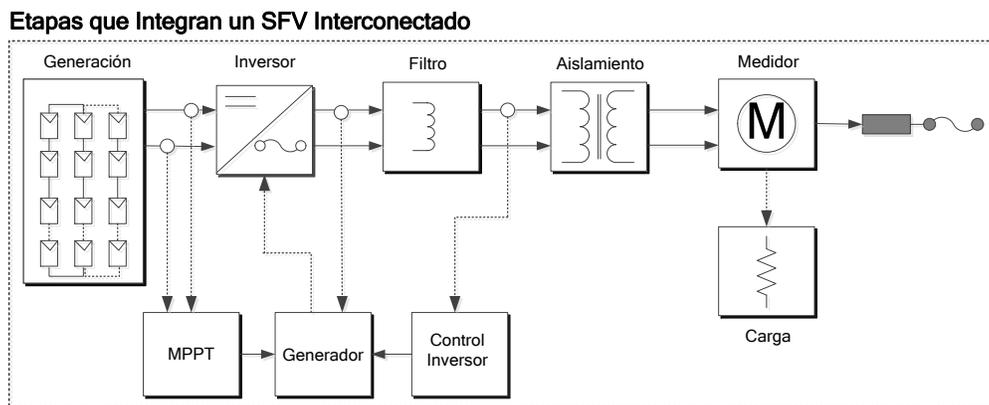


Figura 1.21 Sistema fotovoltaico conectado a la red de suministro eléctrico.

Las ventajas de los sistemas fotovoltaicos interconectados a la red eléctrica son:

- ✓ Reducen las pérdidas por transmisión y distribución respecto a un SFV autónomo
- ✓ No requieren de sistema de almacenaje
- ✓ Se pueden utilizar en los techos o superficie con doble fin
- ✓ Se pueden hacer sistemas modulares para incrementar la potencia
- ✓ Son de menor costo de inversión que los SFV autónomos
- ✓ Mayor aprovechamiento de la potencia extraída del panel FV
- ✓ Mayor tiempo de vida

Existe una tendencia mundial hacia el uso de SFV interconectados a la red eléctrica, así como al uso de inversores modulares (pueden crecer por módulos o etapas) y de micro-inversores.

1.5 Seguidor del punto de máxima potencia

Como se explicó en sub-secciones 1.3.3.2, 1.3.4.3 y 1.3.4.4, localizar y seguir el punto de máxima potencia en todo momento, es tarea complicada debido a la naturaleza no lineal del panel FV debida a las variables que afectan su comportamiento.

Para elevar la eficiencia y la potencia eléctrica entregada por los paneles FV a partir de la energía que reciben, a la fecha se realiza de dos maneras:

A) Dispositivos mecánicos

Son mecanismos accionados por motores eléctricos o servomotores que permiten mover y posicionar frente al Sol, desde un panel hasta un arreglo fotovoltaico. En la actualidad existen grandes SFV con dispositivos mecánicos de movimiento como los concentradores o reflectores parabólicos.

Estos dispositivos mecánicos son llamados seguidores solares “*sun trackers*”, porque en todo momento siguen la posición del Sol, de forma que la inclinación y orientación de los paneles sea siempre perpendicular a los rayos solares. De esta forma el panel fotovoltaico tiene un mayor aprovechamiento de energía del sol maximizando la potencia eléctrica entregada en cada instante [30, 31].

B) Dispositivos electrónicos

Son circuitos electrónicos, normalmente convertidores de CD-CD o CD-CA, que siguen y localizan en todo instante el MPP, obligando al sistema fotovoltaico a trabajar en el punto de máxima potencia de su curva característica, modificando el voltaje de salida de su convertidor para entregar la máxima potencia a la carga.

Estos circuitos requieren incorporar un controlador programable, encargado de ejecutar un algoritmo de control para el seguimiento del MPP. Como se ha

mencionado a estos circuitos electrónicos que incorporan un esquema o algoritmo de control, se les conoce como MPPT [32].

Los MPPT tienen gran aplicación tanto para los sistemas fotovoltaicos autónomos como para los sistemas fotovoltaicos conectados a la red de suministro eléctrico. En ambos casos se desea mantener un nivel de voltaje constante y entregar la máxima potencia posible, ante las variaciones del voltaje y corriente que sufre el panel FV por las variaciones de temperatura y radiación. Dado lo anterior, es claro que el punto de máxima potencia tiene un comportamiento no lineal e impredecible [33].

Si bien los MPPT son un circuito eléctrico, éstos integran al convertidor un esquema de algoritmo de control a través de un controlador que sirva de medio electrónico para aplicarlo, tal como se muestra en el esquema de la figura 1.22

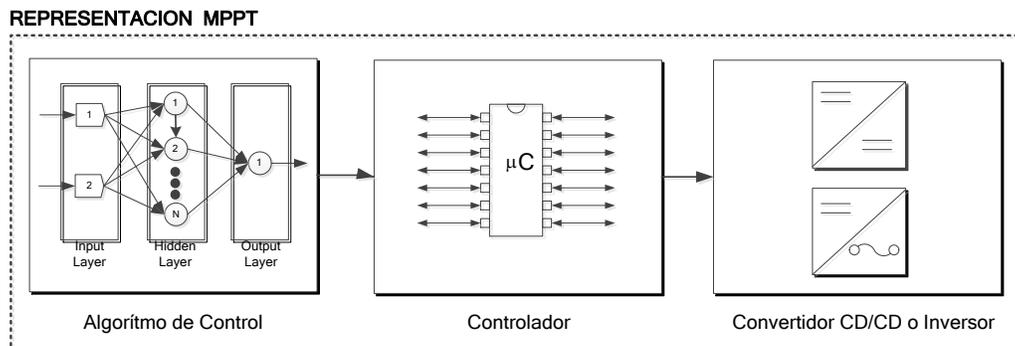


Figura 1.22 Representación esquemática de un MPPT.

1.5.1 Convertidores para MPPT

1.5.1.1 Convertidores CD-CD

Los convertidores CD-CD desempeñan una función fundamental, ya que se utilizan para elevar o reducir el voltaje que proporcionan los paneles FV dependiendo de la carga a la que se conectan.

La característica más importante de los convertidores CD-CD, es que igualan la impedancia de entrada al convertidor con la impedancia de salida, de forma que la potencia máxima a la entrada del convertidor proveniente del panel FV a determinado

nivel de voltaje, se transfiere o se iguala dicha potencia, a la salida del convertidor y se entrega a la carga, pero con un nivel diferente de voltaje.

Esta característica se utiliza para extraer de los paneles solares la mayor cantidad de energía en forma de potencia eléctrica de manera continua (en cada instante), forzándolos a trabajar en el punto de máxima potencia de la curva característica V-P.

El objetivo del convertidor es desacoplar el panel y la carga, de modo que el panel vea a la carga en sus extremos y sea la carga la que en todo momento fuerce a trabajar al panel en el punto de máxima potencia [34].

Existen varias topologías de convertidores CD-CD utilizadas tanto para SFV autónomos como para SFV conectados a la red. Para los SFV autónomos el convertidor CD-CD se utiliza como cargador de baterías de respaldo [35, 36] y como alimentador de la carga. A los convertidores CD-CD con esta aplicación se les conoce como controladores de carga. Debido a que las cargas son en CD, las topologías de los convertidores CD-CD, no requieren de aislamiento galvánico. Las más utilizadas son:

- ✓ Topología Elevador o “*Boost*” [37]
- ✓ Topología Reductor o “*Buck*” [38]
- ✓ Topología Reductor-Elevador “*Buck-Boost*” [39]
- ✓ Topología Reductor-Elevador “*Sepic*” [40]
- ✓ Topología Reductor-Elevador “*Cuk*” [40]

Por su parte, las topologías de convertidores CD-CA para sistemas conectados a red, de acuerdo a la normativa de cada país, pueden o no, requerir un transformador de alta frecuencia para otorgar aislamiento galvánico a su salida. Las topologías más reportadas y utilizadas que incorporan esta característica son:

- ✓ Topología “*Forward*” [28]
- ✓ Topología “*Flyback*” [29]
- ✓ Topología “*PushPull*” [30]

1.5.1.2 Convertidores CD-CA

Los convertidores CD-CA también conocidos como inversores, se utilizan para transformar un voltaje de CD en uno de CA. Los inversores pueden ser conectados directamente a una carga o conectarse a la red eléctrica.

Debido a que el voltaje de CA del convertidor se genera a partir de pulsos, en aplicaciones especiales como las interconectadas a la red, se requiere de un filtro que aproxime la forma de onda de salida del inversor a una sinusoidal perfecta; y se requiere de un seguidor de fase para que entre en sincronía.

Existen varias topologías de convertidores CD-CA utilizadas tanto para sistemas fotovoltaicos autónomos como para sistemas conectados a la red. Entre las principales topologías de inversores se encuentran:

- ✓ Topología Medio Puente, "*Half bridge*",
- ✓ Topología Puente Completo o Puente H, "*Full bridge*",
- ✓ Topología Multinivel NPC,
- ✓ Topología Multinivel Capacitor Clamped,
- ✓ Topología Cascada [41, 42].

1.5.2 Controladores para MPPT

Como se ha descrito en secciones 1.5, la etapa de control del SFV, desempeña la función más importante, ya que dependiendo de la técnica y el algoritmo puede tener varias funciones. El algoritmo de control, necesariamente requiere de un hardware para poder implementarse, por lo que existe una gran variedad de ellos.

Un controlador para un SFV, se define como cualquier dispositivo electrónico que realiza un cálculo digital de señales aplicando operaciones, funciones y modelos matemáticos ante señales representadas de forma digital. Dicha representación es mediante secuencias de muestras. Estas muestras, se obtienen de señales físicas medidas con transductores y sensores con convertidores analógico-digitales.

Entre las razones más importantes para utilizar sistemas de control utilizando controladores digitales figuran: poder realizar funciones complejas que un sistema analógico no puede; tener una arquitectura flexible; y tener mayor grado de inmunidad frente a las perturbaciones procedentes del convertidor.

Todos los controladores digitales, poseen un procesador capaz de realizar una serie de funciones en tiempo real. En un controlador digital, las señales están representadas por un conjunto de muestras mientras que en un sistema analógico las señales y el proceso son continuos.

Para considerar que un sistema digital realiza un control en tiempo real, debe ser capaz de procesar todos los datos obtenidos en un determinado instante de muestreo antes de que lleguen los siguientes datos.

Esto implica que el procesador tiene limitado el tiempo de ejecución de los programas al valor del periodo de muestreo, lo que obliga a optimizar su rapidez. Estas condiciones llevaron al desarrollo de procesadores especializados para realizar cálculos a gran velocidad que son utilizados como controladores para MPPT, entre los más utilizados están:

- ✓ Los procesadores digitales de señales (DSP) [43].
- ✓ Los microcontroladores (μ C) [44].
- ✓ Los arreglos de compuertas programables (FPGA) [45].

1.6 Problemática e hipótesis

1.6.1 Problemática

Debido principalmente a la naturaleza diurna de las variaciones de temperatura y radiación solar, y de los impredecibles días despejados y nublados, los SFV presentan una reducción en su eficiencia de conversión. Estas afectaciones inciden directamente en el comportamiento de las curvas características V-I y V-P, de forma que el MPP, cambia su ubicación en cada instante del día, siendo además diferentes entre un día y otro. En

consecuencia, el movimiento del MPP de forma impredecible hace que el panel solar tenga un comportamiento no lineal.

A pesar de los avances y esfuerzos reportados en las investigaciones sobre técnicas de control, esquemas y algoritmos para el MPPT clásicos y modernos, aún existen nichos de aportación. Si bien se han reportado trabajos que dan respuesta a variaciones rápidas del MPP, éstos reducen su eficiencia. En contraparte, cuando reportan alta precisión y eficiencia tienen una respuesta lenta o presentan oscilaciones.

En los últimos años se han reportado diversas topologías o esquemas de control para MPPT que emplean redes neuronales artificiales (RNA) que buscan obtener alta eficiencia de conversión, y rápida respuesta a nublados, sin embargo cuando reportan alta eficiencia los límites o intervalos de operación son estrechos y cuando el intervalo es amplio la eficiencia o la respuesta ante nublados no es satisfactoria.

1.6.2 Hipótesis

Partiendo del análisis de los diferentes esquemas de MPPT reportados en los últimos años, se puede diseñar una nueva topología o esquema de control de lazo abierto, para un MPPT que esté basado en una red neuronal artificial (RNA), en el modelo matemático de la celda y en ecuaciones del convertidor CD-CD elevador, siendo por sí misma la topología y el nuevo esquema, una forma diferente a las existentes, para resolver la problemática.

Si se analizan y caracterizan las condiciones climáticas de un lugar con días nublados y despejados, se puede obtener una base de datos real, que sirva como un sistema experto para entrenar y desarrollar una RNA que infiera la temperatura y radiación a partir del voltaje y corriente de salida de panel FV y del ciclo de trabajo del convertidor. La temperatura y la radiación inferida por la RNA se puede utilizar en el modelo de la celda para obtener el voltaje en el punto de máxima potencia ideal, que servirá para encontrar el nuevo ciclo de trabajo empleando ecuaciones del convertidor que posicionen el MPP al valor deseado.

Considerando el planteamiento previo, el nuevo esquema de MPPT, podría obtener la máxima potencia posible y elevar la eficiencia de conversión de energía, en un intervalo de operación superior a los reportados, para un día despejado y nublado, mostrando especialmente rápida respuesta para un día nublado.

1.7 Objetivos y alcances

1.7.1 Objetivo general

Diseñar un nuevo esquema de control de un MPPT que permita elevar la eficiencia de conversión de energía y tener una rápida respuesta para días despejados y nublados, en un intervalo amplio de operación de temperatura y radiación.

1.7.2 Objetivos específicos

- ✓ Caracterizar las condiciones climáticas de las variables que afectan la eficiencia de los paneles FV, utilizando bases datos existentes de un lugar que presenta condiciones de días despejados y nublados.
- ✓ Desarrollar un método para obtener la máxima potencia eléctrica, que puede entregar un panel FV de forma ideal a una carga, a través de una adaptación realizada en Matlab Simulink® del modelo matemático de la celda dos diodos, ampliamente reportado en la literatura.
- ✓ Implementar en Matlab Simulink® , un SFV integrando, el modelo matemático del panel FV, el convertidor CD-CD elevador conectado a una carga resistiva, el nuevo esquema propuesto de MPPT, para simular y validar el MPPT bajo condiciones de día nublado y despejado.
- ✓ Integrar una serie de matrices de datos que sirvan como sistema experto para entrenar, evaluar y obtener en Matlab la RNA con menor error a partir de las combinaciones posibles de variables, número de neuronas y capas.
- ✓ Comparar y discutir los resultados obtenidos de la nueva propuesta de esquema de MPPT con RNA respecto al MPPT más reportado en la literatura, el MPPT perturbación- observación (P&O). Así mismo comparar y discutir los resultados de este trabajo respecto a otros MPPT recientemente publicados que utilizan RNA.

1.7.3 Alcances

- ✓ La RNA se entrenará y se evaluará empleando como caso de estudio, los datos climáticos históricos de la ciudad de Mérida, Yucatán, México, por tener las condiciones de días nublados y despejados.
- ✓ Se analizarán tres diferentes bases de datos climáticos, una local, una nacional y una mundial, evaluando la desviación de los datos, para seleccionar una de ellas.
- ✓ De la base de datos climáticos, el intervalo ampliado de operación del MPPT será de 5-50°C para temperatura y de 5-1100W/m² para la radiación.
- ✓ Se evaluarán al menos dos tipos diferentes de RNA, con el objeto de encontrar la más óptima para el nuevo esquema de MPPT. Cada una de las RNA se entrenará y evaluará con 5, 10 y 20 neuronas en la capa oculta, empleando doce matrices de datos correspondientes a un día de cada mes del año.
- ✓ Como caso de estudio se utilizará el panel fotovoltaico policristalino con potencia pico en condiciones STC de 110W de la marca Yingli Solar, por tenerlo físicamente en existencia.

CAPÍTULO 2

REVISIÓN DE LOS MPPT

En la literatura se reportan muchas topologías, esquemas y algoritmos de control para MPPT, sin embargo aún continúan los trabajos de investigación para incrementar la velocidad de respuesta a variaciones rápidas, elevar la eficiencia de conversión de energía, ampliar los intervalos de operación para temperatura y radiación, simplificar los esquemas y topologías de control, dar estabilidad al sistema en el punto de máxima potencia (sin oscilación), entre los más reportados.

2.1. Clasificación de los MPPT

Dada la gran cantidad de MPPT reportados en la literatura, se hace necesario realizar un nuevo agrupamiento de los MPPT que sea más actualizado y permita integrar los esquemas, topologías y algoritmos de MPPT publicados recientemente. La clasificación de los MPPT más reportada en la literatura utiliza como criterio la forma en que se realiza el lazo de retro-alimentación, clasificándolos MPPT como métodos directos o indirectos, siendo que puede utilizar las variables externas o internas del sistema o inferirlas [46, 47]. Analizando estas condiciones a continuación se presenta una clasificación ampliada que reorganiza los MPPT por lazo de retro-alimentación, variable de control, y dividiéndolos como clásicos o modernos. La figura 2.1 muestra la clasificación ampliada de los MPPT.

Clasificación ampliada de los MPPT

MPPT	Lazo Abierto	Lazo Cerrado	Variable Control
Clásicos	Tabla de búsqueda Ajuste de curvas		Variables Externas: T_c, E
	Voltaje de circuito abierto Corriente de corto circuito Voltaje de circuito abierto de celda	Diferenciación Perturbación y Observación Conductancia Incremental Capacitancia Parásita Modo corriente FV Beta Secuencia de Fibonacci	Variables Internas: $V_{pv}, I_{pv}, V_{oc}, I_{sc}$
Modernos		Lógica Difusa Redes Neuronales Modos deslizantes Mixtos: Neuro-Difuso	Variables Externas e Internas: $V_{pv}, I_{pv}, V_{oc}, I_{sc}, T_c, E$

Figura 2.1 Clasificación ampliada de los MPPT.

2.2 MPPT clásicos de lazo abierto

Son métodos en gran medida empíricos o expertos, utilizan bases de datos del fabricante o bases de datos elaboradas mediante la experiencia, para estimar la localización del MPP. Los algoritmos de control de estos MPPT utilizan estas bases de datos sobre las curvas V-I o V-P, en correspondencia con la medición de parámetros externos al sistema, como la temperatura y la radiación. Esta información requiere ser procesada por un controlador digital o análogo, el cuál ejecuta un algoritmo de control que calcula matemáticamente el MPP y controla la modulación por anchura del pulso (PWM) del convertidor para llegar al valor deseado de máxima potencia. Estos MPPT tienen como característica común que son un control de lazo abierto.

La principal ventaja de estos sistemas es la sencillez del algoritmo utilizado, puesto que no es exigente de un controlador sofisticado que tenga características de procesamiento especiales. Su principal desventaja recae en la medición de variables externas como temperatura y radiación, que requieren de sensores especiales como el de radiación; así mismo al no tener lazo de retro-alimentación, no se realiza un seguimiento real de las características del sistema fotovoltaico, siendo que puede omitir variaciones debidas a otros efectos como cambios en la carga y envejecimiento de los paneles.

2.2.1 Ajuste de curvas

A partir del modelo matemático de la celda solar de uno o dos diodos, se realiza una simulación incluyendo los valores del fabricante del panel, para obtener una base de datos empírica y un comportamiento de la curva característica V-I, y V-P. De manera simple no es posible localizar el MPP a partir del cálculo de la relación potencia en función del voltaje y generar la curva característica V-P, por lo que se requiere muestrear “n” valores en un intervalo establecido para obtener los coeficientes *a*, *b*, *c* y *d*. Para calcular la curva característica V-P la ecuación sería:

$$P_{pv} = aV_{pv}^3 + bV_{pv}^2 + cV_{pv} + d \quad (2.1)$$

donde,

P_{pv} es la potencia del panel fotovoltaico

V_{pv} es el voltaje de salida del panel fotovoltaico

a, b, c, d son los coeficientes de ajuste

De esta forma al obtener los valores de los coeficientes, se puede calcular el voltaje en el que la potencia es máxima.

$$V_{mpp} = \frac{-b\sqrt{b^2 - 3ac}}{3a} \quad (2.2)$$

La principal desventaja de este MPPT es que para encontrar el MPP, requiere repetir el proceso por varios milisegundos. La precisión dependerá del número de muestras que se realicen. Requiere de un conocimiento preciso de la curva característica y por tanto mucha capacidad de memoria para realizar los cálculos e interacciones matemáticas [48, 49].

2.2.2 Tabla de búsqueda

En este algoritmo de MPPT, se miden las variables de voltaje y corriente de salida del panel para contrastarlo con una tabla experta pre-cargada con valores de V-I donde se localiza el MPP que corresponde. La tabla es previamente obtenida al realizar experimentalmente un barrido de voltajes y corrientes, bajo ciertas condiciones climáticas.

Su principal desventaja radica en la falta de exactitud al ubicar el MPP en la práctica, debido a que las condiciones climáticas no son las mismas que las obtenidas en la prueba experimental. Requiere de una capacidad de memoria grande para poder almacenar la tabla de valores de corriente, voltaje y su correspondiente MPP [50].

2.2.3 Voltaje de circuito abierto

La premisa de este algoritmo se basa en considerar que el voltaje de circuito abierto (V_{oc}) del panel, tiene linealidad respecto al valor del voltaje en el MPP, por tanto, se infiere que es proporcional en un valor constante K_1 . El valor de K_1 dependerá del fabricante, del factor de llenado y de las condiciones climáticas [51, 52, 53, 54, 55, 56]. La ecuación 2.3 describe la relación entre el voltaje en el punto de máxima potencia y el voltaje de circuito abierto.

$$V_{mpp} = V_{oc} * K_1 \quad (2.3)$$

donde,

K_1 es la constante proporcional

Para poder hacer el cálculo requiere desconectar momentáneamente el panel para medir el valor del voltaje de circuito abierto en ese momento, y después aplicar la ecuación 2.3.

La principal ventaja es su simplicidad y bajo costo de implementación, sin embargo la principal desventaja es la pérdida de potencia y rendimiento por las interrupciones momentáneas y la falta de exactitud ante el error de proporcionalidad de K_1 .

2.2.4 Corriente de corto circuito

La premisa de este algoritmo se basa en considerar que la corriente de corto circuito (I_{sc}) del panel tiene linealidad respecto al valor de la corriente en el MPP, por tanto, se infiere que es proporcional en un valor constante K_1 . El valor de K_1 dependerá del fabricante, del factor de llenado y de las condiciones climáticas. La ecuación 2.4 describe la relación entre el voltaje en el punto de máxima potencia y el voltaje de circuito abierto.

$$I_{mpp} = I_{sc} * K_1 \quad (2.4)$$

Se estima que la proporcionalidad es de un 92%, para un intervalo de temperatura de operación del panel de 0°C-60°C. Para poder hacer el cálculo requiere desconectar momentáneamente el panel para medir el valor de la corriente de corto circuito en ese instante, para después aplicar la ecuación 2.4.

La principal ventaja es su simplicidad y bajo costo de implementación, sin embargo la principal desventaja, es la pérdida de potencia y de rendimiento por las interrupciones momentáneas, así como la falta de exactitud debida al error de proporcionalidad [57, 58, 59].

2.2.5 Voltaje de circuito abierto de celda

Es una variante directa del algoritmo de voltaje de circuito abierto, pero con el fin de evitar la interrupción del sistema de forma total por obtener el V_{oc} , se realizará la desconexión de una sola celda de prueba y no de todo el panel PV. Esta premisa se basa en la

consideración de que una celda del panel tiene la misma curva característica que el arreglo completo. De la celda desconectada se mide el V_{oc} y se localiza el V_{mpp} según la tabla obtenida [60, 61, 62, 63, 64]. Derivado de lo anterior la ecuación 2.5 muestra cómo obtener el voltaje en el punto de máxima potencia.

$$V_{mpp} = V_{oc \text{ cell}} * K_1 \quad (2.5)$$

donde,

$V_{oc \text{ cell}}$ es el voltaje de circuito abierto de una celda de prueba

Existe otra versión de MPPT de voltaje de circuito abierto, que agrega el parámetro de la temperatura, con resultados similares y mismas debilidades [65].

2.3 MPPT clásicos de lazo cerrado

Son métodos que utilizan variables indirectas del sistema fotovoltaico como el voltaje y la corriente de salida del panel fotovoltaico o también el voltaje y la corriente de la carga, por lo que, no necesariamente requieren de una base datos experta, ni el conocimiento de las curvas características V-I, V-P del panel en uso. La característica más notable, recae en el uso de un control de lazo cerrado que compara al menos una variable para localizar el MPP en cada momento, controlando la modulación PWM del convertidor CD/CD.

Generalmente utilizan un algoritmo de control basado en el cálculo continuo de la potencia entregada por el sistema fotovoltaico, implementado en un controlador digital, que comprueba si la potencia ha aumentado o disminuido en cada instante. Puesto que se realiza un seguimiento real del sistema y una retro-alimentación, no es tan relevante qué variable de entrada necesita el MPPT para que realice su función. Estas variables pueden ser: radiación, temperatura de las celdas, voltaje y corriente del panel entre otras.

2.3.1 Diferenciación

Este algoritmo de control se basa en la medición del voltaje y la corriente de salida del panel, los cuales son solución en todo momento de la ecuación de la potencia generada con respecto al tiempo ($\Delta P_{pv}/\Delta t$). El algoritmo basa su principio en la premisa de: un

incremento en la potencia es igual al voltaje por el incremento en la corriente, más la corriente por el incremento del voltaje, en forma de ecuación:

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta t} = V_{pv} * \frac{\Delta I_{pv}}{\Delta t} + I_{pv} * \frac{\Delta V_{pv}}{\Delta t} \quad (2.6)$$

donde,

ΔP_{pv} es el incremento de la potencia de salida del panel fotovoltaico

ΔV_{pv} es el incremento del voltaje de salida del panel fotovoltaico

ΔI_{pv} es el incremento de la corriente de salida del panel fotovoltaico

Δt es el incremento del tiempo

Cuando no hay incremento o bien la diferencia entre las potencias es cero, se asume que está en el MPP, si la diferencia es mayor o menor a cero, significa que se requiere conocer la inclinación de la pendiente para determinar el signo o dirección del incremento o decremento.

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta t} = 0 \quad (2.7)$$

Este algoritmo requiere realizar por lo menos ocho cálculos para poder determinar el MPP. En la figura 2.2 se aprecia el diagrama de flujo del algoritmo de diferenciación.

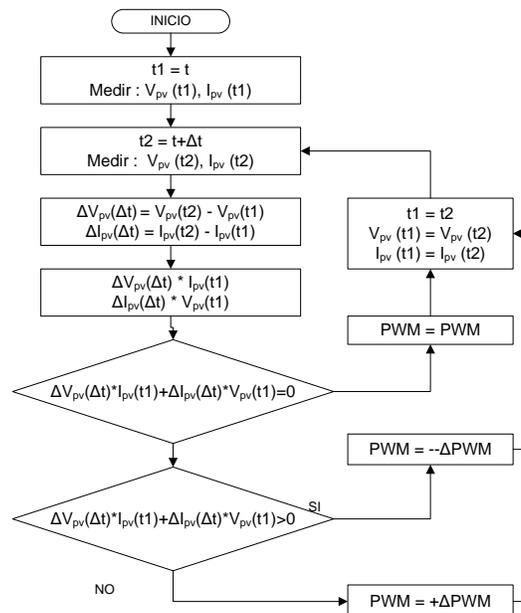


Figura 2.2 Algoritmo de MPPT de diferenciación.

Puesto que el algoritmo debe realizar por lo menos ocho cálculos y operaciones matemáticas, la respuesta del sistema resulta lenta, imprecisa y con cierta oscilación sobre el MPP [66, 67].

2.3.2 Lazo de voltaje o corriente

También llamado “voltaje constante” o “corriente constante”, este algoritmo de control sólo es aplicable cuando en un SFV aislado no se tiene baterías y se requiere mantener constante el nivel de voltaje de salida del convertidor CD/CD o también puede servir para mantener constante el nivel de corriente entregada a la carga.

El algoritmo es muy simple, pues solamente se trata de comparar el valor de salida de voltaje o de corriente del panel (V_{pv} o I_{pv}) y compararlo con su correspondiente referencia (V_{ref} o I_{ref}); se genera una diferencia y se ajusta el valor del PWM para mantener el valor deseado, como se observa en la figura 2.3.

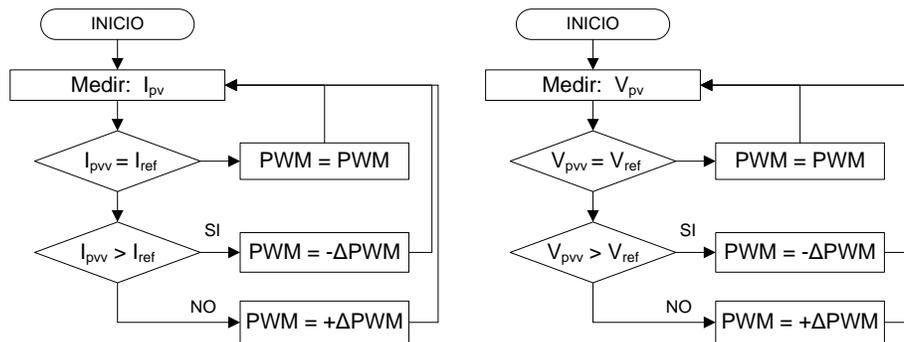


Figura 2.3 Algoritmo de MPPT de corriente o voltaje constante.

La principal ventaja de este algoritmo es su simplicidad y su bajo costo de implementación, sin embargo es impreciso pues no considera los efectos de temperatura e irradiación.

Este algoritmo es únicamente factible para una carga que requiera un valor constante, lo cual se logrará, pero no necesariamente trabajará el SFV en el MPP [68, 69, 70].

2.3.3 Perturbación-observación

El algoritmo perturbación-observación es el MPPT más utilizado y reportado en la literatura debido a su simplicidad, alto desempeño y eficiencias superiores al 95% para conversión de energía. Es un algoritmo de control que en todo momento varía o perturba la potencia de salida del panel fotovoltaico (P_{pv}) y la compara con una medición previa para obtener una diferencia o error que indica si la potencia aumentó o disminuyó.

Dependiendo del error de potencia ΔP_{pv} se ajustará el ciclo de trabajo PWM del convertidor, para ajustar el voltaje de salida y por tanto la potencia [71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78]. Un ejemplo de algoritmo es el mostrado en la figura 2.4.

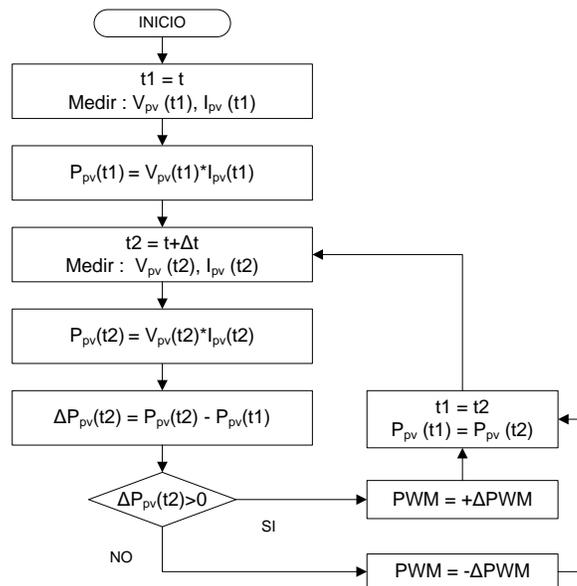


Figura 2.4 Algoritmo de MPPT de P&O.

Se reporta una variante del algoritmo MPPT de P&O, que agrega tres puntos de análisis en la curva característica [79]. Es claro que cuando el algoritmo de control se encuentra cerca del MPP, la dinámica del algoritmo seguirá perturbando y modificando el PWM, por lo que, en condiciones de estado estable, tiene una oscilación alrededor del MPP, siendo esta su principal desventaja. Una segunda desventaja se presenta con cambios repentinos en la radiación, pues el algoritmo no responde adecuadamente, por ejemplo: si el error del ΔP_{pv} es negativo el algoritmo interpreta que hubo un decremento de la

potencia y mantendrá la misma dirección (signo), pero si en ese instante aumenta la radiación y se tiene una P_{pv} mayor, el algoritmo puede enviar de nueva cuenta un decremento alejando más la P_{pv} del MPP. Esta problemática fue resuelta al incrementar la velocidad de procesamiento para optimizar el algoritmo [80, 81, 82].

2.3.4 Conductancia Incremental

Es una variante del algoritmo P&O, la cual basa su premisa en que la derivada o incremento de la potencia de salida del panel respecto a la derivada o incremento de voltaje de salida es cero [83, 84].

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} = 0 \quad (2.8)$$

Basado como en el método de diferenciación, que el incremento de la potencia es la suma del voltaje por el incremento de la corriente y de la corriente por el incremento de voltaje, se puede sobre escribir la ecuación 2.8 aplicando a todo el incremento de voltaje.

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} = V_{pv} * \frac{\Delta I_{pv}}{\Delta v_{pv}} + I_{pv} * \frac{\Delta V_{pv}}{\Delta v_{pv}} = 0 \quad (2.9)$$

$$V_{pv} * \frac{\Delta I_{pv}}{\Delta v_{pv}} + I_{pv} = 0 \quad (2.10)$$

$$\frac{\Delta I_{pv}}{\Delta v_{pv}} = - \frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad (2.11)$$

En la ecuación 2.11, el término $-I_{pv}/V_{pv}$ corresponde al inverso de la resistencia llamada conductancia y la parte $\Delta I_{pv}/\Delta V_{pv}$ corresponde al incremento, de ahí el nombre de conductancia incremental (CI o INC) al algoritmo basado en esta ecuación.

Cuando la $\Delta P_{pv}/\Delta V_{pv}=0$ la pendiente es cero y significa que está en el MPP; cuando la ecuación $\Delta P_{pv}/\Delta V_{pv}>0$ implica que la pendiente es positiva y que el voltaje va ir en incremento; por último cuando la ecuación $\Delta P_{pv}/\Delta V_{pv}<0$ implica que la pendiente es negativa y que el voltaje va ir en decremento. A continuación un ejemplo del algoritmo de control, como se indica en la figura 2.5.

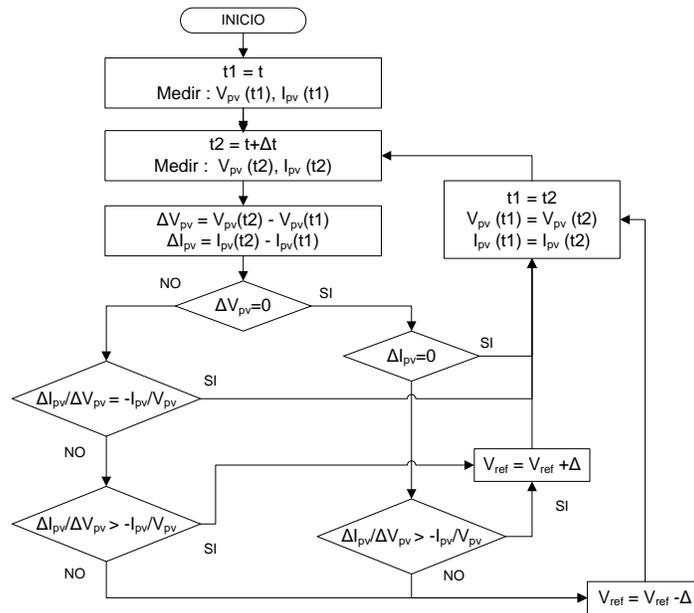


Figura 2.5 Algoritmo de MPPT de conductancia incremental.

Del algoritmo se induce que:

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} > 0 \text{ cuando } V_{pv} < V_{mpp} \quad (2.12)$$

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} < 0 \text{ cuando } V_{pv} > V_{mpp} \quad (2.13)$$

La principal ventaja de este algoritmo respecto al P&O es que ofrece un alto rendimiento ante cambios repentinos de las condiciones atmosféricas. Por otra parte se logra reducir la oscilación alrededor del MPP.

En esencia y bajo condiciones normales este algoritmo es igual al de P&O. Otras propuestas se han desarrollado a partir del P&O tales como: el P&O orientado con inicialización de parámetros [85] y el P&O de voltaje a pasos [86].

2.3.5 Capacitancia parásita

Es una propuesta realizada al algoritmo de conductancia incremental, que incluye en el algoritmo de control la capacitancia parásita existente en la unión de las celdas [87]. Partiendo de la ecuación básica de la potencia en términos de la corriente y el voltaje se tiene:

$$P_{pv}(t) = I_{pv}(t) * V_{pv}(t) \quad (2.14)$$

Poniendo la corriente I_{pv} en función del voltaje V_{pv}

$$P_{pv}(t) = F(V_{pv}(t)) * V_{pv}(t) \quad (2.15)$$

Aplicando la ecuación en la que se tiene el MPP

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} = V_{pv} * \frac{\Delta I_{pv}}{\Delta v_{pv}} + I_{pv} = 0 \quad (2.16)$$

Sustituyendo I_{pv} en función de V_{pv}

$$\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta v_{pv}} = V_{pv} * \frac{\Delta F(V_{pv}(t))}{\Delta v_{pv}} + F(V_{pv}(t)) = 0 \quad (2.17)$$

Considerando que C_{pv} es una variación y función del voltaje, y usando los términos de derivada

$$P_{pv}(t) = \dot{V}_{pv}(t) * C_{pv} + F(V_{pv}(t)) = 0 \quad (2.18)$$

La ecuación representa la conductancia, el incremento y la capacitancia parasita de la unión. Este algoritmo tiene como principal desventaja que requiere hacer cálculos adiciones para obtener la capacitancia parasita de la celda FV. Mientras que incrementa el rendimiento de la energía entregada por el panel fotovoltaico.

2.3.6 Modo corriente PV

En la mayoría de los MPPT de lazo cerrado, se utilizan como entradas para el algoritmo de control a la corriente y al voltaje. Sin embargo este método utiliza solamente la corriente del panel fotovoltaico [88, 89, 90].

Este mismo análisis se puede realizar para un convertidor elevador o un convertidor reductor–elevador. El algoritmo de control tendría se muestra en la figura 2.6.

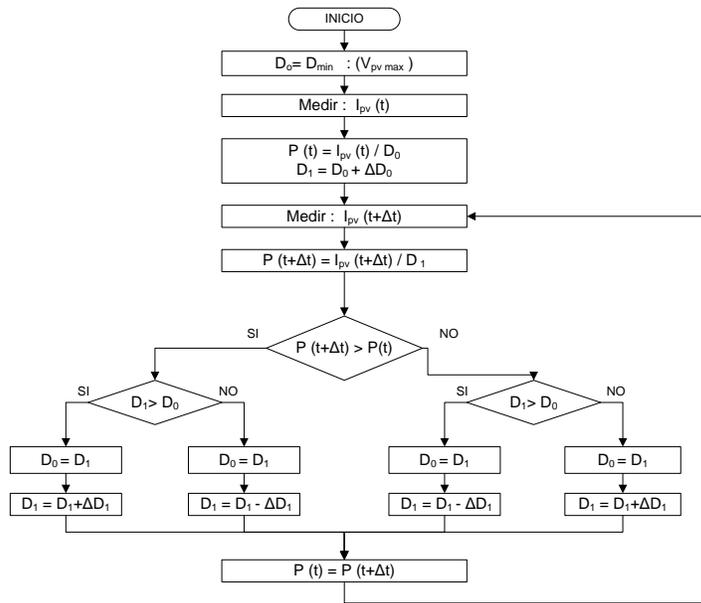


Figura 2.6 Algoritmo de MPPT de modo de corriente.

2.3.7 Beta “β”

El MPPT llamado Beta es un algoritmo de control parecido al de capacitancia parásita, en el sentido que incorpora en el control parte del modelo matemático. La aproximación al MPP se realiza con la variable intermedia β definida por la siguiente ecuación:

$$\beta = \ln\left(\frac{I_{pv}}{V_{pv}}\right) - c * V_{pv} \quad c = \frac{q}{\sigma * K * T * N R_S} \quad (2.19)$$

Mientras las condiciones de operación cambian el valor de β en el MPP permanece casi constante. Debido a lo anterior puede ser continuamente calculado usando el voltaje y la corriente del panel fotovoltaico e insertado en un lazo cerrado de control con una referencia constante [91]. Este algoritmo se observa en la figura 2.7.

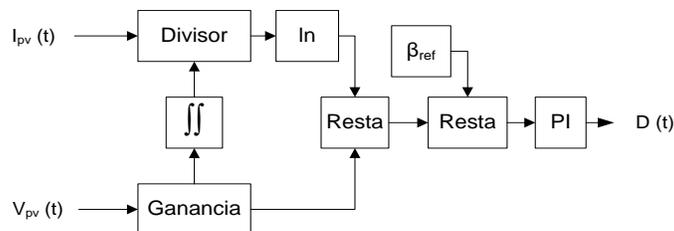


Figura 2.7 Algoritmo de MPPT Beta.

2.3.8 Secuencia de Fibonacci

Este método de MPPT utiliza como algoritmo la secuencia de Fibonacci para encontrar el MPP. Los números de Fibonacci se describen por la siguiente ecuación:

$$c_0 = 0, c_1 = 1, c_2 = 1, c_3 = 2, c_4 = 3, c_5 = 5 \dots c_n = c_{n-2} + c_{n-1} \quad (2.20)$$

La secuencia de Fibonacci es una técnica de optimización aplicada a funciones de una variable. Este método de forma iterativa restringe y desplaza el rango búsqueda de modo que obtenga el punto óptimo en el intervalo. La dirección de la búsqueda está dada por el valor de la función en dos puntos de monitoreo dentro del intervalo. Se establece un intervalo (I), en que se aplicará la secuencia: $I=[a, b]$ donde existe un punto o número (p) que pertenece al intervalo $p \in I$, tal que: $f(x)$ disminuye de $[a, p]$ y aumenta de $[p, b]$. De estas funciones el algoritmo itera en repetidas ocasiones hasta encontrar el punto (p) de inflexión de la curva.

En este caso la curva se trata de la curva característica V-P, donde el rango estará establecido por los valores de voltaje $[V_1, V_2]$, por lo que el punto (p) de inflexión de la curva corresponderá al MPP. El algoritmo es el siguiente, de la figura 2.8.

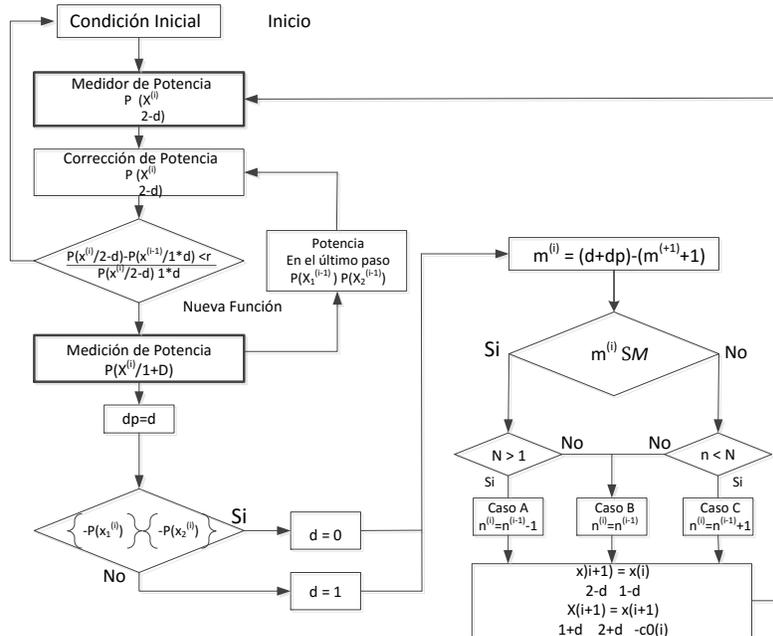


Figura 2.8 Algoritmo de MPPT de secuencia de Fibonacci.

El algoritmo responde a los cambios rápidos y repentinos de sombreados y tiene alto rendimiento cercano al MPP. Su principal desventaja es el volumen de procesamiento y cálculo por lo que requiere de un procesador poderoso como un DSP [92].

2.4 Resumen de los principales MPPT clásicos

Como se menciona en la sección 2.3, se han reportado en la literatura una gran variedad MPPT que son conocidos como MPPT clásicos, los cuales son necesarios citar en este trabajo resaltando sus principales fortalezas y debilidades. Esto se indica en la tabla 2.1.

Tabla 2.1 Resumen de fortalezas, debilidades de los MPPT clásicos.

Algoritmo MPPT Clásicos	Fortalezas	Debilidades
Ajuste de Curva	Fácil implementación Es una tabla pre-cargada con la curva característica P-V basada en valor de prueba de T_c y E .	Oscila sobre el MPP, ya que requiere varias iteraciones para obtener los coeficientes (a, b, c, d) de voltaje para luego obtener el V_{mpp} La curva es elaborada con datos de T_c y E diferentes a los reales. Es lento e impreciso debido a las iteraciones Requiere controlador con mucha memoria con los datos de la curva
Tabla de búsqueda	Fácil implementación Es una matriz o base de datos, donde para una E y T_c , existe un V_{mpp} y P_{mpp}	Sólo se acerca MPP, es impreciso La matriz es elaborada con datos de T_c y E diferentes a los reales. Requiere controlador con mucha memoria
Voltaje de circuito abierto	Fácil implementación Aplicar una ecuación con una constante K_v de proporcionalidad aplicada V_{oc} para obtener V_{mpp}	Requiere desconectar el panel para obtener el voltaje de circuito abierto Tiene interrupciones y pérdida de potencia Después de la interrupción y el cálculo cuando obtiene el MPP este y cambio de posición en la curva característica. Es impreciso debido a que el factor de proporción no es lineal
Corriente corto circuito	Fácil implementación Aplicar una ecuación con una constante K_i de proporcionalidad aplicada I_{sc} para obtener I_{mpp}	Requiere desconectar el panel para obtener la corriente de corto circuito Tiene interrupciones y pérdida de potencia Después de la interrupción y el cálculo cuando obtiene el MPP este y cambio de posición en la curva característica. Es impreciso debido a que el factor de proporción no es lineal
Voltaje circuito abierto de la celda	Fácil implementación Aplicar una ecuación con una constante K_v de proporcionalidad aplicada $V_{oc-cell}$ para obtener V_{mpp}	Desconecta una celda del panel para obtener el voltaje de circuito abierto. asume que todas las celdas son idénticas, aunque no lo son, causando pérdidas Después de la interrupción y el cálculo cuando obtiene el MPP este ya cambio de posición en la curva característica. Es impreciso ya que el factor de proporción K_v no es lineal
Diferenciación	Fácil implementación Usa un algoritmo basado en las diferencias de $\Delta P/\Delta t$ medidos	Requiere 8 ciclos para obtener el MPP Mide y obtiene la potencia y la compara con las anteriores Es lento e impreciso por iteraciones

		Oscila alrededor del MPP
Lazo de corriente	Fácil implementación Compara I_{pv} respecto a una corriente de referencia I_{ref} y ajusta D	Solo mantiene constante un valor Potencia de salida de convertidor CD-CD, pero no necesariamente está en el MPP No debe ser considerado un MPPT
Lazo de voltaje	Fácil implementación Compara V_{pv} respecto a un voltaje de referencia V_{ref} y ajusta D	Solo mantiene constante un valor Potencia de salida de convertidor CD-CD, pero no necesariamente está en el MPP No debe ser considerado un MPPT
Perturbación Observación	Fácil implementación Algoritmo q compara P_{pv1} y P_{pv2} perturbado, y determina el signo con ΔP_{pv} y ajusta D Alto desempeño y rápida respuesta	Siempre se aproxima al MPP pero a menos que la T_c y la E no cambien nunca está en el MPP Por lo tanto oscila sobre el MPP ocasionando pérdidas de potencia Cuando se reinicia o inicia tarda en llegar al MPP Reducido intervalo de acción del MPPT
Conductancia incremental	Fácil implementación Algoritmo compara en un ciclo la $\Delta P_{pv} / \Delta V_{pv} = 0$ respecto al anterior para ajustar D . Alto desempeño y rápida respuesta	Siempre se aproxima al MPP pero a menos que la T_c y la E no cambien nunca está en el MPP Por lo tanto oscila sobre el MPP ocasionando pérdidas de potencia Reducido intervalo de acción del MPPT
Capacitancia parasita	Fácil implementación Algoritmo que agrega la C_{pv} a la ecuación $\Delta P_{pv} / \Delta V_{pv} = 0$ para ajustar D . Eleva la potencia entregada	Siempre se aproxima al MPP pero a menos que la T_c y la E no cambien nunca está en el MPP Por lo tanto oscila sobre el MPP ocasionando pérdidas de potencia Requiere hacer mayor número de cálculos y ecuaciones Reducido intervalo de acción del MPPT
Modo Corriente FV	Fácil implementación Algoritmo que agrega perturba D y utiliza I_{pv} para ajustar D . Simplifico el algoritmo	Siempre se aproxima al MPP pero a menos que la T_c y la E no cambien nunca está en el MPP Es impreciso Oscila sobre el MPP ocasionando pérdidas de potencia
Beta	Fácil implementación Algoritmo que calcula la β y compara con una referencia fija β_{ref} para ajustar D . No oscila sobre MPP	Requiere hacer más ecuaciones cálculos Es lento a variaciones rápidas Es impreciso por que la referencia no siempre llega al MPP
Secuencia Fibonacci	Fácil implementación Algoritmo que establece un intervalo y su punto medio, y a través iteraciones encuentra MPP Rápida respuesta a sombreados parciales y precisión superior 90%	Requiere hacer muchas operaciones e iteraciones con las ecuaciones del algoritmo Oscila sobre el MPP ocasionando pérdidas de potencia Es lento a variaciones rápidas Requiere un controlador poderoso y de alta velocidad Reducido intervalo de acción del MPPT

En general se puede afirmar que la fortaleza común de los MPPT clásicos, es su fácil implementación en algún controlador digital, y su alto desempeño. La debilidad común en ellos, es que usan aproximaciones sucesivas, por lo que oscilan sobre el MPP generando pérdidas y en pocos casos ubican de forma precisa el MPP, sobre todo ante condiciones de nublados parciales o rápidos, haciendo que el MPPT pierda el MPP momentáneamente generando pérdidas de potencia. De acuerdo a la literatura, el MPPT P&O es la referencia más importante y más citada, por ser el algoritmo que posee los

valores de eficiencia superior al 98%, sin embargo posee un intervalo de acción del MPPT limitado.

2.5 MPPT modernos de lazo cerrado

Una segunda generación de MPPT, utiliza técnicas de control no lineales e incluso técnicas de control “inteligente” como: lógica difusa, redes neuronales, modos deslizantes, control adaptivo, entre otras. Se han reportado en la literatura una gran cantidad de MPPT que mezclan MPPT clásicos con modernos, o bien que mezclan dos técnicas de control inteligente como los neuro-difusos. A continuación se citan los principales MPPT modernos, para enfocar la atención en la forma en que integran el algoritmo de control.

2.5.1 Lógica difusa

Debido al comportamiento no lineal de la curva característica de los paneles fotovoltaicos V-I, V-P, la lógica difusa es método adecuado para implementar un algoritmo de control del MPPT. Para ello es necesario realizar 4 pasos:

- 1) Definir las variables de entrada y salida: La variable de entrada puede ser la potencia que entrega el panel (P_{pv}) representando el error; pero también puede ser la temperatura (T_c) y la radiación (E); y la variable de salida o de control es el ciclo de trabajo (D) que controla el convertidor CD/CD o bien el voltaje de salida del convertidor (V_o). Se indica en la figura 2.9:

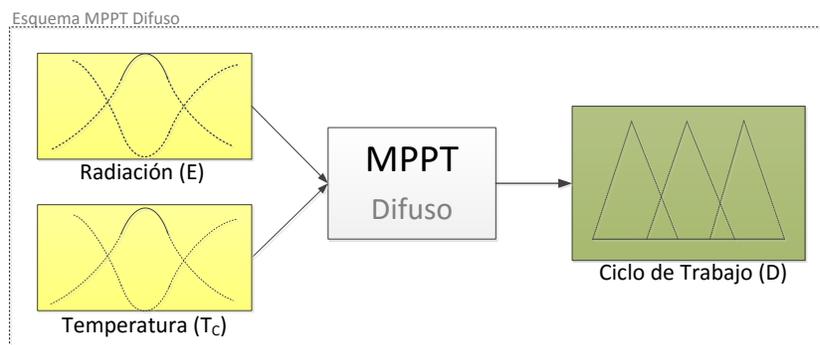


Figura 2.9 Diagrama de pertenencia del algoritmo de MPPT lógica difusa

- 2) Fuzzificación: Por cada variable de entrada y salida se define el conjunto de niveles en un universo de opciones. Usando como ejemplo para la variable de entrada P_{pv} y para la variable de salida D , se tiene:

$$P_{pv} = \{ NB, NM, NS, NO, PO, PS, PM, PS \}$$

$$D = \{ NB, NM, NS, NO, PO, PS, PM, PS \}$$

donde,

NB=Negativo bajo; NM=Negativo medio; NS=Negativo superior; N0=Negativo cero;

P0=Positivo cero; PB=Positivo bajo; PM=Positivo medio; PS= Positivo superior.

- 3) Funciones de pertenencia: En esta parte se selecciona una función de pertenencia tipo gráfica, generalmente triangular, y se dibujan las funciones para P_{pv} y D . Como se muestra en la figura 2.10.

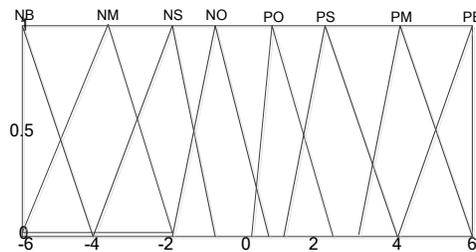


Figura 2.10 Diagrama de pertenencia del algoritmo de MPPT lógica difusa.

- 4) Defuzzificación: A partir del diagrama de pertenencia, se genera una tabla con las reglas de control que permitirán al algoritmo aproximar el MPP.

Tabla 2.2 Defuzzificación del algoritmo de MPPT de lógica difusa.

Ed (n-1)	Ep (n)							
	NB	NS	NO	PO	PS	PM	PB	
	Ed (n)							
NB	PM	PM	PS	PS	NS	NS	NS	NS
NM	PB	PB	PM	PS	NS	NS	NS	NS
NS	PB	PB	PM	PS	NS	NS	NS	NS
PS	NS	NS	NS	NS	PS	PM	PB	PB
PM	NS	NS	NS	NS	PS	PM	PB	PB
PB	NS	NS	NS	NS	PS	PS	PM	PB

Después de haber obtenido las reglas de control, solo queda implementarlo en algún controlador capaz de soportar el procesamiento del algoritmo con lógica difusa, esa situación es la mayor desventaja de este tipo de método. Los MPPT con este tipo de

algoritmo responden de forma oportuna a cambios repentinos y se mantienen sin oscilación en estado estable [93, 94, 95, 96].

Se han reportado MPPT que combinan con lógica difusa otro tipo de algoritmo de control MPPT clásico. Algunos ejemplos son: lógica difusa con doble lazo de control [97], conductancia incremental difuso [98], lógica difusa de red cognitiva [99], lógica difusa con PID [100].

2.5.2 Red neuronal artificial

Las RNA, son un esquema de aprendizaje y procesamiento automático de datos. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas que colaboran entre sí para producir un estímulo de salida. En el ámbito científico se les conoce como redes de neuronas o redes neuronales.

Las RNA han demostrado ser un aproximador universal de los sistemas no lineales dinámicos. Las redes neuronales tienen el potencial de proporcionar un método optimizado de obtención de modelos no lineales que es complementario a las técnicas convencionales, mediante una red neuronal de uno o varios niveles. Las redes neuronales tienen las siguientes características:

Aprendizaje: Las RNA tienen la habilidad de aprender mediante una etapa de aprendizaje. Esta consiste en proporcionar a la RNA una matriz de datos como entrada con una correspondiente matriz de datos de salida o respuesta esperada.

Auto organización: Una RNA crea su red a partir de su aprendizaje, de manera que encuentra las redes adecuadas para obtener el resultado o salida, quedando en esta etapa de forma en una etapa oculta.

Robusta: Una RNA puede manejar cambios no importantes en la información de entrada, como señales con ruido u otros cambios en la entrada y a través de su red puede minimizarlos por considerarlos no importantes

Tiempo real: La estructura de una RNA es paralela, lo que permite implementarla en dispositivos electrónicos como microcontroladores, los cuales obtienen soluciones en tiempo real, con altas velocidades de respuesta.

De acuerdo a los trabajos de investigación reportados para MPPT con redes neuronales, se utilizan con mayor frecuencia dos tipos de arquitectura: la pre-alimentada o “*feed forward*” (FFNN) [101, 102]; y la recurrente o “*recurrent*” (RNN) [103, 104, 105]. En ambos casos las redes constan de tres capas: 1) capa de entrada, 2) capa oculta, 3) capa de salida. Todas las neuronas de la red son conectadas entre sí a través de la capa oculta, como se aprecia en la figura 2.11.

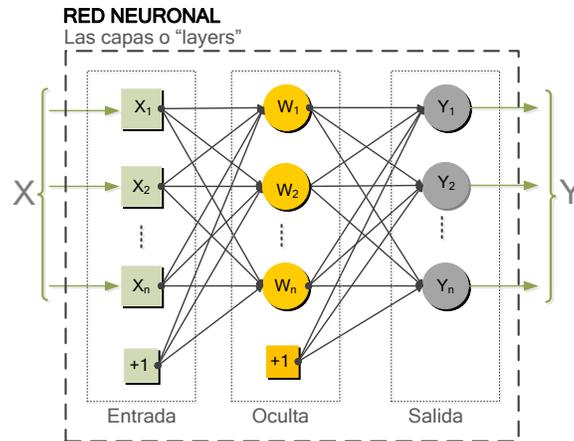


Figura 2.11 Esquema general de una RNA del tipo FFNN y RNN.

De acuerdo a la figura 2.11, se han reportado diversos trabajos en los que utilizan en la capa de entrada, una o varias variables como: $V_{pv}, I_{pv}, T_c, E, P_{pv}$, y en la capa de salida, una o varias variables como: D o P_o, V_o . Otro elemento distintivo reportado es el modelo de aprendizaje y la función de activación del neurón o perceptrón, por lo destacan: función de base radial, gradiente descendiente y retro-propagación.

Los resultados reportados de MPPT con RNA, no oscilan sobre el MPP, responden rápido a cambios bruscos y tiene valores de eficiencia superiores al 95% y presentan alto desempeño. Estos MPPT requieren de un controlador que soporte el algoritmo RNA y por lo tanto, del procesador dependerá la velocidad de respuesta.

2.5.3 Modos deslizantes

El algoritmo basado en modos deslizantes, es una estrategia de control robusto para sistemas con incertidumbres como el caso del comportamiento de la curva característica V-I, V-P. Para el diseño de un algoritmo de control basado en modo deslizante se requiere

definir una superficie de deslizamiento y que se cumplan dos condiciones muy importantes para llegar a ella:

- ✓ La existencia de un paso
- ✓ El alcance del paso

Si el sistema es de modo deslizante se cumplirá que el hiperplano deslizante (S_k) converja a cero:

$$s_k = GX_k = 0 \quad (2.21)$$

donde,

$S_k = GX_k$ es el hiperplano de deslizamiento

Posteriormente se definen las leyes de control deslizante y estas se aplican a la función de transferencia del sistema por controlar en este caso el modelo de la celda FV o bien la función de transferencia del convertidor CD-CD o ambos [106, 107, 108].

2.5.4 Mixto: Neuro-difuso

Los algoritmos de MPPT mixtos, son aquellos que mezclan dos o más técnicas modernas incluso clásicas. Uno de los casos más recurrentes en la literatura son los neuro-difuso, el cual consiste en utilizar ambas técnicas de control integradas en una sola etapa de control.

La red neuronal generalmente es utilizada para inferir a la salida de la RNA, el voltaje y corriente en el MPP, o el voltaje y corriente del panel FV, a partir de la temperatura y la radiación incidente. En cualquier caso la RNA opera como una primera etapa que genera una referencia, a la cual sigue una segunda etapa, basada en lógica difusa, que compara el valor de referencia con el valor real y genera una salida de ciclo de trabajo para operar el convertidor CD-CD. Sin embargo existen modelos inversos donde la lógica difusa funciona como primera etapa y las RNA como segunda etapa.

Existen diferentes modelos neuro-difuso, incluso existen unos que emplean métodos como Hopfield, para optimizar la defuzzificación del control difuso. Esta mezcla permite tener menor ruido y elevar la eficiencia de potencia generada [109, 110, 111].

2.6 Resumen de los principales MPPT modernos

En la literatura se han reportado una gran variedad MPPT que se pueden denominar modernos, los cuales son de obligados de citar de forma general por su técnica de control. En la tabla 2.3 se presenta un resumen con sus principales fortalezas y debilidades.

Tabla 2.3 Resumen de fortalezas, debilidades de los MPPT modernos.

Algoritmo MPPT Modernos	Fortalezas	Debilidades
Lógica Difusa	<ul style="list-style-type: none"> No oscila sobre el MPP El algoritmo es conjunto de preguntas múltiples, aunado a una tabla pre-cargada Respuesta rápida a cambios bruscos Usa cualquier variable de entrada o salida Amplia el intervalo de acción del MPPT 	<ul style="list-style-type: none"> Compleja implementación para definir la leyes de control en el controlador Requiere controlador con mucha memoria y capaz de soportar el procesamiento de datos Del procesador dependerá la velocidad de respuesta Su precisión es igual o inferior al MPPT perturbación observación
Red Neuronal	<ul style="list-style-type: none"> No oscila sobre el MPP El algoritmo es una red que dado la entrada infiere la salida Respuesta rápida a cambios bruscos y precisión sobre el MPP Usa cualquier variable de entrada o salida Amplio intervalo de operación del MPPT 	<ul style="list-style-type: none"> Compleja implementación para entrenar y definir la red más adecuada y cargarlo en el controlador Requiere controlador que soporte el algoritmo Del procesador dependerá la velocidad de respuesta Su precisión es similar al MPPT perturbación observación
Modo Deslizante	<ul style="list-style-type: none"> No oscila sobre el MPP El algoritmo define una área sobre la convergerá el MPP definiendo leyes de control. Rápida respuesta a cambios bruscos 	<ul style="list-style-type: none"> Compleja implementación para definir la leyes de control deslizante en un controlador Requiere controlador que soporte el algoritmo Del procesador dependerá la velocidad de respuesta Su precisión es similar al MPPT perturbación observación
Mixto: Neuro-Difuso	<ul style="list-style-type: none"> No oscila sobre el MPP Amplia el intervalo de acción del MPPT Respuesta rápida a cambios bruscos Inmunidad a ruido 	<ul style="list-style-type: none"> Compleja implementación para definir la leyes de control deslizante en un controlador Requiere controlador que soporte el algoritmo Del procesador dependerá la velocidad de respuesta Su precisión es similar al MPPT perturbación observación

Partiendo del análisis de los MPPT modernos, basados en técnicas de control no lineal, éstos parecen llevar una ventaja competitiva sobre los MPPT con técnicas de control clásico, ya que evitan la oscilación sobre el MPP, alcanzan valores superiores o iguales de eficiencia de conversión (90-95%) y amplían el intervalo de operación del MPPT, pasado de un intervalo de ciclo de trabajo del 30-45% a un valor de 20-60%, reflejándose en un incremento de la potencia entregada de un 25%.

Otra ventaja de los MPPT modernos es su rápida respuesta a días nublados sin perder el MPP, siendo otra ventaja competitiva respecto a la lentitud en ubicar el nuevo MPP en los MPPT clásicos, bajo estas condiciones.

Aunado a todas las ventajas planteadas, las redes neuronales presentan una característica que aventaja las demás opciones de MPPT, si se considera que una red neuronal se desarrolla, se entrena y se evalúa mediante una base de datos, y permite inferir el valor de variables complejas de medir (como la radiación o temperatura de la celda) a partir de una o varias variables entradas, y presentan mayor estabilidad y velocidad de respuesta ante días nublados.

Esto queda de manifiesto en varias publicaciones en las que se comparan MPPT con lógica difusa respecto a MPPT con RNA. Sin embargo, los MPPT con lógica difusa reportan mayor precisión y mayor rendimiento [112].

2.7 Esquemas recientes de MPPT con RNA

Como se expuso en la sub-sección 2.5.2, sobre los MPPT reportados únicamente con algoritmo de RNA, existe una diversidad de tipos de RNA reportados en cuanto a su arquitectura, modelo de aprendizaje y función de activación.

Independiente del tipo de RNA, a efectos de distinguir el esquema y algoritmo de control del MPPT, se presenta un análisis de los más recientes esquemas y topologías de MPPT con RNA, a partir de sus variables de entrada y salida, sus intervalos de operación de temperatura, tipo RNA, y el error obtenido.

Entre las publicaciones más recientes de algoritmo de MPPT con RNA, se reporta en 2015 por Houria Boumaaraf et al [113], un esquema que utiliza como entradas de la red neuronal, el valor del voltaje de circuito abierto, la corriente de corto circuito, la radiación y la temperatura, para obtener a la salida el valor directo del ciclo de trabajo, el MPPT ubica de forma directa el MPP en la curva característica. Esto se aprecia en la figura 2.12.

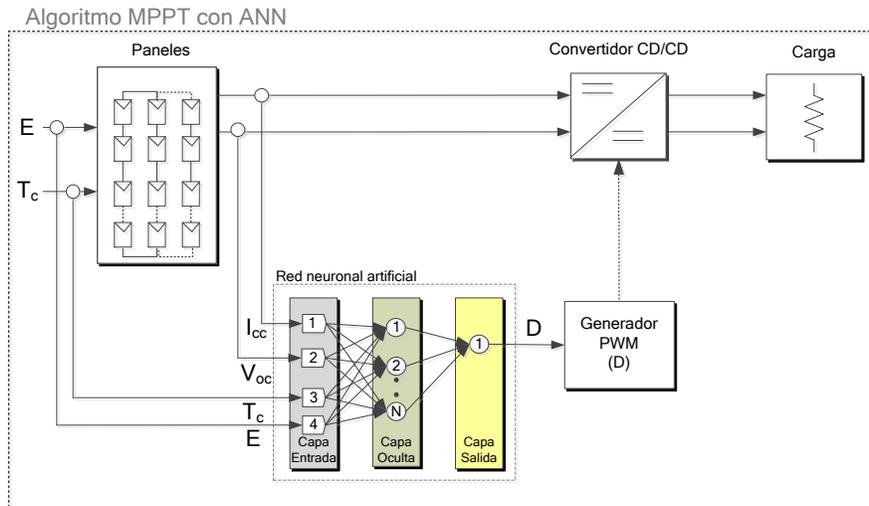


Figura 2.12 Esquema de MPPT con RNA con entradas E , T_c , V_{oc} e I_{cc} y salida D .

Se trata de una red neuronal de tipo FFNN que utiliza el modelo de gradiente descendiente para aprendizaje y el método de retro-propagación para realizar el entrenamiento.

Los resultados obtenidos en este trabajo fue de un error cuadrático medio (MSE) de: 1.943 y un valor de regresión $R=0.985$ para la variable de salida D . El intervalo de operación para radiación es un valor fijo $1,000\text{W/m}^2$, un intervalo de temperatura de celda de $5\text{-}45^\circ\text{C}$ con 4,000 datos. La eficiencia de conversión reportada fue del 95%. No utiliza una etapa de control porque la RNA de forma directa entrega el valor del ciclo de trabajo.

En el mismo año 2015, Santi Agatino Rizzo [114], reporta una RNA presenta un trabajo que utiliza como entradas de la red neuronal, el valor del voltaje y corriente de salida del panel, para obtener de forma directa el valor del voltaje MPP en la curva característica, el cual sirve de referencia para un control de lazo cerrado del ciclo de trabajo D utilizando un control clásico "proporcional-integral" (PI). Este esquema se muestra en la figura 2.13.

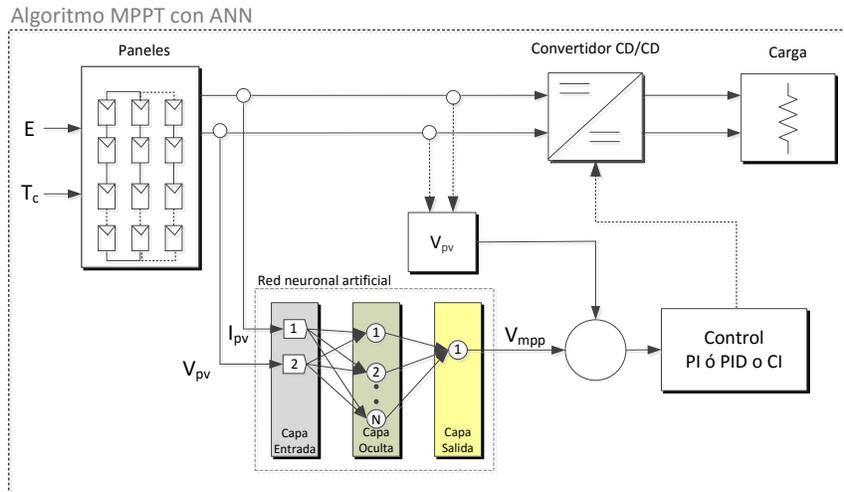


Figura 2.13 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{pv} e I_{pv} y salidas V_{mpp} .

En este caso se la red neuronal es de tipo FFNN que utiliza el modelo de neurón básico para aprendizaje, el método de retro-propagación, para realizar el entrenamiento y optimización. Los resultados obtenidos en este trabajo reporta el un error $MSE=1.394$, no reporta el valor de regresión, y reporta el porcentaje de eficiencia al MPP ideal, siendo de un valor del 73 a 98%, para un intervalo de radiación de 0 a $1000W/m^2$, un intervalo de temperatura de 5 a $35^{\circ}C$ con 466 datos.

Similar al esquema de la figura 2.13, fue reportado en 2013 por Yi-Hua Liu et al [115], un trabajo que utiliza las mismas entradas y salidas de la red neuronal, también es una red de tipo FFNN empleando el método de retro-propagación, con la única diferencia que el lazo control para obtener el ciclo de trabajo D , lo realiza con un control “proporcional-integral-derivativo” (PID) con un resultado de error $MSE=0.35$ con 294 datos, la eficiencia reportada fue del 91%. El mismo esquema también fue reportado por fue reportado en 2013 por K. Punitha et al [116] con la diferencia que utiliza un control “Conductancia Incremental” para modificar el ciclo de trabajo D .

La principal problemática del esquema de MPPT de la figura 2.13 es que existen varios arreglos de $V_{pv} * I_{pv}$ que dan como resultado el la misma P_{mpp} , por lo que el algoritmo requiere de varios ciclos para encontrar el MPP óptimo, traduciéndose en pérdidas de rendimiento de potencia.

En 2015, Hegazy Rezk et al [117], presentan un esquema de MPPT que utiliza al igual que los anteriores, el valor del voltaje y corriente de salida del panel como entradas, pero la salida utiliza la corriente en el MPP, la cual sirve de referencia para un control P&O. Este esquema se muestra en la figura 2.14.

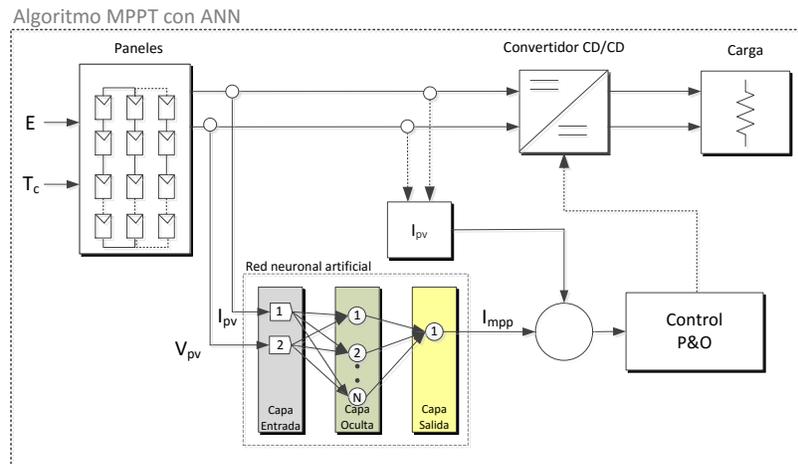


Figura 2.14 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{pv} e I_{pv} y salidas I_{mpp} .

En este caso la red neuronal es de tipo FFNN que utiliza el modelo de neurón básico para aprendizaje, el método de retro-propagación para entrenamiento y optimización, usa la función Sigmoide como activación. Los resultados obtenidos en este trabajo, reportan el porcentaje de error $MSE=0.971$, reporta un incremento en la potencia del 11.28% de P_o respecto al MPP ideal, para un intervalo de radiación de $450-1000W/m^2$, un intervalo de temperatura de 5 a $40^{\circ}C$ con 450 datos.

Otro esquema de MPPT con RNA reportado en la literatura es el presentado en 2015 por Alireza Rezvani et al [118], donde se utiliza como variable de entrada la temperatura ambiente y la radiación que incide en el panel, para obtener de forma directa el valor del voltaje MPP en la curva característica, el cual sirve de referencia para comparar con la potencia de salida del panel y por medio de lazo cerrado, ajustar el ciclo de trabajo D . Este esquema se muestra en la figura 2.15.

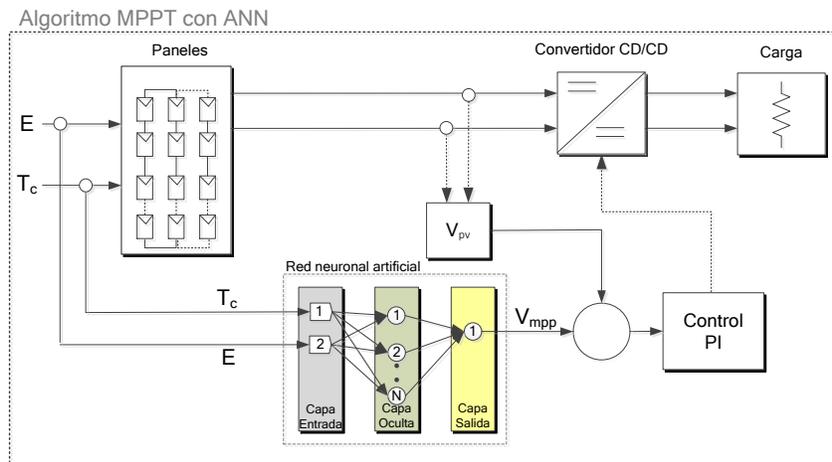


Figura 2.15 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida V_{mpp} .

La RNA de la figura 2.15 es de tipo FFNN que utiliza el modelo de algoritmo genético para aprendizaje y entrenamiento. Los resultados obtenidos en este trabajo fue de un error $MSE=0.3$ para V_{mpp} y un intervalo de operación de radiación de $0.05-1W/m^2$, un intervalo de temperatura de 5 a $35^\circ C$, con 500 datos, así mismo se reporta una eficiencia del 94.5% .

Aunque no es tan reciente, en 2011 , el mismo esquema de la figura 2.15 se presentó por Ahment Afzin Kulaksiz et al, [119], con las mismas variables de entrada y salida de la red. También se trata de una red FFNN, pero utiliza como método de entrenamiento “Levenberg-Marquardt” y como optimización el modelo de algoritmo genético.

Los resultados obtenidos en este trabajo fue de un error $MSE=0.213$ y 0.280 para D y P_{mpp} respectivamente. Reporta un intervalo de radiación de $91-1105 W/m^2$, un intervalo de temperatura de 6 a $52^\circ C$ y 500 mediciones de ambos. El rendimiento de potencia obtenido fue de 97% .

Sabir Messalti et al. [120], presentaron en 2015 , un esquema de MPPT con RNA que utiliza como entradas las derivada de la potencia y la derivada del voltaje para obtener a la salida de forma directa el ciclo de trabajo D , incrementándolo o disminuyéndolo según una tabla de valores entre la derivada de la potencia y del voltaje. Este esquema se presenta a continuación en la figura 2.16

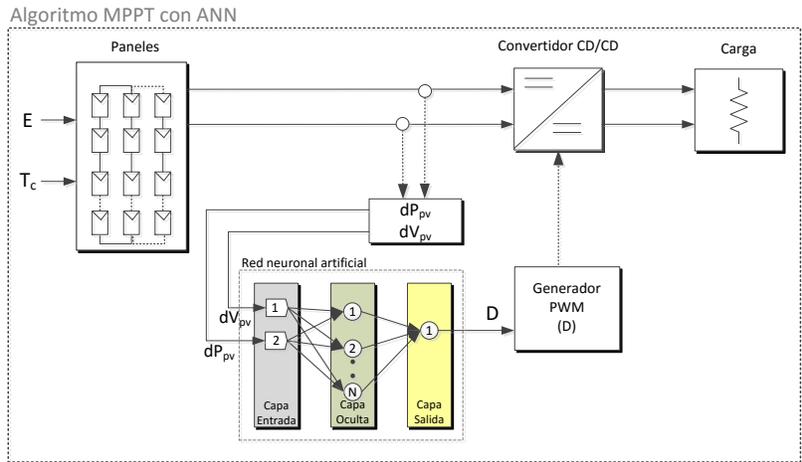


Figura 2.16 Esquema de MPPT con RNA con entradas dP_{pv} , dV_{pv} y salida D .

La RNA de la figura 2.16 es de tipo FFNN forward”, utiliza el modelo de retro-propagación para aprendizaje y entrenamiento. El único resultado que se presenta fue de un tiempo de respuesta de 0.04seg y una pérdida de potencia de 3W/60 que equivale de acuerdo a lo reportado representa un rendimiento del 95%, para un intervalo de prueba de 600 a 1000W/m². El MSE que reporta es de 1.87 para 1000 datos.

En el mismo año, fue presentado por Arash Anzalchi et al [121], un esquema de MPPT con RNA muy similar al anterior, donde la entrada de la red es el voltaje y corriente del panel y la salida es directamente el ciclo de trabajo D . Este esquema se presenta en la figura 2.17.

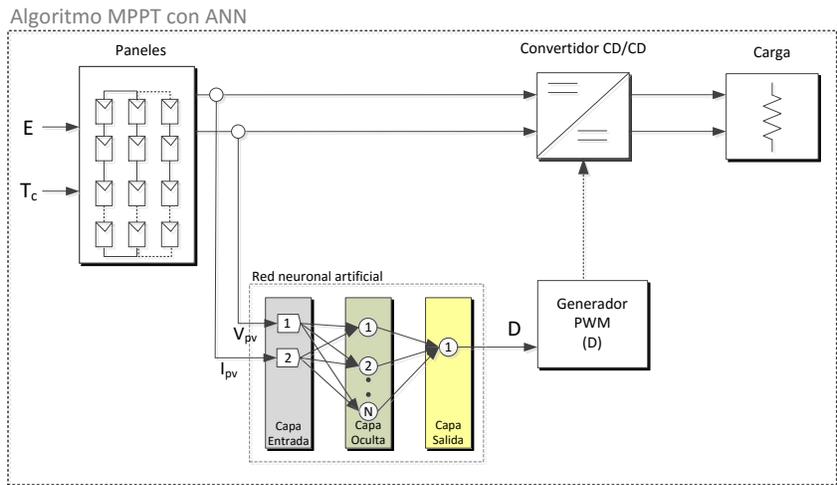


Figura 2.17 Esquema de MPPT con RNA con entradas I_{pv} , V_{pv} y salida D .

Es una RNA tipo FFNN, utiliza el modelo de retro-propagación para aprendizaje y entrenamiento. Los resultados reportados fue de un error MSE=1.49 para D , con 20,000 datos. Solo reporta una incremento del 95% de eficiencia de conversión de energía.

En 2013, otro esquema de algoritmo de MPPT con RNA fue reportado por Chih-Ming Hong et al [122], utiliza como entradas de la red neuronal, el valor del voltaje y corriente de salida del panel, y adiciona en la entrada la variable de temperatura, para obtener a la salida el valor del voltaje MPP, el cual sirve de referencia para un control de lazo cerrado del ciclo de trabajo D , hasta alcanzar el MPP deseado. Este esquema se muestra en la figura 2.18.

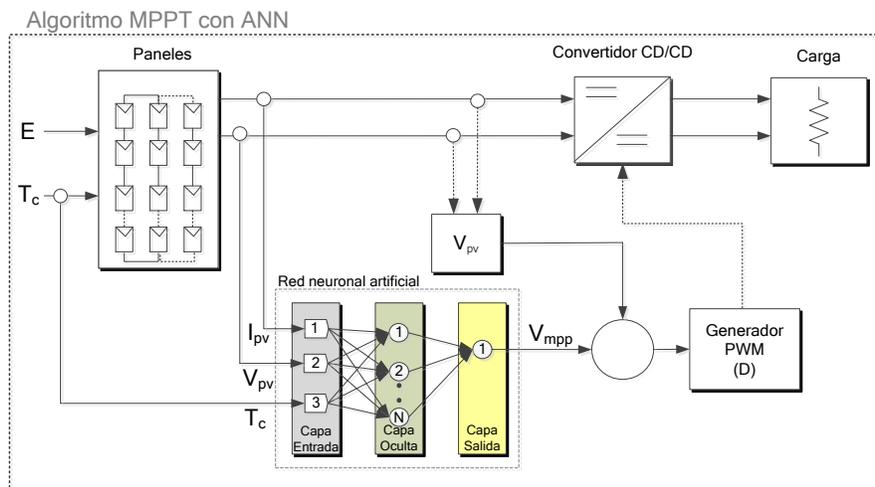


Figura 2.18 Esquema de MPPT con RNA con entradas V_{pv} , I_{pv} , T_c y salida V_{mpp} .

Se trata de una red neuronal de tipo FFNN que utiliza el modelo de función de base radial para realizar el entrenamiento y aprendizaje de la red. Los resultados reportados de error MSE=2.47 para 5600 datos. La eficiencia reportada fue del 93.2% con un rango de temperatura de 10-40°C y de radiación de 200-850W/m².

Ese mismo año, se presentó por Chokri Ben Salah et al [112], ese mismo esquema básico con T_c y E pero cambiando solamente la variable de salida con P_{mpp} en lugar de V_{mpp} . La figura 2.19 presenta este esquema.

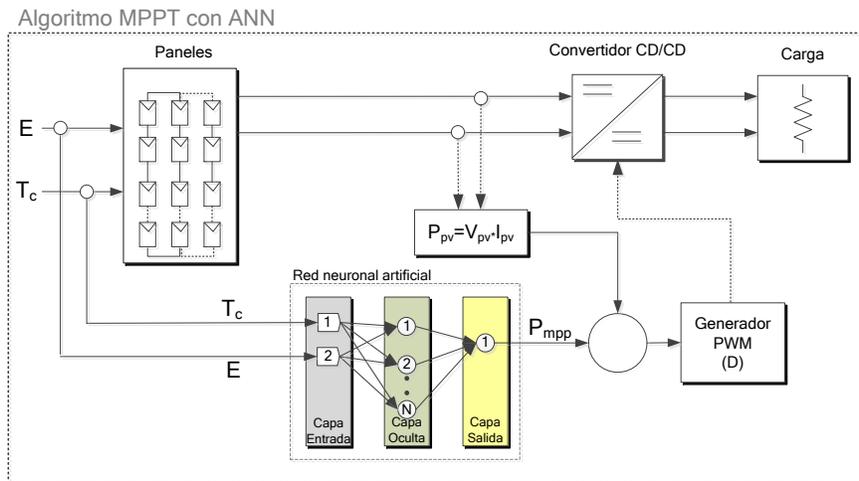


Figura 2.19 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida P_{mpp} .

Se trata de una red neuronal de tipo FFNN con cuatro neuronas en la capa oculta, y utiliza el retro-propagación para realizar el entrenamiento y la función Sigmoide de activación del neurón. Los resultados reportados en este trabajo fue de un error MSE=17.52 y 0.538 para D y P_{mpp} respectivamente. Reporta una eficiencia de 88.7% con rangos de temperatura que van de 0-50°C y de radiación de 0-1000W/m².

Previo a este esquema, se presentó un trabajo por Ionut Razvan Caluianu et al. [123], con una red con dos variables en la capa de entrada (E y T_c), cinco neuronas en la capa oculta y dos variables en la capa de salida (I_{mpp} y V_{mpp}). Este esquema se presenta en la figura 2.20.

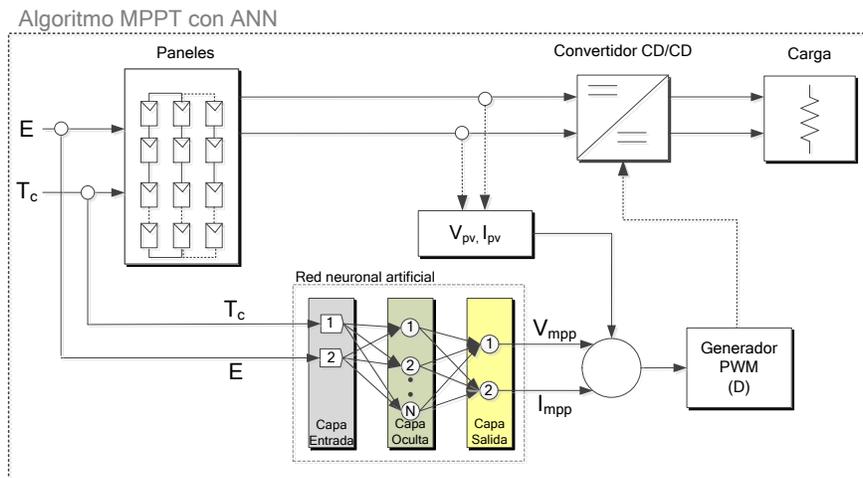


Figura 2.20 Esquema de MPPT con RNA con entradas E y T_c y salida V_{mpp} e I_{mpp} .

Esta RNA también es tipo FFNN, y utiliza el método de “Levenberg-Marquardt” para realizar el entrenamiento y la función Sigmoide para activación del neurón. Los resultados reportados en este trabajo fue de un error MSE=0.992 y 0.149 para V_{mpp} e I_{mpp} respectivamente. Reporta solo una eficiencia de 90.8% para una temperatura fija en 25°C y un intervalo de radiación entre 200-900W/m².

Estos tres últimos esquema son muy simples, y elimina el posible error por encontrar el MPP correspondiente a otra curva característica debido a las múltiples combinaciones de $P_{pv}=V_{pv} * I_{pv}$. Sin embargo la principal problemática de este modelo radica en la necesidad de sensor de manera física la temperatura ambiente y la radiación incidente. Para medir la temperatura existen gran variedad de sensores económicos sin embargo para la radiación los sensores los pocos disponibles son costosos. Así mismo es de llamar la atención el valor elevado del error en el trabajo reportado por Chokri Ben Salah et al [112].

CAPÍTULO 3

DISEÑO Y RESULTADOS DE UN SFV PARA MPPT

3.1 Metodología para desarrollar un MPPT

A continuación se presenta la metodología que se utilizó para diseñar y desarrollar un nuevo esquema de MPPT basado en redes neuronales, usando como caso de estudio la ciudad de Mérida, Yucatán, México y panel FV de 110Wp de la marca Yingli solar.

- i. Caracterizar y analizar las variables que más afectan la eficiencia y generación de energía de los paneles FV para la localidad destinada como caso de estudio, con al menos tres bases de datos (una local, una nacional y una internacional). Las variables por caracterizar son: temperatura, radiación, nubosidad, y número de horas con luz solar.
- ii. Diseñar, implementar y simular en Matlab Simulink®, el modelo matemático de la celda FV, comprobando sus curvas características V-I y V-P, para posteriormente evaluar su respuesta en un día completo y validar su desempeño.
- iii. Calcular el potencial de generación de energía eléctrica del panel PV, su eficiencia y su potencia máxima, para el caso de estudio de la ciudad de Mérida, Yucatán, evaluando en el modelo matemático del panel sujeto a prueba, los valores promedio anual históricos obtenidos de las bases de datos.
- iv. Diseñar y simular en Matlab Simulink® un convertidor elevador que permita reflejar la potencia de salida del panel hacia la potencia de salida entregada a la carga conectada.
- v. Una vez validado el convertidor elevador y el modelo del panel FV, se simulará en Matlab Simulink® de forma conjunta el SFV en lazo abierto.
- vi. Diseñar un nuevo esquema de MPPT basado en una RNA, que incluya el modelo de la celda y las ecuaciones del convertidor elevador
- vii. Probar en Matlab dos diferentes tipos de RNA, utilizando 5, 10 y 20 neuronas, que sea entrenado y evaluado con doce matrices de datos obtenidos de las bases de climáticos de la ciudad de Mérida, Yucatán.
- viii. Implementar y simular en Matlab Simulink®, el nuevo esquema de MPPT, evaluando un día nublado y un día despejado.

- ix. Comparar los resultados obtenidos del nuevo MPPT respecto más reportado en la literatura del MPPT P&O, así mismo compararlo respecto a otros MPPT que usan RNA, para evaluar los resultados.

A continuación, en las siguientes secciones, se describen y desarrollan cada uno de los pasos descritos en esta metodología.

3.2 Caracterizar las variables que afectan la celda FV

Como ya se ha expuesto en la sub-sección 1.3.5 la eficiencia y la generación eléctrica de una celda FV es sensible a las siguientes variables climáticas: la temperatura ambiente, la radiación solar, la insolación (número de horas del día con luz solar) y los nublados. Debido a que estos valores son impredecibles y que varían de un instante a otro, se requiere caracterizar cada una de estas variables para obtener su valor promedio al año.

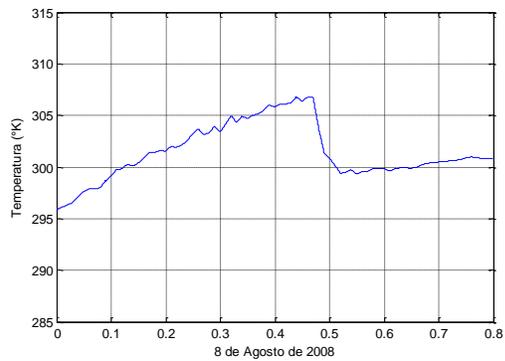
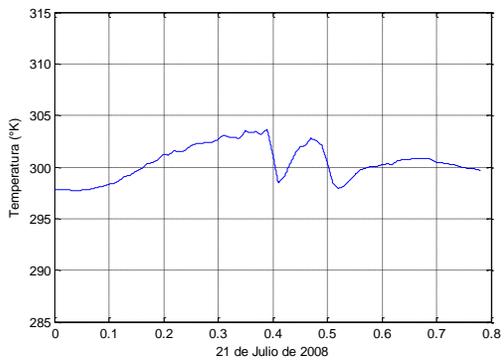
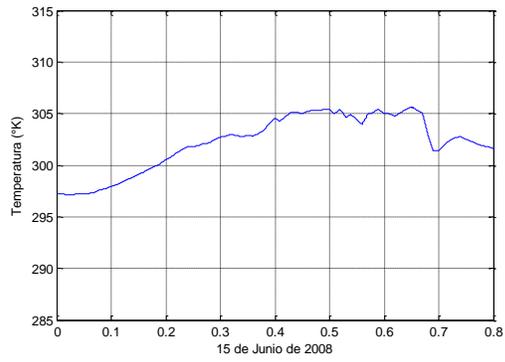
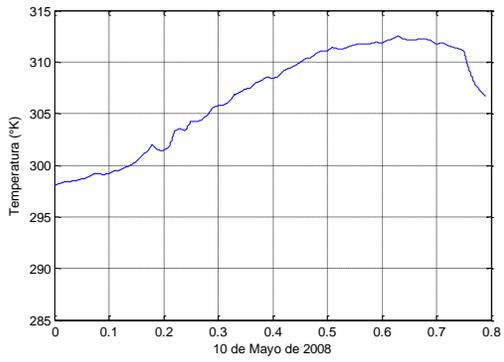
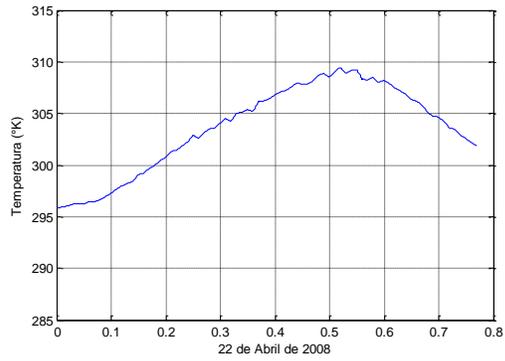
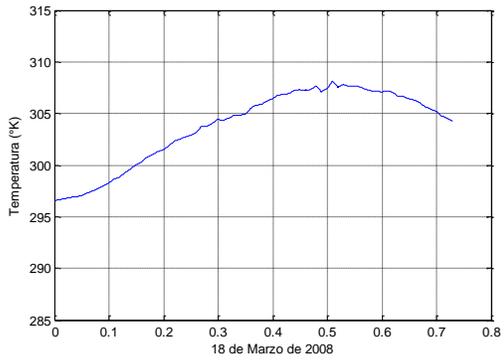
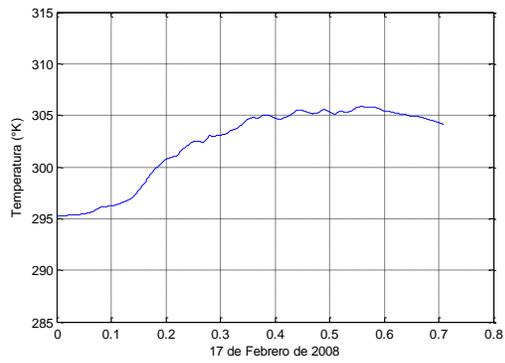
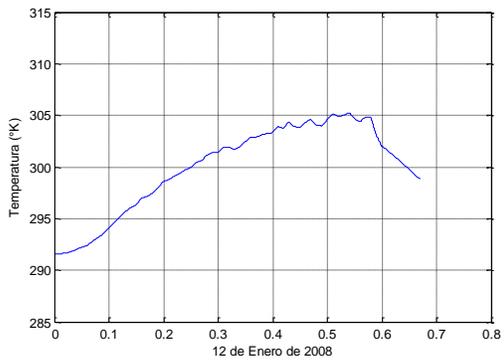
3.2.1 Bases datos

Con el objetivo de obtener los valores promedio anual correspondientes a las variables climáticas que afectan la eficiencia de los paneles solares, se seleccionaron tres bases de datos diferentes de organismos o instituciones (internacional, nacional, local), con registros climáticos de al menos los últimos tres años. Las bases de datos utilizadas en este trabajo de investigación son:

- a) Internacional.- NASA-LaRC, "*Langley Research Atmospheric Sciences Data Center*"; proporciona datos históricos de 22 años para cualquier cuadrante del planeta definido por una Longitud y Latitud [124]
- b) Nacional.- CONAGUA, Comisión Nacional del Agua en México, con registros históricos por más 50 años [125]
- c) Local.- CINVESTAV, Centro de Investigación Avanzado campus Mérida, Yucatán, con registros históricos de al menos siete años [126].

3.2.2 Resultados de caracterizar la temperatura ambiente

La temperatura ambiente (T_c) es una variable que tiene un comportamiento lento a lo largo del día, prácticamente sin cambios bruscos o repentinos. La figura 3.1 muestra un día representativo de cada mes del año para analizar sus diferencias.



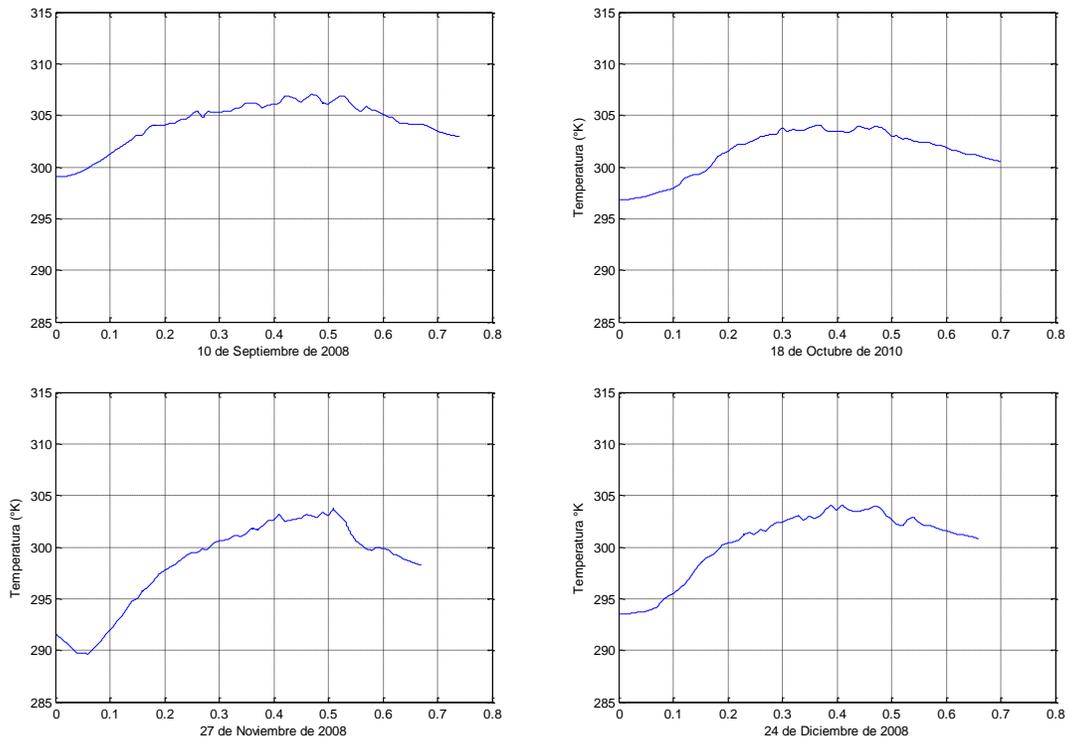


Figura 3.1 Evolución de la temperatura, muestreada un día de cada mes del año.

La temperatura ambiente en la ciudad de Mérida, tiene valores promedios por cada mes del año muy diferentes entre sí, destacando el mes de mayo como el más caluroso y el mes de diciembre como el menos caluroso.

En la figura 3.2 se muestra los valores promedios del año del 2008 al 2011, por cada mes del año, registrados en la base de datos del CINVESTAV Mérida.

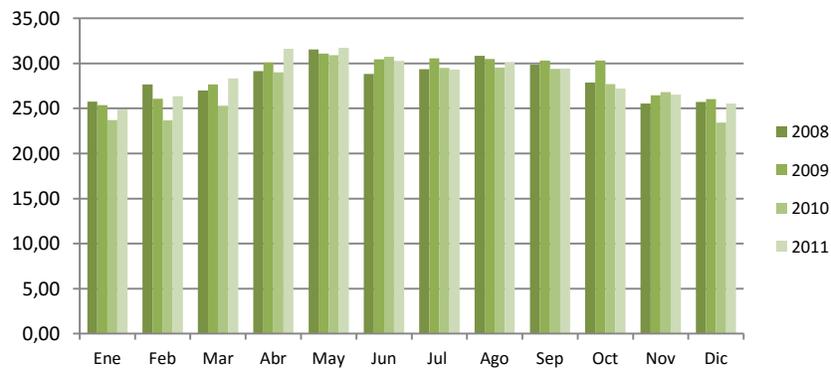


Figura 3.2 Valores promedios mensual de temperatura del 2008 al 2011.

En la figura 3.3 se compara el valor promedio histórico de temperatura, por cada mes del año, y por cada una de las tres diferentes bases de datos, denotándose que las tres bases datos mantienen el mismo comportamiento y tendencia en cada mes del año.

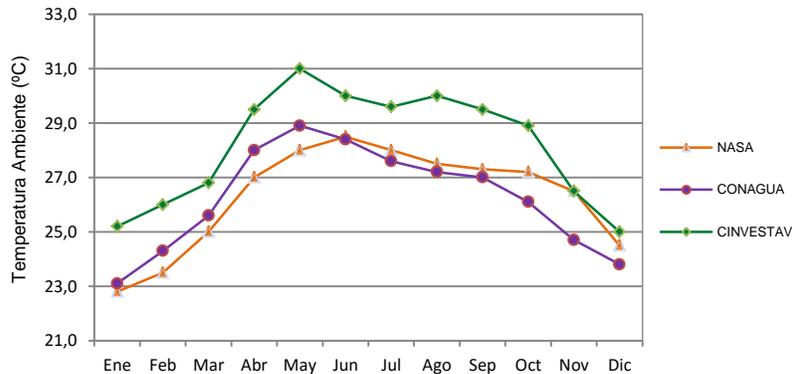


Figura 3.3 Promedio mensuales al año de temperatura, en tres diferentes bases de datos.

El dato más relevante para este trabajo es el valor promedio histórico anual, el cual promedia todos los días de todos los meses de un año y luego promedia año tras año.

La figura 3.4 presenta el valor promedio histórico de 5, 22 y 50 años correspondientes a las bases datos del CINESTAV, NASA y CONAGUA, respectivamente.

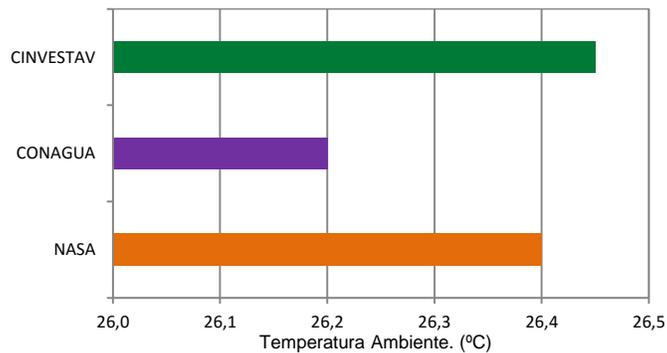


Figura 3.4 Promedio anual histórico de temperatura, en tres diferentes bases de datos.

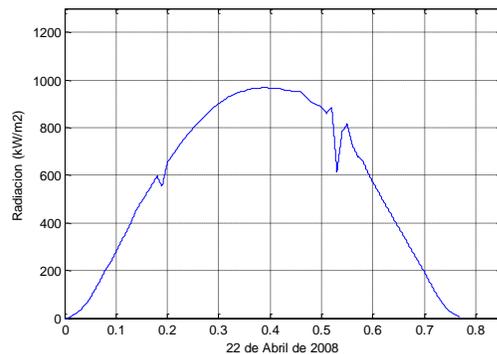
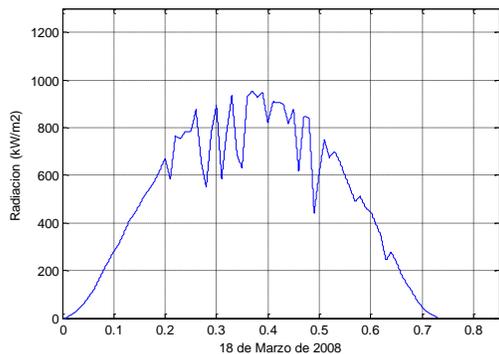
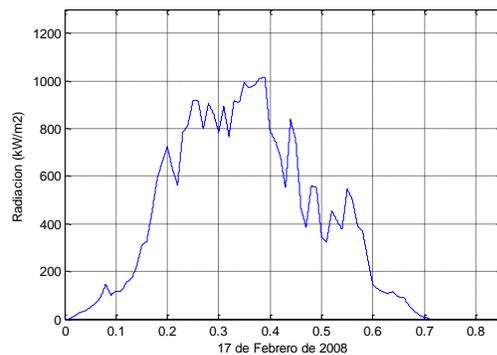
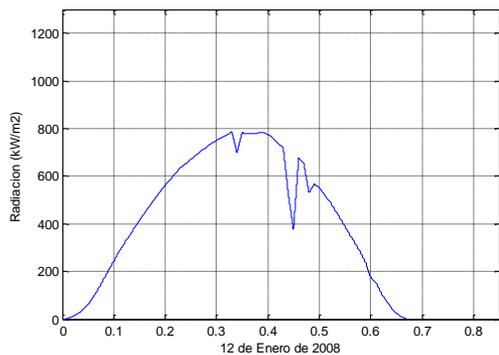
Es importante señalar que el promedio anual histórico de temperatura presentado en la figura 3.4, incluye los registros diurnos y nocturnos. El valor promedio de las tres bases de datos para la temperatura ambiente es de 26.35°C y la desviación estándar entre ellos es de 0.108.

3.2.3 Resultados de caracterizar la radiación solar

La radiación solar es una variable que tiene un comportamiento más dinámico que la temperatura, conforme transcurre el día se incrementa la radiación alcanzando su máximo al medio día y de ahí comienza a descender su valor.

Es de notarse las variaciones de radiación debidas a nublados. La figura 3.5 muestra un día representativo de cada mes del año, en los que se puede identificar las afectaciones debidas a los nublados. Para este trabajo de tesis es necesario definir un criterio para nombrar un día despejado, nublado y semi-nublado.

Se considera que un día es despejado cuando el 75% de la duración el día, no se presenta caídas repentinas en los niveles de radiación, como por ejemplo: el 12 de enero, 22 de abril y 27 noviembre. En contraparte se considera que un día es nublado, cuando el 75% de la duración del día se presenta caídas repentinas en los niveles de radiación, como por ejemplo: el 21 de julio, 15 junio, 17 de febrero, 8 de agosto, 18 de octubre, 10 septiembre y 24 de diciembre). Los días que no se agrupan en estos dos criterios serán denominados días semi-nublados o semi-despejados, como por ejemplo: el 18 de marzo y el 10 de mayo.



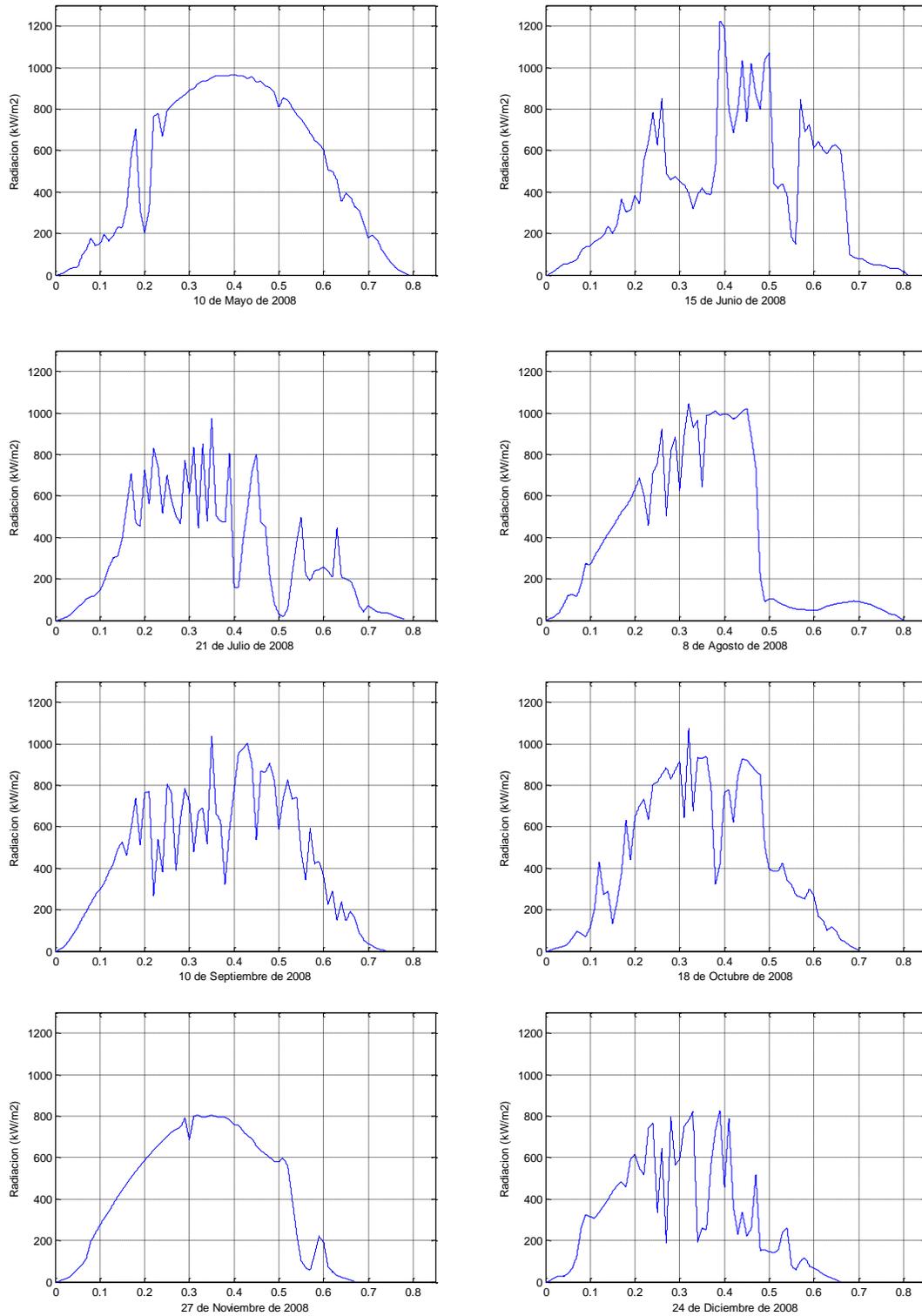


Figura 3.5 Evolución de la radiación muestreada un día de cada mes del año.

La radiación solar en la ciudad de Mérida, tiene valores promedios por cada mes del año muy diferentes entre sí, destacando los de meses de marzo, abril y mayo como los que tienen más días despejados y bajo nivel radiación (menores a 900W/m^2) y meses como junio, julio, agosto y septiembre con más días nublados pero alto nivel de radiación (mayor a 1000W/m^2).

En la figura 3.6 se muestra los valores promedios del año del 2008 al 2011 por cada mes del año, registrados en la base de datos del CINESTAV Mérida.

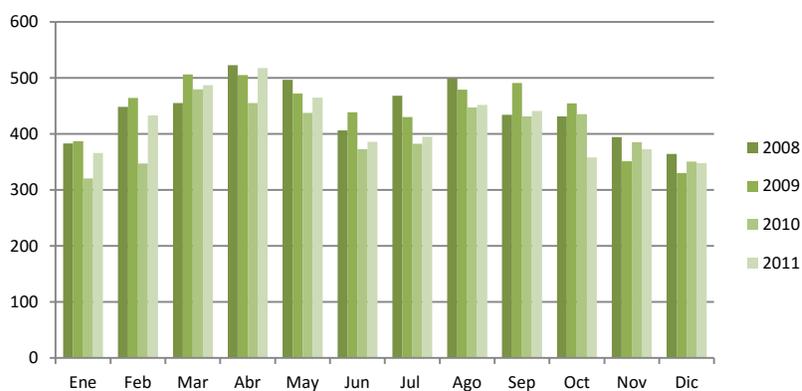


Figura 3.6 Valores promedios mensual de radiación del 2008 al 2011.

En la figura 3.7 se compara la radiación promedio de cada mes del año en las tres diferentes bases de datos, denotándose que las tres presentan la misma tendencia y comportamiento en cada mes del año.

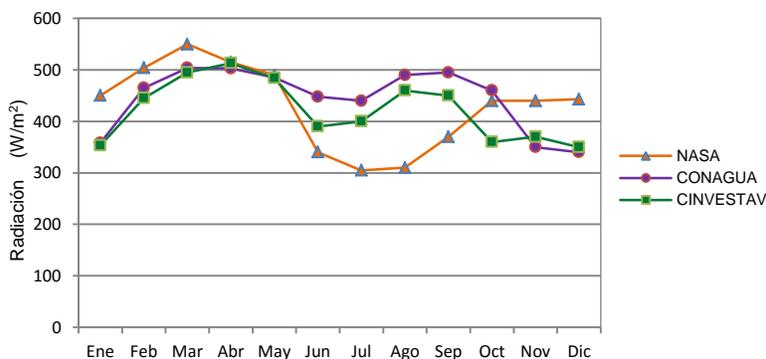


Figura 3.7 Promedio mensual al año de radiación, en tres diferentes bases de datos.

El dato más relevante para este trabajo es el valor promedio histórico anual, el cual promedia todos los días de todos los meses de un año y luego promedia año tras año. La figura 3.8 presenta el valor promedio histórico de 5, 22 y 50 años correspondientes a las bases de datos del CINVESTAV, NASA y CONAGUA, respectivamente.

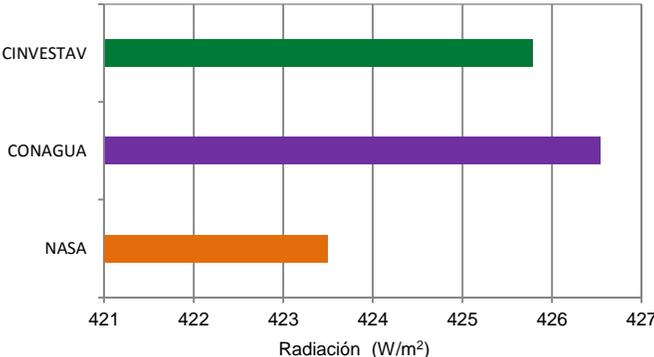


Figura 3.8 Promedio anual histórico de radiación, en tres diferentes bases de datos.

Es importante señalar que el promedio anual histórico de la radiación presentado en la figura 3.8 para las tres bases de datos, indica que la radiación promedio es de 425.27 W/m² y la desviación estándar entre ellos es de 1.22. Este valor de radiación corresponde a la radiación que llega a la superficie de la Tierra, y es un porcentaje de la radiación solar que entra a nuestra atmósfera.

La base de datos de la NASA, gracias a su medición satelital, es una de las pocas bases de datos que proporciona información sobre los valores históricos mensuales de: la radiación que llega a la atmósfera, la radiación con cielo despejado, la radiación que llega a la superficie de la Tierra y la radiación difusa. Estos datos se muestran en la figura 3.9.

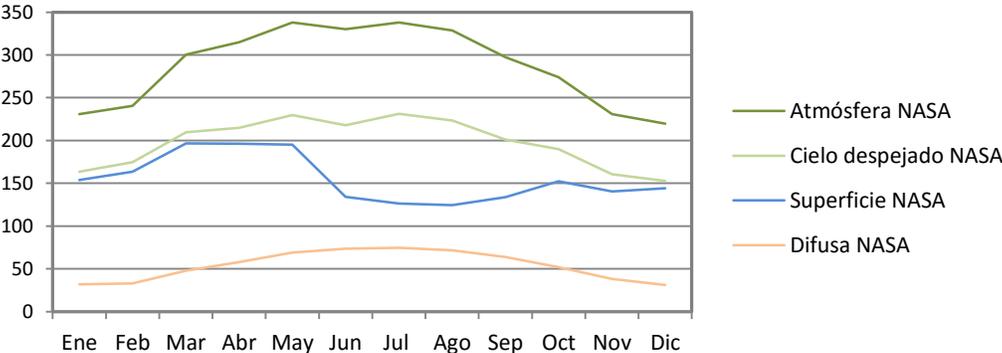


Figura 3.9 Promedio histórico mensual de las diversas radiaciones en W/m².

En la figura 3.9 se observa como para la ciudad de Mérida, la radiación que llega a la superficie de la tierra (línea azul) presenta un “valle” entre los meses de mayo a octubre, donde a pesar que la radiación que llega a la atmósfera es la mayor en este intervalo de meses, no llega a la superficie de la tierra, y la pérdida de radiación se ve reflejada en la radiación difusa que tiene en ese mismo intervalo sus valores más elevados de radiación.

3.2.4 Resultados de caracterizar la nubosidad

La nubosidad es una variable muy difícil de medir, solamente por medio de un satélite se puede inferir el porcentaje de nubosidad visto fuera de la atmósfera, auxiliado de otros parámetros como conocer la radiación difusa.

La figura 3.10 presenta el histórico mensual del porcentaje de nubosidad para ciudad Mérida.

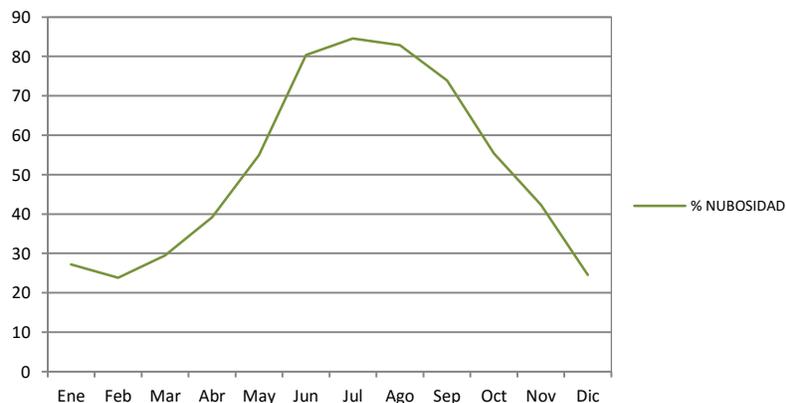


Figura 3.10 Promedio histórico mensual del porcentaje de nubosidad.

La concentración de nubosidad con porcentaje mayor 50% se presenta desde mayo hasta octubre, lo que significa que más de la mitad del día se tiene una nubosidad igual o mayor al 50%, siendo que de julio y agosto se llega a un porcentaje de nubosidad del 80 al 85%, debido a la temporada de lluvias en la ciudad de Mérida.

Este parámetro afecta de manera directa la radiación incidente en los paneles FV, como se muestra en la figura 3.11 en la que se muestra en conjunto la radiación a nivel de superficie en Mérida y la nubosidad.

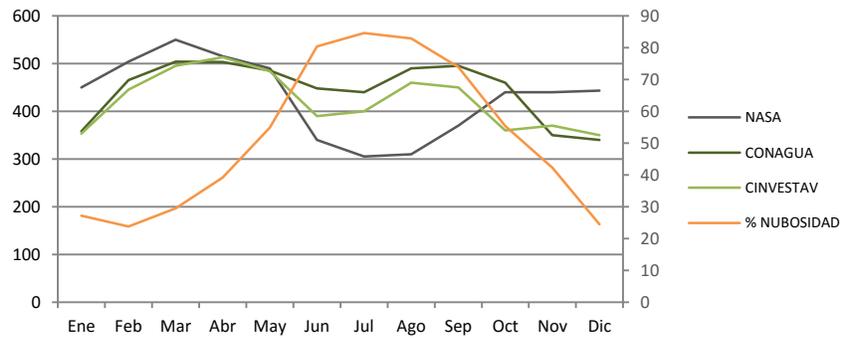


Figura 3.11 Promedio histórico mensual de radiación en W/m^2 vs. porcentaje de nubosidad.

En la figura 3.11 se puede observar que existe una baja en la radiación promedio mensual de mayo a octubre a pesar de ser los meses que registran el mayor número de días con radiación superior a los $1000W/m^2$, como se aprecia en la figura 3.12

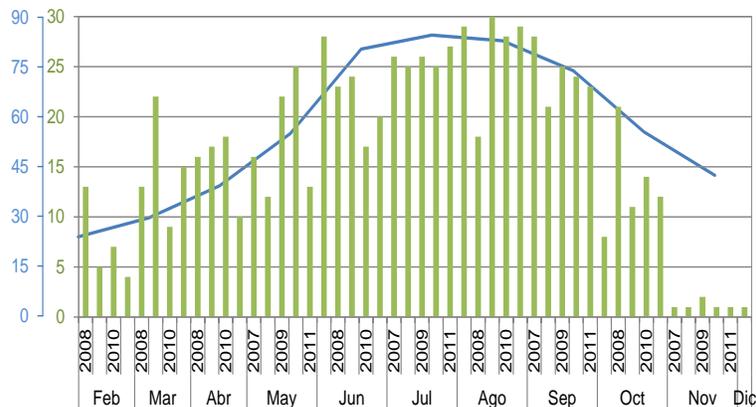


Figura 3.12 Histórico de número de días al mes con $E > 1000W/m^2$ vs. el porcentaje de nubosidad.

3.2.5 Resultados de caracterizar la insolación

El número de horas de luz solar o insolación, depende en gran medida del movimiento de traslación terrestre para cualquier ubicación en el planeta, por lo que en ciertas épocas del año, cuando el planeta Tierra está en el perihelio se tendrá el día más largo, y cuando está en el afelio, se tendrá el día más corto.

Aunado a esto, el número de horas con luz solar durante un día completo, depende adicionalmente, de la latitud del lugar. Mientras más cercana es su ubicación al ecuador terrestre, mayor es el número de horas con luz solar. Este parámetro, aunque no es una

variable climática, es fundamental pues a mayor número de horas de luz solar, mayor periodo de radiación solar y por tanto mayor energía genera un panel FV.

La ciudad de Mérida, tiene una latitud de 20.89° N, por lo que está muy cerca del ecuador terrestre (latitud 0°) y por tanto goza de muchas horas de luz solar. En la figura 3.13 se muestra los valores promedios, registrados en la base de datos del CINVESTAV Mérida.

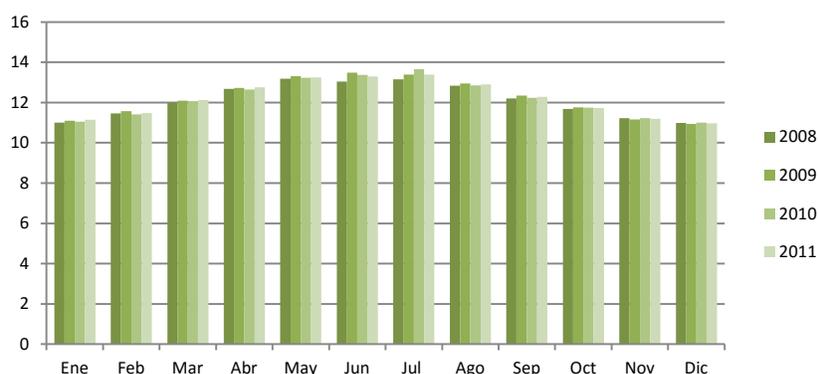


Figura 3.13 Valores promedios mensual de horas con luz solar del 2008 al 2011.

El número de horas promedio por cada mes del año muestra una curva tipo “campana” siendo que en el mes de junio se tiene el día más largo y en diciembre con el día más corto. En la figura 3.14 se compara el promedio histórico de horas con luz solar de cada mes del año en las tres diferentes bases de datos, denotándose que las tres tienen la misma tendencia y comportamiento en cada mes del año.

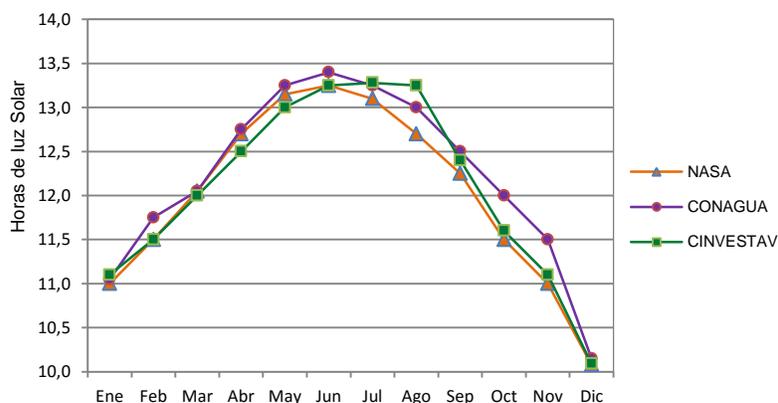


Figura 3.14 Promedio mensual al año del número de horas con luz solar, en tres diferentes bases de datos.

El dato más relevante para este trabajo es el valor promedio histórico del número de horas al año con luz solar, el cual surge del promedio todos los días de todos los meses de un año. La figura 3.15 presenta el valor promedio histórico de 5, 22 y 50 años correspondientes a las bases de datos del CINVESTAV, NASA y CONAGUA, respectivamente.

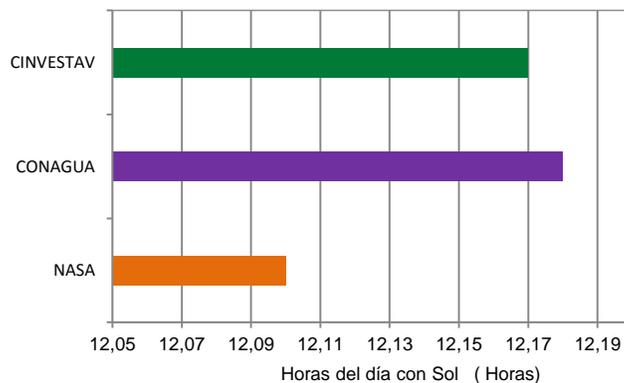


Figura 3.15 Promedio anual histórico de radiación, en tres diferentes bases de datos.

Es importante señalar que el promedio anual histórico es en promedio de 12.15 horas con luz solar con una desviación estándar entre las tres bases de datos 0.036.

3.2.6 Resumen de resultados de caracterizar las variables climáticas

De acuerdo con la caracterización y los resultados presentados, en la tabla 3.1 se presenta un resumen con los valores promedio anual por cada base de datos, así como la desviación estándar entre ellas, de las variables que se requiere caracterizar y que afectan las celdas solares.

Tabla 3.1 Valores históricos promedio anual de variables que afectan las celdas FV.

	CINVESTAV 5 años	CONAGUA 50 años	NASA 22 años	Promedio	Desviación Estándar
Temperatura Ambiente	26.45	26.2	26.4	26.35	0.108
Radiación	425.7	426.5	423.6	425.27	1.223
Insolación	12.17	12.18	12.10	12.15	0.036
Nubosidad			52%		

3.3 Modelado y simulación de la celda FV

3.3.1 Modelo matemático de la celda FV

Para entender el comportamiento de una celda y su modelo matemático, es útil partir de un modelo eléctrico equivalente, basado en componentes eléctricos bien conocidos.

Debido a que una celda es en realidad un material semiconductor con una unión p-n se puede modelar como un diodo, el cual en lugar de ser excitado por un voltaje en polarización directa, es excitado por la energía externa proveniente de los fotones de la radiación solar.

Esta energía de los fotones será modelada por una fuente de corriente que se conectara en paralelo al diodo. Para acercarse a la realidad el modelo, se utilizarán dos resistencias que representan las corrientes de fuga y las impedancias parásitas. En la figura 3.16 se muestra el circuito eléctrico equivalente de una celda solar [127, 128].

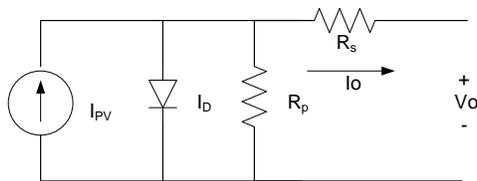


Figura 3.16 Circuito equivalente de la celda solar.

Debido a que un conjunto de celdas solares conectadas entre sí, en serie y en paralelo conforman un panel solar y, un conjunto de éstos un arreglo FV. Cualquiera de ellos puede ser simulado empleando el circuito equivalente porque las características del circuito no varían en su naturaleza.

La figura 3.16, se presenta el circuito equivalente más utilizado, sin embargo se han experimentado y reportado en la literatura, otros modelos de un solo diodo ideal o el modelo de dos diodos con una resistencia en serie y una resistencia en paralelo presentado por Kashif Ishaque et al. [129], el cual reporta mayor exactitud, rápida respuesta a cambios bruscos como sombreados parciales e ideal para celdas FV de tipo policristalinos.

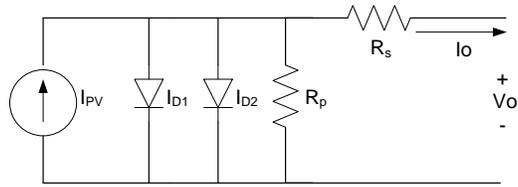


Figura 3.17 Circuito equivalente de la celda solar con dos diodos.

Para este trabajo de investigación se utilizó el circuito eléctrico equivalente de la celda solar de dos diodos, presentado en la figura 3.17. La ecuación matemática que describe la función de transferencia del circuito, se obtuvo aplicando la ley de corrientes de Norton para nodos.

$$I_o = I_{PV} - I_{D1} - I_{D2} - I_{Rp} \quad (3.1)$$

donde,

I_o es la corriente de salida de la celda solar

I_{PV} es la corriente generada por la celda debido a los fotones absorbidos de la luz

$I_{D1,2}$ es la corriente del diodo uno y diodo dos

I_{Rp} es la corriente en la resistencia en paralelo

Aplicando la ley de Ohm se sustituye la corriente I_{Rp} en términos del voltaje V_{Rp} y la resistencia R_p .

$$I_{Rp} = \frac{V_{Rp}}{R_p} \quad (3.2)$$

Reescribiendo la ecuación 3.1 se tiene:

$$I_o = I_{PV} - I_{D1} - I_{D2} - \frac{V_{Rp}}{R_p} \quad (3.3)$$

Se puede sustituir la corriente del diodo I_D en términos de su voltaje V_D y la temperatura T_c

$$I_{D1,2} = I_{SAT1,2} \left[\exp \frac{qV_{D1,2}}{KT_c} - 1 \right] \quad (3.4)$$

donde,

$I_{D1,2}$ es la corriente del diodo uno y dos

$I_{SAT1,2}$ es la corriente inversa o de saturación del diodo

$V_{D1,2}$ es el voltaje del diodo

K es la constante de Boltzman de 1.38×10^{-23}

T_c es la temperatura ambiente en Kelvin

q es la carga del electrón de 1.6×10^{-19} Coulomb

Sustituyendo la corriente del diodo en la ecuación 3.3 se tiene:

$$I_o = I_{PV} - I_{SAT1} \left[\exp \frac{qV_{D1}}{KT_c} - 1 \right] - I_{SAT2} \left[\exp \frac{qV_{D2}}{KT_c} - 1 \right] - \frac{V_{Rp}}{R_p} \quad (3.5)$$

Aplicando la ley de voltaje Kirchoff, se expresa el voltaje del diodo $V_{D1,2}$ y el voltaje de la resistencia V_{Rp} en términos del voltaje V_o , la corriente de salida I_o y la resistencia serie R_s .

$$V_{D1,2} = V_{Rp} = V_o + (I_o * R_s) \quad (3.6)$$

Sustituyendo en la ecuación 3.6 el voltaje del diodo y el voltaje de la resistencia R_p , la ecuación del circuito equivalente de la celda solar es:

$$I_o = I_{PV} - I_{SAT1} \left[\exp \frac{q(V_o + I_o R_s)}{KT_c} - 1 \right] - I_{SAT2} \left[\exp \frac{q(V_o + I_o R_s)}{KT_c} - 1 \right] - \frac{V_o + I_o R_s}{R_p} \quad (3.7)$$

3.3.2 Modelado en Matlab Simulink® de la celda FV

A partir de la ecuación 3.7 que describe el modelo matemático de la celda FV y se construyen en Simulink® cada bloque de función o ecuación como se muestra en la figura 3.18.

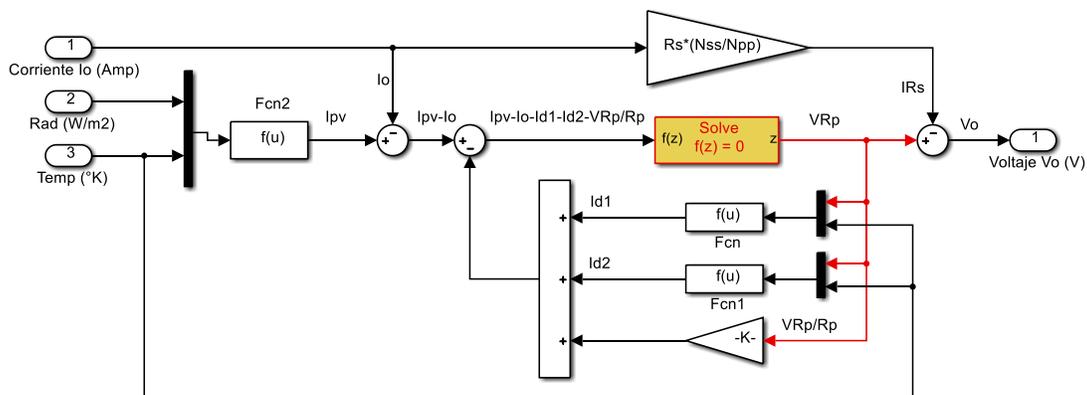


Figura 3.18 Implementación de las ecuaciones del panel FV en funciones de Simulink®.

Al interior de los bloques se hace necesario que la ecuación 3.7 que está en términos del voltaje de salida y de la corriente de salida, se reescriba sustituyendo la corriente de la celda (I_{PV}) por la ecuación 3.8 y sustituyendo la corriente inversa de saturación del diodo $I_{SAT1,2}$ por la ecuación 3.9. A sustituciones en términos del radiación promedio (E_{prom}), y de la temperatura de unión de la celda (T_{jP-N}) histórica promedio.

$$I_{PV} = I_E + [K_i * (T_{jP-N} - 25)] \frac{E_{prom}}{1000} \quad (3.8)$$

$$I_{SAT1} = I_{SAT2} = \frac{I_{sc} + [K_i * (T_{jP-N} - 25)]}{\exp\left[\frac{q(V_{oc} + [K_v * (T_{jP-N} - 25)])}{N_c * K * T_{jP-N}}\right] - 1} \quad (3.9)$$

Es importante señalar que la temperatura utilizada en el modelo matemático y la simulación es la temperatura de unión de la celda (T_{jP-N}) y no la temperatura ambiente (T_c).

Existen varias publicaciones que proponen métodos y procedimientos para determinar el coeficiente de temperatura de unión de la celda de forma que se refleje en la corriente y en el voltaje de salida del panel [130]. El método ampliamente utilizado para estimar la temperatura de unión de la celda anualmente, es a través de cálculos basados en la NOCT, en apego a las normas internacionales EN-61646, EN-61215, E1036M existentes para módulos o arreglos policristalinos, monocristalinos y película delgada [131].

Si bien el valor del NOCT es proporcionado en la hoja técnica del fabricante, el principio de operación del NOCT, está basado en el hecho de que la diferencia entre la temperatura ambiente (T_c) y la temperatura de unión de la celda PV (T_{jP-N}) tiene un comportamiento independiente de la temperatura ambiente pero tiene una relación directamente proporcional con la radiación (E) para valores por arriba de los 400W/m². Este hecho permite poder determinar la temperatura de unión de la celda, a partir de estos parámetros como se muestra en la siguiente ecuación.

$$T_{jP-N} = T_c + (NOCT - 20) \frac{E_{prom}}{800} \quad (3.10)$$

Una vez elaborado el modelo matemático en Simulink®, es necesario sustituir las variables por sus respectivos valores. En primera instancia se utilizan los valores de la tabla 3.2, que se describen en la hoja técnica de datos de todos los fabricantes de paneles solares.

Para este trabajo de tesis su puede utilizar cualquier panel fotovoltaico, sin embargo se ha indicado que se utilizará como panel de prueba, el panel policristalino de la marca Yingli Solar de 110W.

Tabla 3.2 Parámetros del panel YL110Wp utilizado en el modelo Matlab.

Parámetro	Abreviatura
Corriente de corto circuito	I_{sc}
Voltaje de circuito abierto	V_{oc}
Corriente en el punto de máxima potencia	I_{mpp}
Voltaje en el punto de máxima potencia	V_{mpp}
Temperatura nominal de operación de la celda	NOCT
Coeficiente de temperatura de V_{oc}	K_v
Coeficiente de temperatura de I_{sc}	K_i
Número de celdas del panel fotovoltaico	N_c
Superficie del panel	$PV_{\text{área}}$

A partir de la tabla 3.2 se puede ver que la hoja técnica del fabricante no proporciona los valores de R_s , R_p , T_c , y E , para poder completar la sustitución toda la ecuación 3.2.

Para poder obtener los valores R_s y R_p , se desarrolló un programa en Matlab (anexo 1) para implementar la ecuación 3.11 que surge de despejar la R_p de la ecuación 3.8 y de, sustituir el voltaje de salida V_o por el V_{mpp} y la corriente de salida I_o por la I_{mpp} debido a la consideración que la potencia de salida sea lo más próximo al MPP. La ecuación que describe a R_p está dada por:

$$R_p = \frac{V_{mpp} + I_{mpp}R_s}{I_{PV} - I_{SAT} \left[\exp \left(\frac{q(V_{mpp} + I_{mpp}R_s)}{K T_c} \right) - 1 \right] - I_{mpp}} \quad (3.11)$$

Debido a que R_s no se conoce y se requiere para calcular la R_p , que realiza un barrido de valores de R_s para obtener una R_p y con ello obtener la curva característica y evaluar si la potencia es la más próxima al MPP.

Se continúa haciendo estas iteraciones hasta encontrar los valores óptimos de R_p y R_s . Para estas simulaciones se considera que el valor de T_c y de E corresponde al establecido para las condiciones estándar de prueba (STC).

Estos valores son: $T_c=25\text{ °C}$ y $E=1000\text{ W/m}^2$. El número de iteraciones está limitado en el programa a un máximo de 100.

La figura 3.18 muestra las curvas V-I y V-P con el resultado las iteraciones realizadas en Matlab para aproximar el MPP y obtener el valor de R_p y R_s , para el modelo matemático del panel sujeto a prueba, el panel Yingli de 110W.

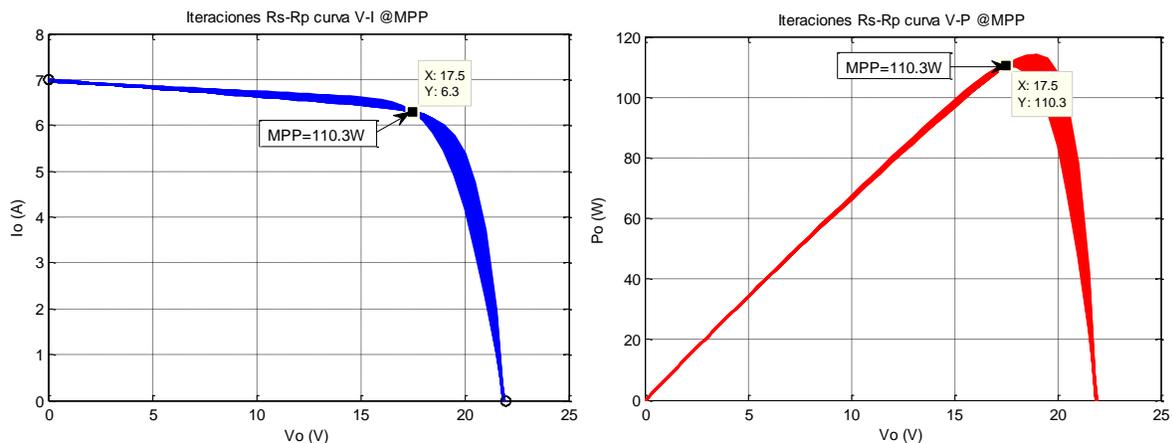


Figura 3.19 Iteraciones para encontrar la R_s y la R_p del panel Yingli Solar de 110Wp.

Como se aprecia en la figura 3.19, cuando el resultado de las iteraciones en su conjunto converge en el MPP de 110W, entonces se ha obtenido el valor óptimo de R_s y R_p . Del resultado de las curvas características V-I y V-P, se corrobora que los valores resultantes de la simulación correspondan con los que señala el fabricante en su hoja de datos. Este se presenta en la tabla 3.3

Tabla 3.3 Parámetros del panel YL110Wp vs. resultados de simulación en Matlab.

Parámetro	Fabricante	Simulación	Error
I_{sc}	7 V	6.95 A	0.7%
V_{oc}	22 V	21.5 V	2.2%
I_{mpp}	6.3 A	6.3 A	0%
V_{mpp}	17.5 V	17.5 V	0%
P_{mpp}	110 W	110.3 W	0.3%
R_s	-	24.28 Ω	-
R_p	-	43.76 Ω	-

Una vez que se tienen todos los parámetros, se simula el modelo de la celda para para obtener las curvas características V-I y V-P para validar las curvas con las proporcionadas en la hoja técnica del fabricante. Para esta tesis los parámetros corresponden al panel Yingli Solar de 110W, con valores de T_c y E correspondiente a STC. El resultado de la simulación se muestra en la figura 3.20

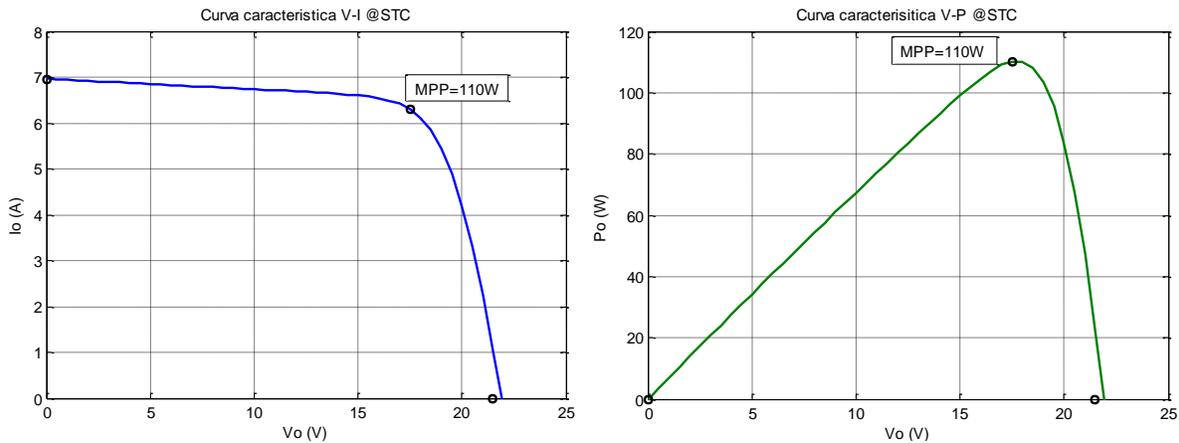


Figura 3.20 Curvas características V-I y V-P del panel Yingli Solar de 110Wp.

Al comparar las curvas características obtenidas con la simulación, con las declaradas en la hoja de datos del fabricante, se puede decir que las curvas del modelo matemático del panel para el Yingli Solar de 110W, tiene la misma tendencia, comportamiento y valores.

Con el modelo validado, es posible simular el modelo de la celda, con diversos valores de temperatura manteniendo constante la radiación solar. Posteriormente se mantiene

constante la temperatura y se varía la radiación. Los resultados de la simulación para diferentes valores de temperatura y radiación se presentan en la figura 3.21.

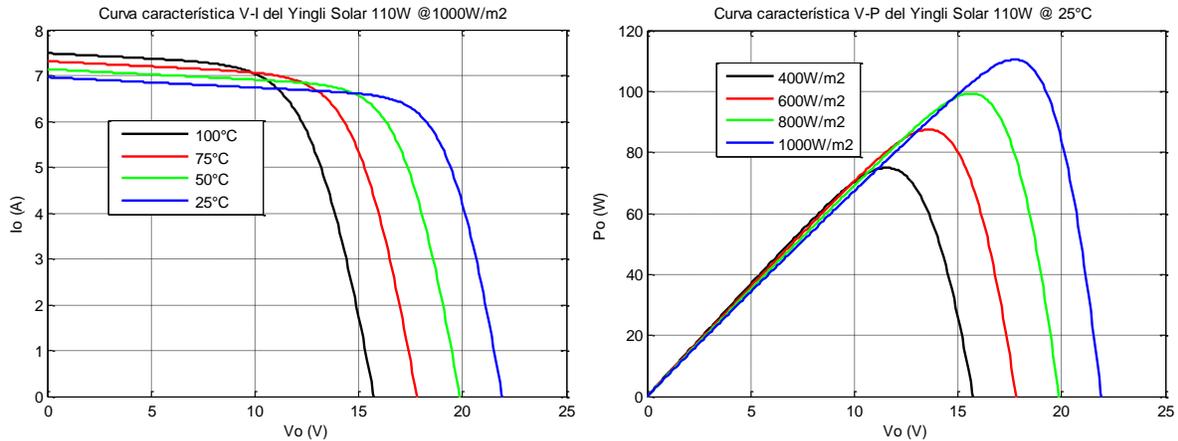


Figura 3.21 Curvas características V-I y V-P con variaciones en T_c y E .

3.3.3 Resultados de simulación del panel FV

Ahora que se ha corroborado y validado por completo el modelo del panel, se adecua el modelo de Matlab Simulink® para poder simular no un solo valor de T_c y de E , sino un conjunto de datos reales registrados provienen de alguna base de datos, que se registran en forma de vectores o matrices. De esta manera es posible ingresar en el modelo, un vector de temperatura y de radiación que correspondan a un día, un mes o incluso un año.

Para ello, el modelo matemático de la celda implementado en Matlab Simulink® (figura 3.17), se agrupó en una “máscara”, para hacer más fácil la introducción de datos del panel. Se colocaron fuera de la máscara unas etiquetas para las entradas de datos (vectores) de temperatura y radiación, así como unos medidores para los valores de corriente y voltaje de salida del panel.

Para que pueda circular una corriente, es necesario cerrar eléctricamente el circuito, para ello se conectó a la salida del panel una resistencia de carga (R_{carga}) con valores de prueba de 10Ω , 5Ω y 2Ω con el único fin de probar la operación del circuito. Es importante destacar que la resistencia de prueba, fijara en sus extremos un valor de

potencia que dependerá de dicho valor y los valores instantáneos que ingresan al modelo del panel, provenientes del vector de temperatura y radiación. En la figura 3.22 se muestra el modelo matemático en Matlab Simulink® correspondiente al panel FV Yingli YL110Wp.

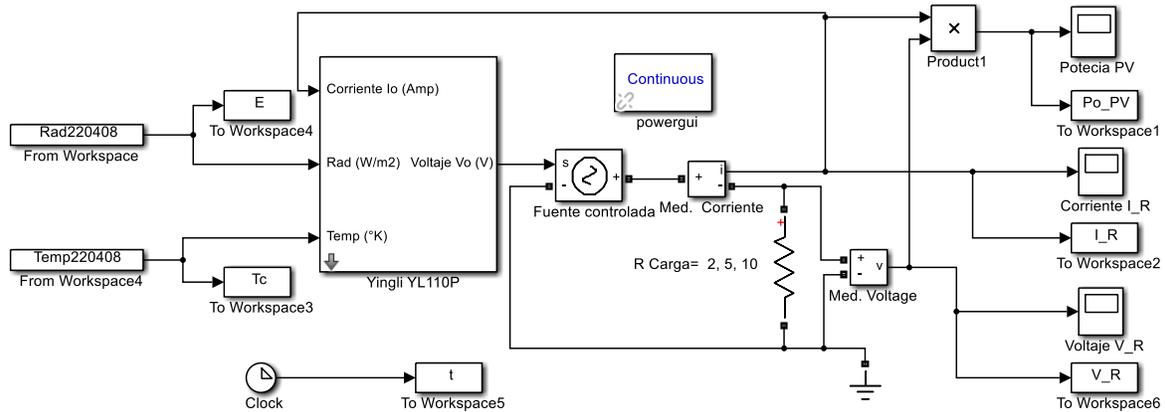


Figura 3.22 Esquema completo en Simulink®, del panel fotovoltaico conectado a una carga.

Para poder introducir las series de datos de temperatura y radiación que se requieren para hacer la simulación, se utilizó la base de datos del CINVESTAV, integrando una matriz de 1x78 datos, que corresponde a una muestra cada diez minutos desde la salida del Sol, hasta que se oculta. La figura 3.23 muestra las gráficas de las variables de entrada de temperatura y radiación para el día 22 de abril de 2008, cuya primera muestra corresponde a las 5:42 AM y la última muestra a las 6:42 PM, es decir una insolación de 13 horas. Se seleccionó la del día 22 de abril, por ser un día despejado.

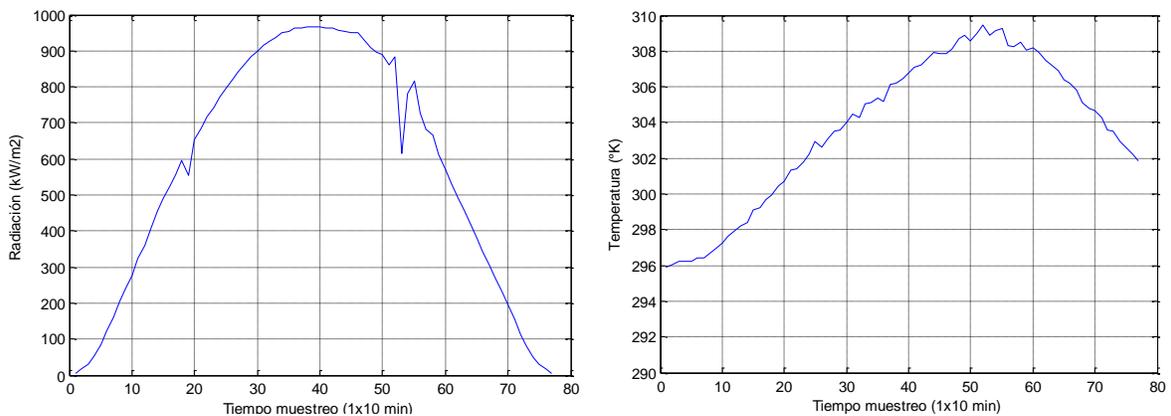


Figura 3.23 Variables de entrada al modelo a) Radiación b) Temperatura.

Los resultados de la simulación se presentan en la figura 3.24, en los cuales se aprecia el valor del voltaje, la corriente y la potencia de salida del panel, medidos en los bornes de la resistencia de carga, la cual se consideró de 2, 5 y 10Ω.

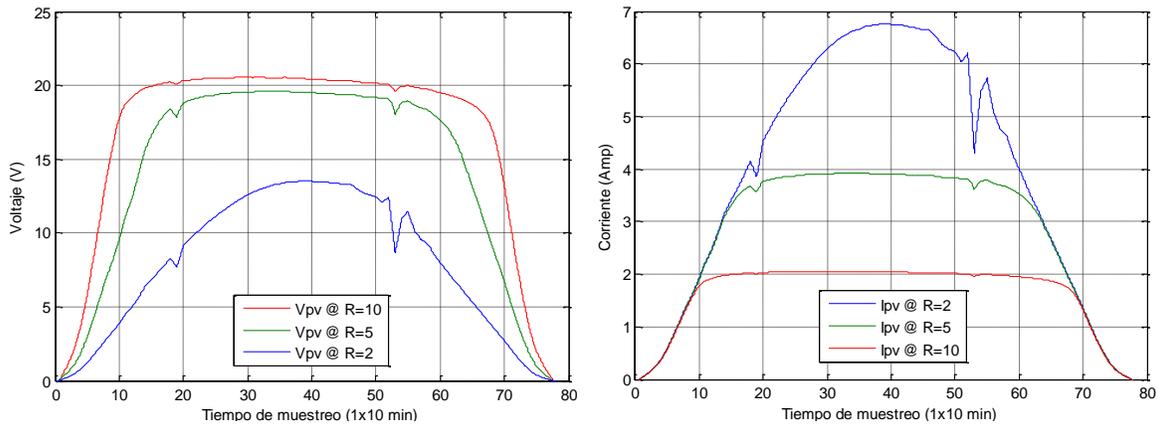


Figura 3.24 Forma de onda salida del panel: a) Voltaje, b) Corriente

En la figura 3.24 se aprecia como el voltaje y corriente de salida del panel con una resistencia de carga de 2Ω, tiene un comportamiento que corresponde a la forma de onda de la radiación. Sin embargo dicho comportamiento presenta una saturación debida a al valor fijo de la resistencia de carga, que a su vez fija un valor de potencia de salida. Este valor de potencia de saturación es alcanzado para diferentes valores de E y T_c .

Debido a que la potencia de salida es el producto de la corriente por el voltaje, la salida de potencia para los diferentes valores de resistencia de carga se presenta en la figura 3.25.

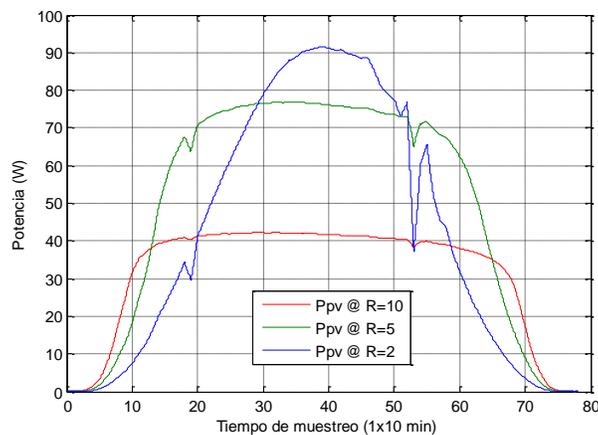


Figura 3.25 Forma de onda de la potencia de salida del panel.

Nótese en la figura 3.25, que la curva de potencia de salida del panel YL110Wp, no alcanza en ningún momento del día, el MPP especificado por el fabricante. De hecho, la resistencia fija el valor máximo de potencia, nótese como para $R_{carga}=2\Omega$, la potencia es de 42W, para $R_{carga}=5\Omega$, la potencia es de 76W y para $R_{carga}=10\Omega$, la potencia es de 93W.

Es importante destacar de las figuras 3.24 y 3.23, como el panel FV reduce su voltaje, e incrementa su corriente conforme reduce la resistencia, para aumentar la potencia de salida. Mientras que en una fuente de voltaje tradicional, el voltaje de salida permanece constante, en tanto el valor de corriente aumenta, para aumentar la potencia. Esta naturaleza del panel puede permitir extraerle mayor potencia aun con un valor fijo de resistencia, si se le aumenta el voltaje de salida.

Derivado de este análisis, es conveniente conocer el MPP (sin carga) para saber si alcanza el MPP de 110W especificado por el fabricante, para ello se realizó una simulación en Matlab Simulink® empleando el modelo matemático de la celda desarrollado en lenguaje de Matlab (anexo 2) y se incorpora como el bloque “interpreted Matlab function”, el cual permite obtener el MPP ideal por cada valor del vector de E y T_c que se muestreo, como se aprecia en la figura 3.26

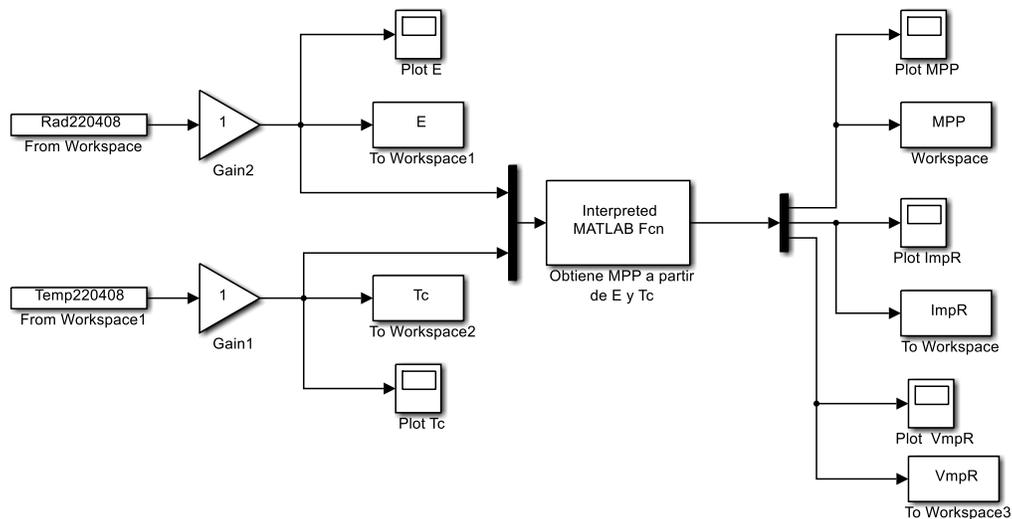


Figura 3.26 Esquema en Simulink®, del panel de la celda para obtener el MPP por cada valor del vector E y T_c

Como resultado de la simulación, en la figura 3.27, se observa la curva de potencias máxima ideal por cada muestra del vector E y T_c . La curva muestra que la potencia máxima que se alcanza para el vector E y T_c es de 103.1W, al cual corresponde una radiación de 950W/m^2 y una temperatura de 309°K .

Para ese día en particular, el MPP ideal nunca alcanza los 110W que puede ofrecer el panel a valores STC de temperatura y radiación.

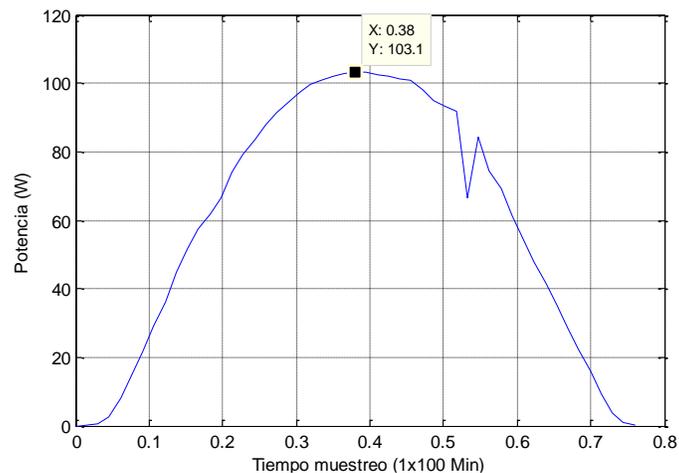


Figura 3.27 Potencia máxima ideal obtenida del modelo de la celda evaluado con el vector E y T_c .

Los resultados de simulación del panel FV permiten comprobar que el valor ideal de máxima potencia que puede entregar dicho panel, está en función del valor de E y T_c y que este valor máximo es afectado al conectarse una carga a la salida del panel, siendo que la potencia entregada por el panel requiere de la existencia de un MPPT para extraerle el valor máximo, incrementado su voltaje de salida.

3.4 Energía eléctrica generada por el panel FV

Como parte de la metodología, se plantea obtener el potencial de generación de energía eléctrica, la eficiencia de conversión y su potencia máxima, empleando el modelo desarrollado en Matlab para el panel Yingli YL110Wp, utilizando el caso de estudio de la ciudad de Mérida.

3.4.1 Resultado de la potencia eléctrica generada

Utilizando los valores STC de temperatura y radiación y los valores históricos del promedio anual de temperatura y radiación descritos en la tabla 3.1, se realiza la simulación en Matlab. La figura 3.28, muestra el MPP a valores STC y el MPP promedio anual histórico, en las curvas V-I y V-P.

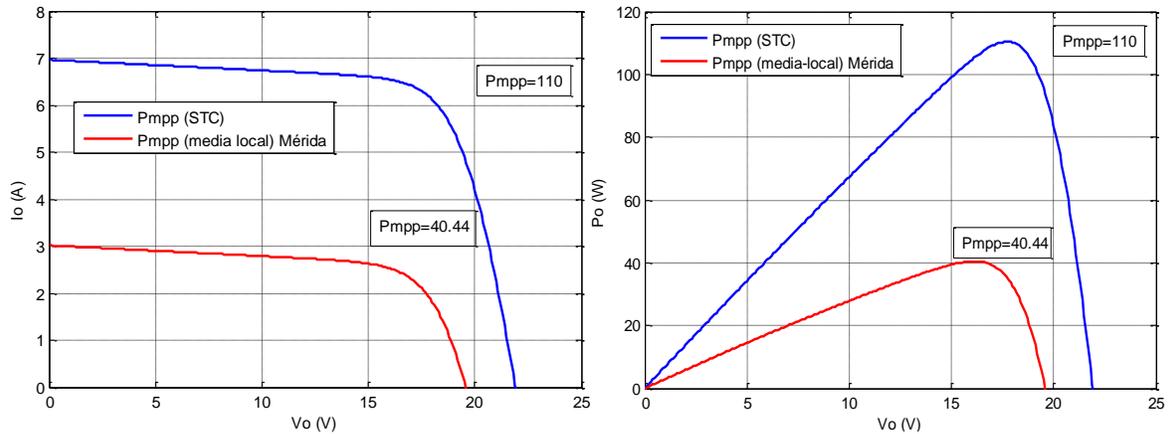


Figura 3.28 Curvas características del panel YL110Wp con MPP en Mérida y a valores STC.

El resultado de la gráfica 3.28, muestra que la potencia máxima a valor STC es de 110W, sin embargo, para la ciudad de Mérida el valor promedio anual histórico de la máxima potencia es $P_{mpp}=40.44$ W. Este criterio está basado en el siguiente planteamiento: “La P_{mpp} promedio obtenida del promedio de potencias instantáneas resultantes de valores instantáneos de T_c y E , es igual a la P_{mpp} promedio obtenida del promedio de valores T_c y E ”

Para que la potencia esté en términos de la energía radiada se divide el valor de P_{mpp} en Mérida y se divide entre la superficie que ocupa el panel PV, proporcionado en la hoja de datos del fabricante, siendo para el panel YL110 Wp un área de 0.99 m^2 . En forma de ecuación:

$$P_{gen} = \frac{P_{mpp}(\text{Merida})}{\text{Area}_{pv}} \quad (3.12)$$

Aplicando la ecuación 3.12, la potencia eléctrica máxima promedio generada (P_{gen}) por unidad de área, del panel YL110 Wp para la ciudad de Mérida es $P_{gen}=40.84 \text{ W/m}^2$. Esto

significa que en más de 5 años, la potencia eléctrica promedio, generada por unidad de área, tan solo es 36.72% de la energía que genera el panel a STC.

3.4.2 Resultado de la eficiencia de conversión

Se puede determinar la eficiencia de conversión del panel, a partir de la energía máxima generada en promedio en Mérida, respecto del promedio anual de radiación de las bases de datos. En forma de ecuación:

$$\eta = \frac{E_{gen}}{E_{mean}} = \frac{40.84 \text{ W/m}^2}{425.78 \text{ W/m}^2} = 9.59\% \quad (3.13)$$

3.4.3 Resultados de la energía eléctrica generada

Existen varios métodos para estimar el potencial de energía radiada (kW/m^2) para una localización específica, a partir de los datos de radiación solar del lugar [132, 133, 134]. El modelo modificado de Hottel para estimar la radiación directa [135] y el modelo de Liu-Jordan [136] para estimar la radiación difusa, sin embargo no son precisos por no considerar factores como los sombreados parciales, la turbiedad y la absorción del NO_2 [137] entre otros factores.

Los métodos antes propuestos, estiman el potencial de energía radiante del Sol para una ubicación específica usando datos geográficos, pero no estiman el potencial de energía eléctrica generada por una celda o panel FV. En la práctica, existe una diferencia muy significativa, entre el potencial de energía disponible por radiación respecto al potencial de energía eléctrica generada por el panel.

Dado que la energía está en términos de la potencia por el número de horas, para obtener el parámetro del potencial de energía eléctrica generada (EE_{pot}), se requiere multiplicar la potencia eléctrica promedio generada en Mérida, por el número de horas promedio al día.

$$EE_{pot} = P_{gen} * Hr_{day} \quad (3.14)$$

3.4.4 Resultados de simulación de cinco paneles de igual potencia

Con el objetivo de resaltar la importancia de conocer la energía eléctrica generada por un panel FV en un lugar específico, como el caso de estudio de la ciudad de Mérida, se

realizó la simulación en Matlab Simulink®, de cinco paneles fotovoltaicos de 110W, de diferentes fabricantes, para obtener sus respuestas.

En la tabla 3.4 se indica el resultado de simulación para obtener la R_s y R_p a partir del modelo en Matlab y sus datos intrínsecos.

Tabla 3.4 Resultado de simulación en Matlab para obtener los parámetros R_s y R_p

Fabricante	Modelo	$NOCT$	T_{jN-P}	R_p	R_s	V_{mpp}	I_{mpp}	V_{oc}	I_{sc}	K_i	K_v	N_c
Yingli Solar	YL110Wp	46	42.13	43.8	0.2	17.5	6.3	22	7	0.007	-0.08	36
Blue Carbon	BCT110-12	47	42.67	50.3	0.2	17.2	6.4	22	7.1	0.005	-0.08	36
Mitsubishi	MF110EC4	45	41.6	41.1	0.2	17.1	6.43	21	7.2	0.004	-0.07	36
Shell	SM110-12P	45	41.6	52.3	0.2	17.5	6.28	22	6.9	0.003	-0.08	36
SolarTech	SPM110P	48	43.2	60.7	0.2	17	6.5	21	7.1	0.004	-0.08	36

En las figura 3.29 se puede apreciar el resultado de la simulación de las curvas características V-I y V-P a valores STC respecto del valor histórico promedio anual de temperatura y radiación, para la ciudad de Mérida. De acuerdo con la gráfica existe una diferencia menor al 1% en el valor del MPP por cada curva, y parece no ser importante esta diferencia en el MPP para su rendimiento.

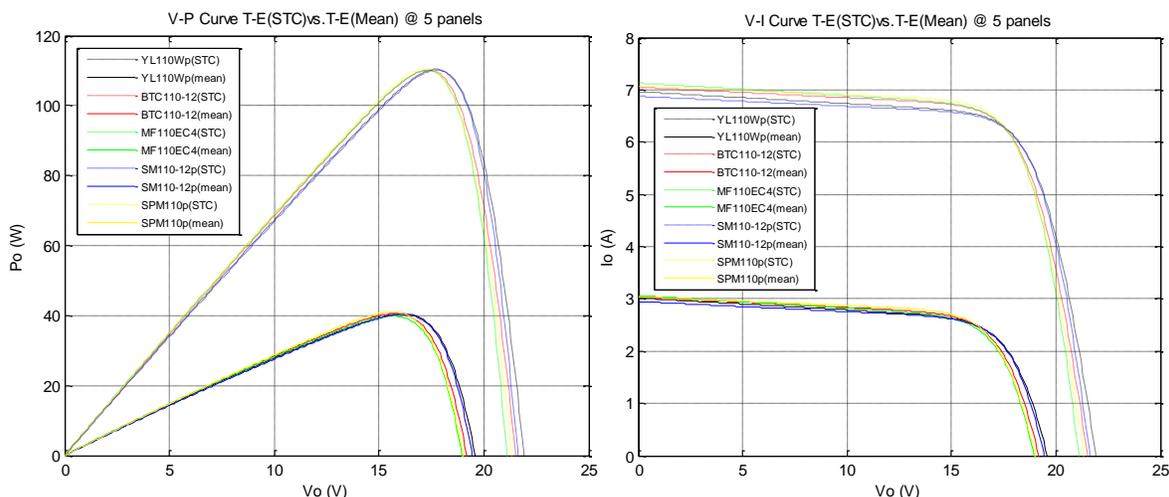


Figura 3.29 Curvas características V-I y V-P de cinco diferentes paneles a STC y con T_{prom} y E_{prom}

En la tabla 3.5 y 3.6 se presenta el potencial de energía por día, mes y año, para la ciudad de Mérida, utilizando los cinco diferentes paneles.

Tabla 3.5 Rendimiento y eficiencia de conversión para cinco diferentes paneles en Mérida.

Fabricante	Modelo	$P_{mpp(media-local)}$ (W)	$P_{mpp(STC)}$ (W)	Area (m ²)	$P_{media-local}$ (W/m ²)	P_{STC} (W/m ²)	η_{STC} (%)	η_{Real} (%)
Yingli Solar	YL110Wp	40.44	110.25	0.99	40.84	111.36	36.8	9.6
Blue Carbon	BCT110-12	40.54	110.08	0.85	47.69	129.5	36.8	11.2
Mitsubishi	MF110EC4	39.38	109.95	0.92	42.8	119.51	35.8	10.1
Shell	SM110-12P	40.31	109.98	0.86	46.87	127.88	36.7	11
SolarTech	SPM110P	41	110.5	0.81	50.61	136.41	37.1	11.9

A diferencia de la curvas de la figura 3.29, de manera numérica se observa en la tabla 3.5 que la potencia máxima va de 39.38W a 41W y la eficiencia real va de 9.6% hasta 11.9%, por lo que si resulta conveniente evaluar la respuesta de cada panel FV.

Tabla 3.6 Energía eléctrica generada por día, mes y año, para cinco diferentes paneles en Mérida.

Fabricante	Modelo	$P_{media-local}$ (W/m ²)	Hr_{dia} (hrs)	$EEG_{(DÍA)}$ (kWhr/m ²)	$EEG_{(MES)}$ (kWhr/m ²)	$EEG_{(AÑO)}$ (kWhr/m ²)
Yingli Solar	YL110Wp	40.88	12.17	0.4975	15.17	182.04
Blue Carbon	BCT110-12	47.69	12.17	0.5803	17.69	212.28
Mitsubishi	MF110EC4	42.8	12.17	0.5208	15.88	190.56
Shell	SM110-12P	46.87	12.17	0.5704	17.39	208.68
SolarTech	SPM110P	50.61	12.17	0.6159	18.78	225.36

En la tabla 3.6 se puede observar como la potencia sobre unidad de área, muestra aún mayor diferencia (40.88 W/m² a 50.61 W/m²) entre los paneles de la misma potencia pico definida por el fabricante (110Wp). Así mismo y como dato de mayor relevancia, se puede apreciar la diferencia en energía generada al año, con diferencias que van desde los 182.04 hasta 225.36kWhr.

Esto significa que los cinco paneles son de la misma potencia pico, estén sometidos bajo la misma condiciones climáticas de Mérida, pero hay una diferencia de generación de 42.32 kWhr entre un panel y otro. Si esta diferencia se aplica a una instalación con un número considerable de paneles, esta diferencia puede significar menor inversión inicial y

menor tiempo de retorno de inversión, por la mayor cantidad de energía eléctrica que produce un panel respecto a otro de la misma capacidad de potencia

Por lo anterior este método utilizando el modelo equivalente de la celda en Matlab Simulink®, es una herramienta útil para estimar el potencial de generación de energía eléctrica de un panel fotovoltaico a partir de los datos históricos promedio de parámetros climáticos como la temperatura ambiente, la radiación solar y las horas con luz, para una ubicación geográfica [138].

Este modelo se puede utilizar para diferentes localizaciones geográficas y diferentes paneles con el fin de determinar las óptimas condiciones de producción de energía, por lo que se puede aplicar para la planeación de proyectos de generación eléctrica con SFV, basado en los datos históricos de lugar donde se instalarán los paneles. Mientras mayor sea el promedio de años utilizados, más confiables será la estimación.

3.5 Modelado y simulación del convertidor CD-CD elevador

3.5.1 Importancia del convertidor CD-CD en SFV

Entre las múltiples aplicaciones de los convertidores CD-CD, en los sistemas fotovoltaicos desempeñan alguna de estas funciones fundamentales.

- ✓ Controladores de carga en SFV autónomos.
- ✓ Cargadores de baterías en SFV autónomos.
- ✓ Como regulador del voltaje de salida para alimentar una carga en CD.
- ✓ Como una etapa previa para elevar o reducir el nivel de tensión de un convertidor CD-CA o inversor que alimenta una carga en CA.
- ✓ Como MPPT, para extraer la máxima potencia de un panel FV.

La característica más importante de los convertidores CD-CD aplicados en SFV, es que iguala la impedancia de entrada del convertidor con la impedancia de salida, de forma que la potencia máxima que entrega el panel fotovoltaico a la entrada del convertidor CD-CD con determinado nivel de voltaje, será prácticamente la misma potencia que entrega el

convertidor CD-CD a la salida para alimentar a una carga, pero con un nivel de voltaje de salida diferente.

Esta característica se utiliza para extraer de los paneles solares la mayor cantidad de energía en cada momento, forzándolos a trabajar en el punto de máxima potencia de las curvas características V-I, V-P de un panel solar. El punto óptimo de trabajo del sistema resulta de la intersección de las curvas características del panel y la carga, como se mostró en la sección 3.3.

El objetivo del convertidor CD-CD es desacoplar el panel y la carga, de modo que el panel vea a la carga en sus extremos y sea la carga la que en todo momento fuerce a trabajar al panel en el punto de máxima potencia. Esta característica permite tener alcanzar una eficiencia de conversión de energía en el convertidor CD-CD, por arriba del 90%.

El convertidor CD-CD que se utilizará para este trabajo será un convertidor elevador porque el panel proporciona un valor bajo voltaje (entre 6V-24V) y para incrementar la potencia de salida se requiere elevar el voltaje en la carga a un valor superior al de la entrada del convertidor. Este convertidor tiene como característica elevar el voltaje.

3.5.2 Esquema del convertidor elevador

La topología de un convertidor CD-CD tipo elevador, se integra de: una fuente de voltaje de corriente directa (V_{in}) que para un SFV se trata del panel fotovoltaico; un inductor o bobina (L); un interruptor de potencia (Q); un diodo ultrarrápido (d); un capacitor (C); y una carga (R_{carga}). En la figura 3.30 se muestra la representación en un circuito electrónico del convertidor elevador.

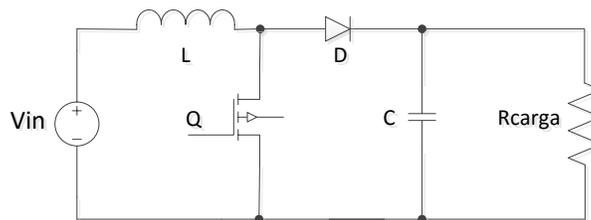


Figura 3.30 Topología de un convertidor CD-CD elevador.

3.5.3 Análisis en estado estacionario del convertidor elevador

Realizando un análisis en estado estacionario y considerando las leyes de Ohm, así como las leyes de nodos y mallas de Kirchhoff, la topología elevador se puede analizar en 2 momentos, uno cuando el interruptor esta encendido ($Q=1$) y el otro cuando está apagado ($Q=0$).

En la figura 3.31, se muestra en forma gráfica como el inductor se carga durante el encendido del interruptor y se descarga a través del diodo cuando el interruptor se apaga, transfiriendo de esta forma a la carga la energía almacena la cual se suma a que entrega la fuente, dando como resultado un (V_o) mayor al de entrada (V_{in}).

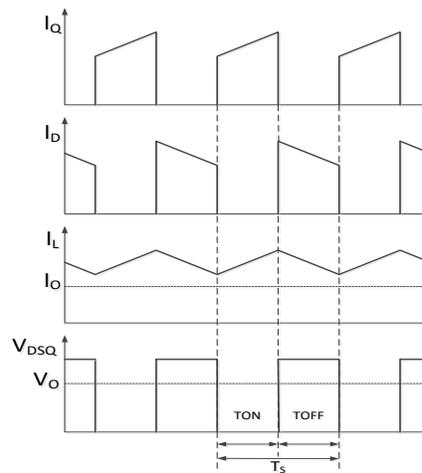


Figura 3.31 Formas de onda de la corriente de convertidor CD-CD elevador.

Cuando $Q=1$

Cuando el interruptor esta encendido (saturación) se observa que el diodo (d) queda polarizado en inversa, abriendo la conexión entre la tensión de entrada y salida. Como resultado se tiene el circuito equivalente mostrado en la figura 3.32.

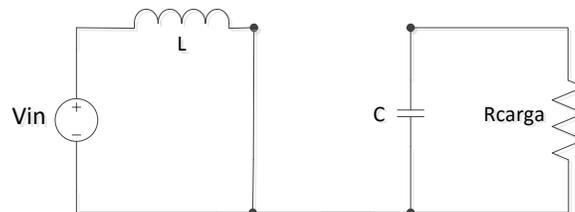


Figura 3.32 Circuito equivalente cuando Q esta encendido.

Para el circuito o malla que incluye el inductor con la tensión de entrada se tiene la siguiente ecuación:

$$V_{in} = V_L \quad V_L = L \frac{di_L}{dt} \quad (3.15)$$

$$\frac{V_{in}}{L} = \frac{di_L}{dt} \quad (3.16)$$

Mientras $Q=1$, el incremento de tiempo (dt) representa el tiempo de encendido (t_{on}) que el interruptor permanece en ese estado, del total del periodo (T) correspondiente a una frecuencia (f). En forma de ecuación:

$$\text{Para } Q = 1: \quad dt = t_{on} \quad D = \frac{t_{on}}{T} \quad dt = DT \quad (3.17)$$

donde,

$$T = \frac{1}{f}$$

Durante el tiempo t_{on} , se carga el inductor mediante el incremento de la corriente en forma constante y lineal. Se puede calcular el incremento o variación de la corriente en la bobina o inductor mediante:

$$\frac{V_{in}}{L} = \frac{di_L}{dt} = \frac{di_L}{DT} \quad (3.18)$$

$$\frac{V_{in}DT}{L} = di_{L(Q=1)} \quad (3.19)$$

Cuando $Q=0$

Cuando el interruptor está apagado (corte) la corriente almacenada en la bobina no puede variar de forma instantánea, por lo que el diodo (d) queda polarizado en directa, permitiendo que la corriente del inductor fluya hacia la carga. Como resultado se tiene el circuito equivalente mostrado en la figura 3.33.

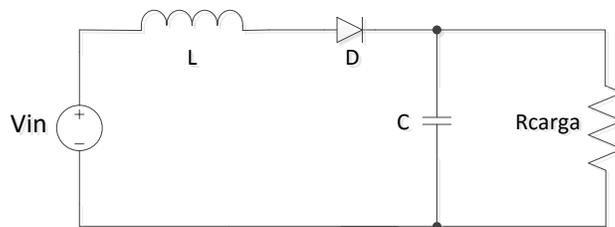


Figura 3.33 Circuito equivalente cuando Q está apagado.

Para el circuito o malla que incluye el inductor, la tensión de entrada y la tensión de salida se tiene la siguiente ecuación:

$$V_{in} = V_L + V_O \quad V_L = L \frac{di_L}{dt} \quad (3.20)$$

$$\frac{V_{in}-V_O}{L} = \frac{di_L}{dt} \quad (3.21)$$

Mientras $Q=0$, el incremento de tiempo (dt) representa el tiempo de apagado (t_{off}) que el interruptor permanece en ese estado, siendo el complemento del total del periodo (T) para la misma frecuencia (f).

$$\text{Para } Q = 0: \quad T = T_{on} + T_{off} = DT + T_{off} \quad T_{off} = T - DT = T(1 - D) \quad (3.22)$$

$$T(1 - D) = T_{off} = dt \quad (3.23)$$

Durante el tiempo t_{off} , el inductor descarga la energía almacenada durante t_{on} , decreciendo el valor de la corriente en forma constante y lineal. Se puede calcular este decremento o variación de la corriente en la bobina o inductor mediante:

$$\frac{V_{in}-V_O}{L} = \frac{di_L}{dt} = \frac{di_L}{(1-D)T} \quad (3.24)$$

$$\frac{(V_{in}-V_O)(1-D)T}{L} = di_{L(Q=0)} \quad (3.25)$$

3.5.4 Ganancia convertidor elevador

Para obtener la ecuación que describe la ganancia entre el voltaje de entrada y salida, se analiza el convertidor elevador en estado permanente o continuo. En estado permanente se cumple que la variación neta de su corriente debe ser igual cero, por lo que:

$$di_{L(Q=1)} + di_{L(Q=0)} = 0 \quad (3.26)$$

$$\frac{V_{in}DT}{L} + \frac{(V_{in}-V_O)(1-D)T}{L} = 0 \quad (3.27)$$

Cancelando T y L y despejando V_o se tiene:

$$V_{in}(D + 1 - D) - V_O(1 - D) = 0 \quad (3.28)$$

La ganancia del convertidor CD-CD elevador es:

$$\frac{V_o}{V_{in}} = \frac{1}{(1-D)} \quad (3.29)$$

Esta ganancia del convertidor también se puede obtener considerando que estado permanente también se cumple que la tensión media en el inductor es igual a cero.

$$V_L = V_{in}D + (V_{in} - V_o)(1 - D) = 0 \quad (3.30)$$

La ecuación 3.29 demuestra que el voltaje de salida (V_o) siempre va ser mayor o igual que V_{in} . También se nota que en la medida en la el tiempo de encendido (D) aumenta su valor cercano a la unidad, el valor de la tensión de salida tenderá al infinito. Sin embargo en la vida real no sucede debido a las pérdidas de los componentes reales.

3.5.5 Análisis de la corriente en el inductor

Para efectos de diseño y de asegurar el funcionamiento del convertidor elevador en estado permanente se requiere conocer la corriente media que circula en el inductor (I_L) en estado continuo o permanente, así como determinar el valor mínimo de inductancia que cumpla con esta condición.

Como se mencionó con anterioridad, una de las características más importantes del convertidor elevador en los SFV, es que la potencia entregada por el panel solar a la entrada del convertidor (P_{in}) es igual a la potencia de salida del convertidor (P_o) que es absorbida por la resistencia de carga. Esto es:

$$P_o = \frac{V_o^2}{R_{carga}} = P_{in} = V_{in} * I_L \quad (3.31)$$

Sustituyendo V_o de la ecuación de la ganancia del convertidor se obtiene:

$$V_{in} * I_L = \frac{V_o^2}{R_{carga}} = \frac{\left(\frac{V_{in}}{1-D}\right)^2}{R_{carga}} = \frac{V_{in}^2}{R_{carga} * (1-D)^2} \quad (3.32)$$

Despejando I_L de la ecuación 3.32 se tiene el valor medio de la corriente en el inductor en estado permanente:

$$I_L = \frac{V_{in}}{R_{carga}*(1-D)^2} \quad (3.33)$$

Si al valor medio de la corriente que circula en el inductor (I_L) se le suma un medio del valor del incremento de la corriente ($di_L (Q=1)$) obtenido con antelación, se tiene la corriente máxima que circula en el inductor (I_{Lmax}). De este valor, si se resta un medio del valor de incremento, se obtiene la corriente mínima que circula en el inductor (I_{Lmin}).

$$I_{max} = I_L + \frac{di_L}{2} = \frac{V_{in}}{R_{carga}*(1-D)^2} + \frac{V_{in}DT}{2L} \quad (3.34)$$

$$I_{min} = I_L - \frac{di_L}{2} = \frac{V_{in}}{R_{carga}*(1-D)^2} - \frac{V_{in}DT}{2L} \quad (3.35)$$

Para que la función de transferencia entre el voltaje de salida (V_o) y entrada (V_{in}) siempre se cumpla en estado permanente, se requiere que el valor de la corriente en el inductor siempre sea positiva, por lo que en la ecuación de la corriente mínima (I_{min}) siempre sea mayor a cero (positiva). Por lo que el límite entre la corriente permanente y la discontinua en el inductor se calcula con:

$$I_{min} = \frac{V_{in}}{R_{carga}*(1-D)^2} - \frac{V_{in}DT}{2L} = 0 \quad (3.36)$$

Despejando el valor de L se obtiene la ecuación del valor mínimo de la inductancia:

$$\frac{V_{in}}{R_{carga}*(1-D)^2} = \frac{V_{in}DT}{2L} \quad (3.37)$$

$$L_{min} = \frac{R_{carga}*DT(1-D)^2}{2} \quad (3.38)$$

Sustituyendo el periodo (T) en términos de la frecuencia de conmutación (f) se puede obtener el valor mínimo del inductor para asegurar la operación del convertidor elevador en estado permanente o continuo y evitar que la corriente este en modo discontinuo.

$$L_{min} = \frac{R_{carga}*D(1-D)^2}{2f} \quad (3.39)$$

3.5.6 Análisis de la tensión de salida

El análisis previo, se ha realizado considerando que la tensión de salida (V_o) es constante. Para que esto se cumpla el capacitor (C) tendría que tener un valor infinito de

capacitancia, por lo que en la vida real existirá un rizado (oscilación) en el voltaje de salida (V_o) que depende de la oposición del capacitor a los cambios de tensión.

Cuando $Q=1$ el capacitor provee de energía a la carga (R_{carga}) descargando el voltaje que haya almacenado. Cuando $Q=0$ el capacitor se recarga y la fuente suministra el mismo valor de tensión al capacitor que a la carga. Por lo que en ambos caso se cumple que:

$$V_o = V_C \quad I_C = C \frac{dv_C}{dt} \quad I_o = \frac{V_o}{R_{carga}} \quad (3.40)$$

Para conocer el valor de incremento de voltaje (dv_C) en el capacitor (C) se tiene:

$$C \frac{dv_C}{dt} = \frac{V_o}{R_{carga}} \quad dv_C = \frac{V_o * dt}{C * R_{carga}} \quad (3.41)$$

Sustituyendo el incremento de tiempo (dt) en términos del tiempo de encendido (D) de un periodo (T) de una frecuencia (f):

$$\Delta v_C = \frac{V_o * DT}{C * R_{carga}} = \frac{V_o * D}{C * f * R_{carga}} \quad (3.42)$$

Debido a que el incremento de tensión en el capacitor es menor que en la tensión de salida, la ecuación 3.42 se puede expresar en términos del incremento de la tensión de salida, lo que representa que su valor de rizo.

$$\frac{\Delta v_o}{V_o} = \frac{D}{C * f * R_{carga}} \quad (3.43)$$

En práctica se recomienda que el rizo de la tensión de salida sea menor al 5% para ser considerado como constante o en estado permanente.

3.5.7 Criterios de diseño del convertidor elevador

Para efectos prácticos y de posteriores simulaciones, se requiere diseñar un convertidor elevador a partir de los datos de la tabla 3.3 del panel YL110Wp sujeto a prueba en esta

tesis. De la tabla 3.3 el valor de la corriente en el punto de máxima potencia $I_{mpp}=6.3A$, y el voltaje en el punto de máxima de potencia $V_{mpp}=17.5V$.

Un parámetro importante en el diseño del convertidor elevador, es el intervalo de operación de voltaje, el cual debe corresponder al intervalo de operación del MPPT. Este parámetro es fundamental ya que a mayor intervalo de operación del convertidor elevador, mayor es el intervalo de operación del MPPT y por tanto mayor eficiencia de generación.

La figura 3.34, muestra el desempeño del panel en la curva V-I, para valores STC de T_c y E obtenido por simulación.

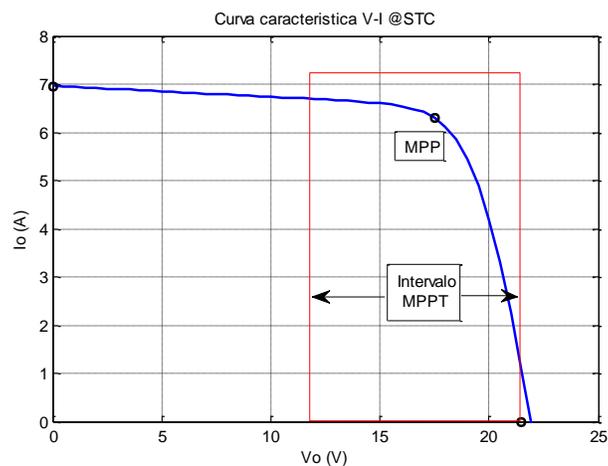


Figura 3.34 Curva característica V-I, con MPP e intervalo del MPPT.

En la sección 2.7, se menciona la falta de información reportada sobre el intervalo de operación del MPPT, unos reportan el intervalo de los valores de entrada del T_c y E pero no necesariamente es el intervalo de operación voltaje del convertidor.

En este trabajo se utilizó un método que está basado en la simulación en Matlab del modelo matemático de la celda, evaluando una serie de datos de temperatura y radiación de un día completo. Mediante la simulación se grafica la curva característica V-P por cada dato instantánea de T_c y E , y se marca el MPP de cada curva, sobreponiendo una sobre otra. De esta manera, en la figura 3.35 se marca el intervalo donde está la mayor concentración de MPP, y que será el intervalo deseado para el convertidor elevador.

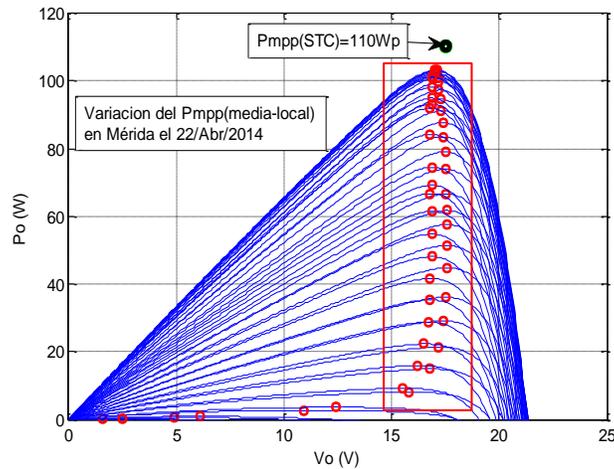


Figura 3.35 Definición del intervalo MPPT en la curva V-P ubicando los MPP.

Del resultado de la figura 3.35 y del método propuesto se establecerá un intervalo del MPPT de 15-18V, en el cual se encuentra más del 90% de la concentración de MPP. Con el intervalo definido del MPPT, se considera entonces que el convertidor elevador tendrá voltaje de entrada (V_{in}) y de salida (V_o) de 15V y 18V.

Para efectos prácticos y de diseño, se utilizará un margen $\pm 10\%$ quedando en 12V a 22V respectivamente. Este porcentaje es debido a que los componentes físicos (resistencias, inductores y capacitores) tienen una tolerancia en su valor del 10%. Considerando el intervalo de operación del voltaje de entrada de 12V a 22V, le corresponde un intervalo de T_c de 5-55°C y para E de 5-1100 kW/m².

Ahora se selecciona un valor de frecuencia de conmutación, el cual debe ser superior la frecuencia audible y debe considerarse que mientras mayor sea la frecuencia, menor será el valor de inductancia y capacitancia, sin embargo un valor muy elevado de frecuencia genera muchas pérdidas por conmutación y ruido electrónico. Un valor adecuado de frecuencia de conmutación (f) es 25kHz.

Para efectos de diseño, es necesario definir una carga, para ello se considerará una resistencia de carga mínima ($R_{carga-min}$) que resulta de dividir el voltaje en el punto de máxima potencia (V_{mpp}) entre la corriente (I_{mpp}) en ese mismo punto. Realizando la operación se tiene:

$$R_{carga-min} = \frac{V_{mpp}}{I_{mpp}} = \frac{17.5V}{6.3A} = 2.77 \quad (3.44)$$

Para efectos prácticos se establece un valor estándar y comercial superior al calculado:

$$R_{carga} = 10 \quad (3.45)$$

El último parámetro de diseño, es fijar el valor del rizo del voltaje de salida. Se recomienda un valor menor al 5%. En este caso de diseño se considerará que el rizo del voltaje de salida sea de 1% respecto al voltaje de salida. Ambos son criterios de calidad de la forma de onda del voltaje de salida.

Aplicando las ecuaciones y consideración mencionadas con antelación, se presenta en la tabla 3.7 los valores de los parámetros para poder implementar y simular el convertidor elevador.

Tabla 3.7 Parámetros y valores de diseño acorde: al panel, ubicación, e intervalo de MPPT.

V_{in}	V_{out}	f	T	T_{on}	D	R_{carga}	L	I_{Lmin}	I_{Lmax}	I_L	C_{min}
12V	22V	25kHz	40 μ s	18 μ s	0.45	10 Ω	40.48 μ H	1.57A	6.98A	4A	330 μ F

3.5.8 Resultados de simulación en PsPice® del convertidor elevador

A partir de los valores de diseño del convertidor elevador de la tabla 3.6, se realizaron simulaciones utilizando como herramienta el PsPice® versión 9.2 con el objeto de comprobar que los cálculos cumplen con el diseño por el convertidor elevador y como una importante referencia previa para realizar la simulación en Matlab Simulink®. El software de PsPice®, es un software especializado y reconocido por la comunidad científica por simulación de convertidor y circuitos electrónicos. La figura 3.36 muestra el circuito del convertidor elevador con los valores calculados para los componentes.

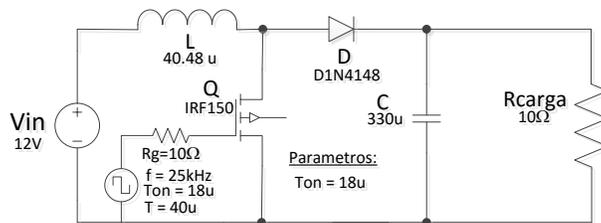


Figura 3.36 Convertidor elevador con los valores calculados.

La primera simulación consistió en comprobar que el voltaje de salida (V_o) sea igual a 22V, considerando un voltaje de entrada (V_{in}) de 12V, utilizando un carga (R_{carga}) de 10Ω , según los valores del convertidor, previamente diseñado.

La figura 3.37 muestra el resultado de la simulación en el que se comprueba satisfactoriamente como el convertidor elevador eleva el voltaje de entrada de 12V en un voltaje de salida de 22V, por lo que el convertidor podrá mover el voltaje dentro del intervalo donde se moverá el MPP como se explicó en la sub-sección 3.5.7.

Así mismo se nota que el rizo de voltaje es menor al 1% considerado en el diseño. En la figura 16 se aprecia la conmutación del interruptor (Q) a la frecuencia de 25kHz y con un ciclo de trabajo (D) de 45%.

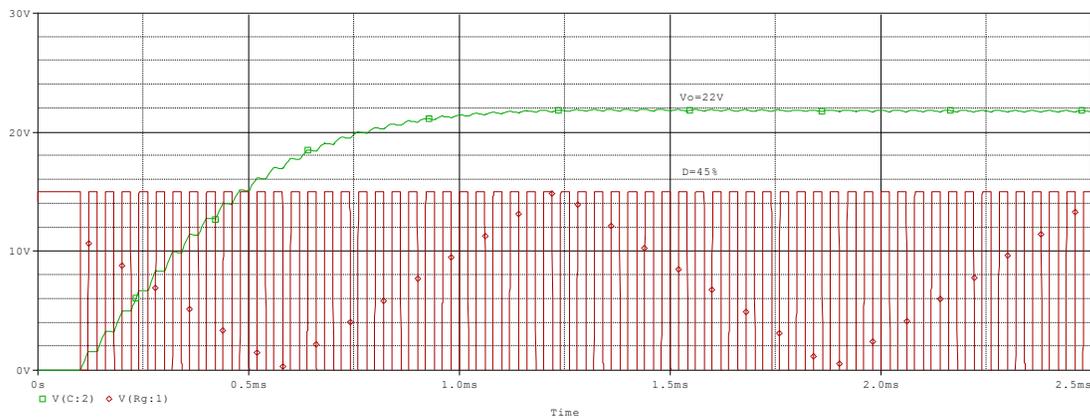


Figura 3.37 Resultado de la simulación en $V_o=22V$, $f=25kHz$, $D=45\%$, $\Delta V_o/V_o < 1\%$.

El resultado de simulación de la figura 3.38, comprueba que la corriente en el inductor (L) está trabajando en modo continuo, al verse como de forma periódica la corriente del inductor (I_L) nunca cae a cero, y se incrementa cuando el interruptor esta encendido ($Q=1$) y decrece cuando $Q=0$, a un paso contante (di_L/dt).

Se observa de la figura 3.38, que la corriente máxima del inductor $I_{max}=6.98A$ y la corriente mínima $I_{min}=1.57A$, los cuales son los valores calculados en el diseño.

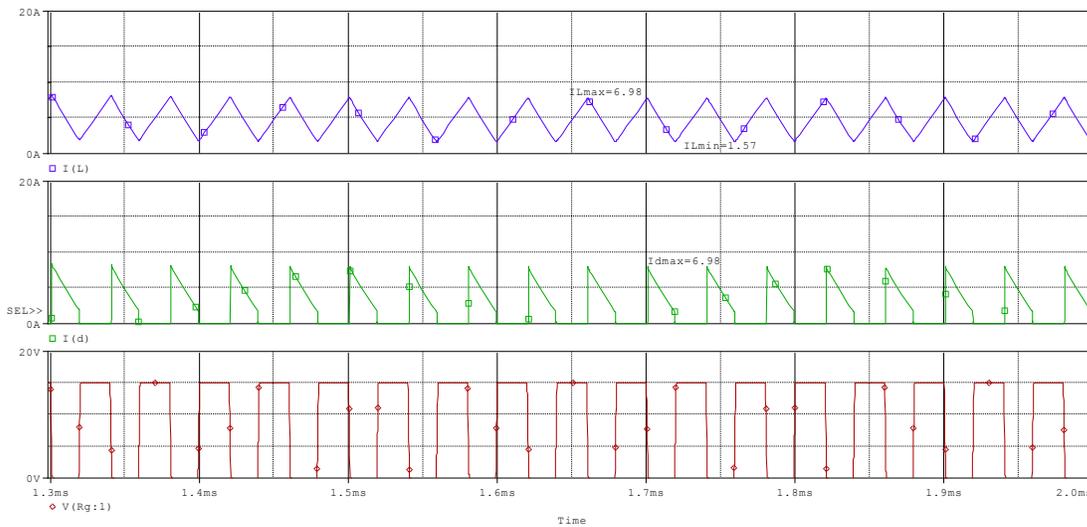


Figura 3.38 Forma de onda: a) inductor, b) diodo, c) interruptor.

El resultado de simulación de la figura 3.38, comprueba como la corriente almacenada en el inductor cuando el interruptor esta encendido ($Q=1$), se descarga por el diodo cuando el interruptor está apagado ($Q=0$). Se comprueba que el diodo responde de forma rápida y drena la corriente hacia la carga.

La figura 3.38 muestra como referencia el ciclo de conmutación del interruptor (Q) para distinguir lo que sucede cuando esta encendido ($Q=1$) y cuando está apagado ($Q=0$) y se comprueba la frecuencia de conmutación.

Con el objeto de verificar que el convertidor elevador genere un voltaje de salida (V_o) ante diferentes porcentajes de ciclo de trabajo (D), se realizó una simulación “paramétrica” en la que se realizan de forma simultánea variando valor del ciclo de trabajo. En la tabla 3.8, se muestra los valores de ciclo de trabajo (D) y el voltaje de salida (V_o) resultante.

Tabla 3.8 Resultado de la simulación paramétrica para D vs. V_o .

D	T_{on}	V_o
5%	$2\mu s$	12.2V
22.5%	$9\mu s$	15V
45%	$18\mu s$	22V
67%	$27\mu s$	37V

La figura 3.39 muestra el resultado de simulación con diferentes ciclos de trabajo.

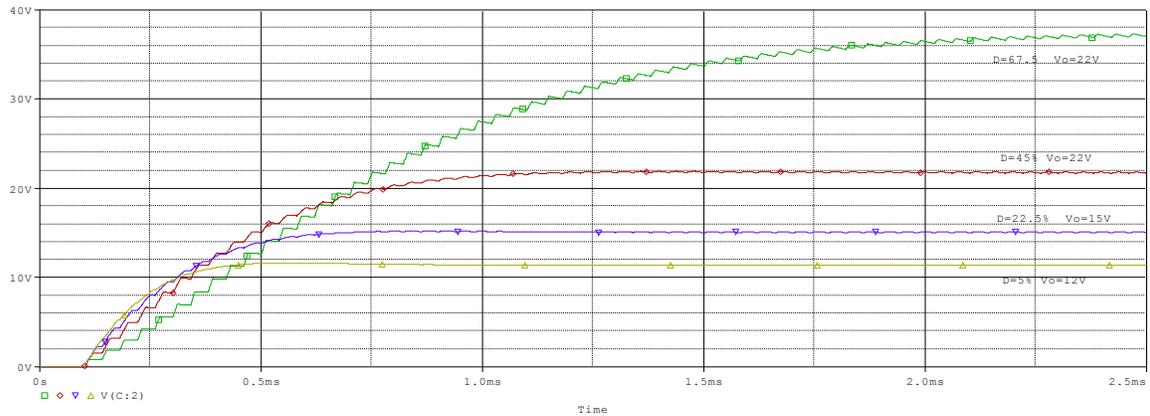


Figura 3.39 Resultado de la simulación paramétrica para diferentes D .

3.5.9 Resultados de simulación en Simulink® del convertidor elevador

Después de los resultados satisfactorios del convertidor elevador en PsPice® y de comprobar su operación, se procedió a utilizar los bloques de funciones y de elementos del Matlab Simulink®, para implementar la topología del convertidor elevador, aplicando los mismos valores calculados a partir de las ecuaciones del convertidor topología.

La figura 3.40 muestra el esquema en Matlab Simulink® del convertidor elevador.

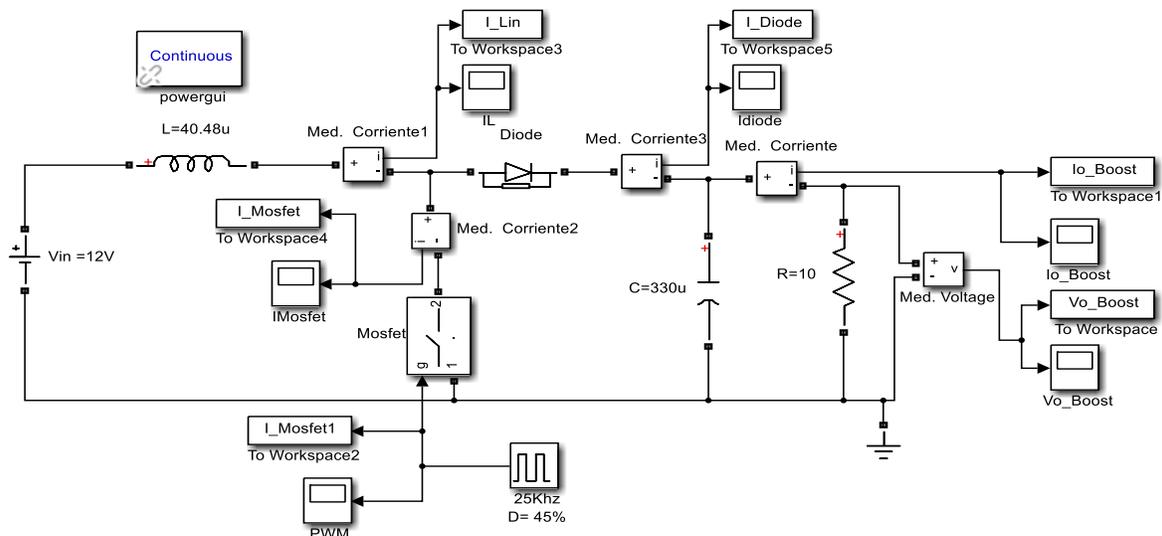


Figura 3.40 Esquema del convertidor elevador diseñado en Simulink®.

Los resultados de la simulación, se validaron respecto a la simulación en PsPice® de la figura 3.38. Las formas de onda de corriente en el inductor, y en el diodo son correspondientes con la simulación en Simulink® se muestran en la figura 3.41.

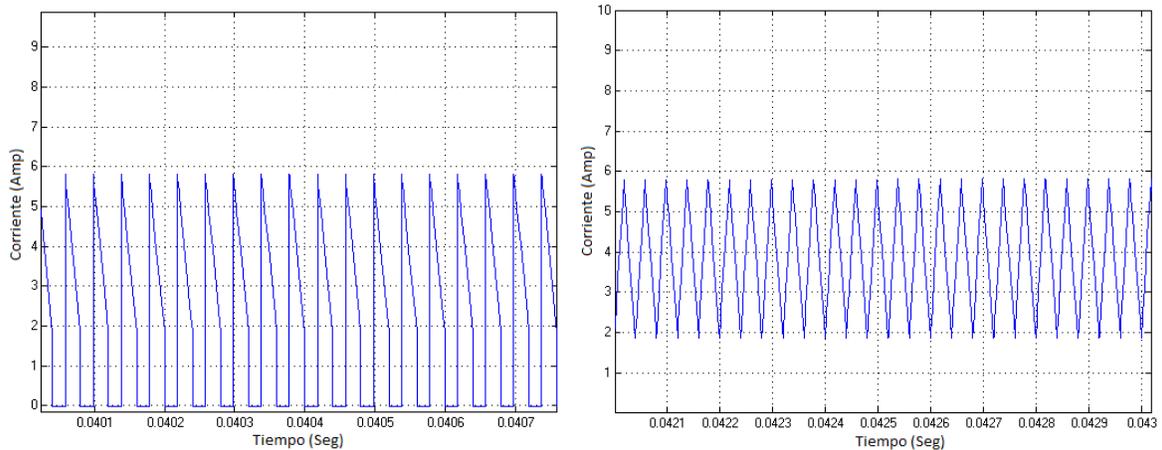


Figura 3.41 Formas de onda de corriente del convertidor elevador: a) en el diodo, b) en el inductor

Se nota que la corriente en el inductor no cae a cero, por lo que está en modo continuo. En la forma de onda del inductor, se observa cómo se carga y descarga, a través del diodo. Estos resultados son consistentes a los obtenidos mediante el PsPice®.

La tensión de salida del convertidor elevador, de acuerdo a la simulación de PsPice®, para un voltaje de entrada de 12V, y un ciclo de trabajo de 45% se tiene una tensión de salida de 22V. La figura 3.42 muestra que la tensión de salida obtenida en Matlab Simulink®, la cual tiene un valor de 21.05V, con lo que se aproxima a la simulación de PsPice®.

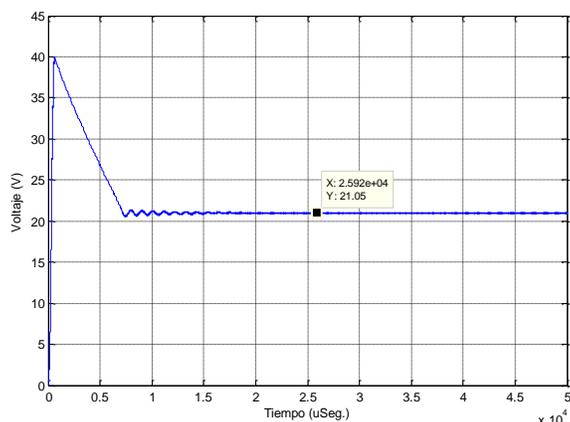


Figura 3.42 Voltaje de salida del convertidor elevador en el modelo Simulink®.

3.6 Simulación del SFV completo en lazo abierto

Una vez que se ha validado por separado, tanto el modelo del panel FV, así como el convertidor elevador, se integran en un solo esquema en Matlab Simulink® como un SFV completo, preparado para hacer la función de un MPPT.

En este sentido el esquema mostrado en la figura 3.43 utiliza un generador de modulación por anchura de pulso (PWM) para poder variar el voltaje de salida del convertidor elevador, a través del ciclo de trabajo (D), operando en lazo abierto con valores fijos por simulación de 30%, 40% y 50%

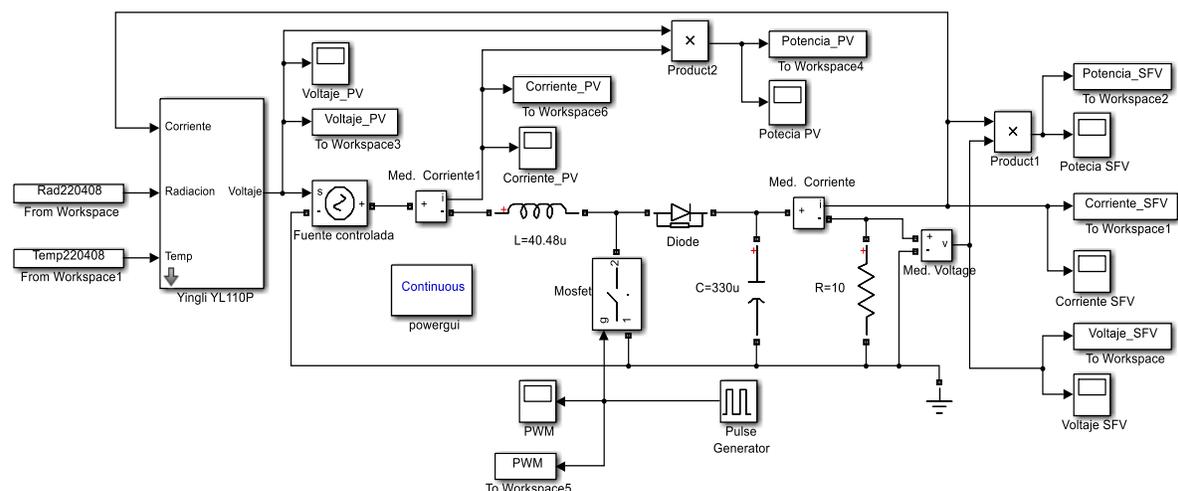


Figura 3.43 Esquema en Simulink® del sistema fotovoltaico completo en lazo abierto.

La razón de realizar la simulación con tres diferentes valores de ciclo de trabajo, es para verificar las dos características más importantes del convertidor elevador.

La primera característica consiste en igualar su potencia de entrada con la de salida, es decir que la potencia de salida del panel (P_{oPV}) se vea reflejada en la potencia de salida del SFV (P_{oSFV}).

La segunda característica consiste en elevar el voltaje de entrada (V_{oPV}) respecto al voltaje de salida del convertidor esta alimentado a una carga resistiva de 10Ω , también llamado voltaje del SFV (V_{oSFV}).

3.6.1 Resultados de simulación en Simulink® del SFV para MPPT

Como resultado de la simulación se pudo comprobar que con un ciclo de trabajo $D=30\%$, la tensión de salida del panel fotovoltaico (V_{oPV}) se incrementa de 19.9V a 27V en el voltaje de salida del SFV (V_{oSFV}). Se repitió la simulación con un ciclo de trabajo $D=40\%$, donde la $V_{oPV}=17.3V$ se incrementó a $V_{oSFV}=31V$. Esto se aprecia en la figura 3.43.

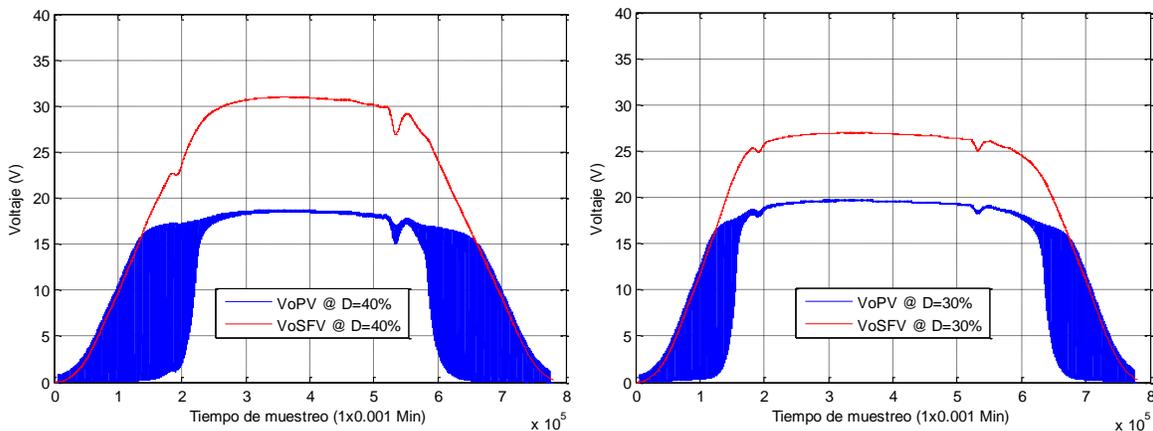


Figura 3.44 Voltaje de salida del panel vs. voltaje de salida del SFV para a) $D=40\%$, b) $D=30\%$.

Derivado del principio de igualación de potencias, el convertidor elevador, para poder compensar el incremento de voltaje debe reducir la corriente en la salida del SFV (I_{oSFV}) respecto a la corriente de salida del panel fotovoltaico (I_{oPV}). Este resultado fue evidente en ambos casos de simulación con ciclo de trabajo. Para $D=30\%$ la corriente $I_{oPV}=3.9A$ se

redujo a una corriente $I_{oSFV}=2.6^a$, y para el caso del ciclo de trabajo $D=40\%$, la corriente $I_{oPV}=5.1A$ se redujo a $I_{oSFV}=3.2A$. Esto se aprecia en la figura 3.44.

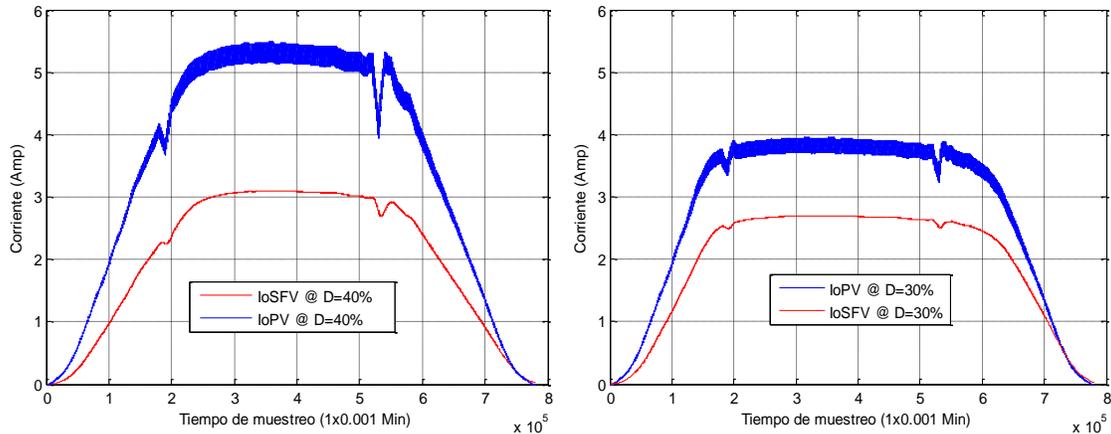


Figura 3.45 Corriente de salida del panel vs. corriente de salida del convertidor elevador.

Esta característica del convertidor elevador, se confirma en la figura 3.45 donde se aprecia como la potencia de salida del panel (P_{oPV}) es prácticamente la misma que la potencia de salida del SFV (P_{oSFV}). Para el caso del ciclo de trabajo $D=30\%$ la potencia de ambos es 75W, y para un ciclo de trabajo $D=40\%$ la potencia de ambos es de 97W.

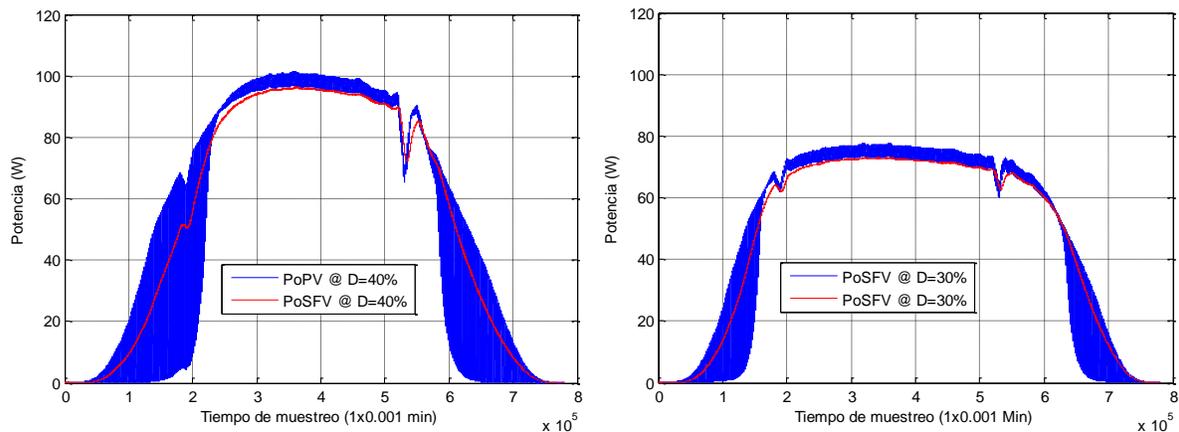


Figura 3.46 Potencia de salida del panel vs. potencia de salida del convertidor elevador.

Es importante hacer notar que la resistencia de carga $R_{carga}=10\Omega$ permaneció constante por lo que, este esquema en Simulink® permite demostrar que a pesar de tener una resistencia fija es posible extraer mayor potencia de salida en las terminales del panel,

incrementando el voltaje de salida del convertidor elevador a través de elevar el ciclo de trabajo. Para demostrarlo se realizó una simulación con tres valores diferentes de ciclo de trabajo, para observar el incremento de la potencia de salida del SFV (P_{oSFV}). Esto se puede comprobar en la figura 3.47.

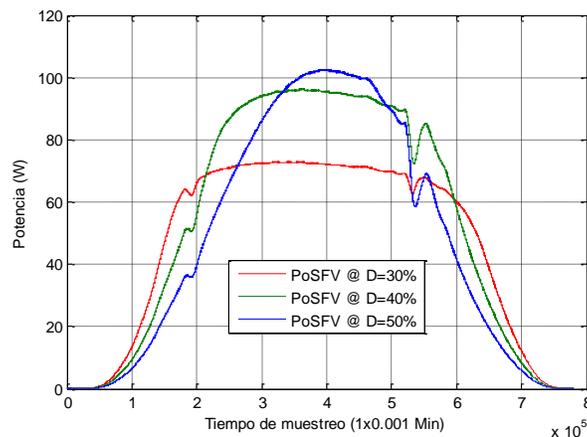


Figura 3.47 Potencia de salida del SFV para diferentes valores de ciclo de trabajo.

Considerando que en la sub-sección 3.3.3 se realizó la simulación del panel, conectando de forma directa una resistencia de carga $R_{carga}=10\Omega$, se pudo observar en la figura 3.24 que la potencia de salida fue de 40W.

De acuerdo con los datos de potencia la figura 3.47, se aprecia como el convertidor elevador aumenta la potencia conforme se aumenta el ciclo de trabajo sin modificar la resistencia de carga. Esta situación permite afirmar que el convertidor puede realizar la función de un MPPT variando el ciclo de trabajo. Por ahora el esquema presentado es en lazo abierto, hasta que se incorpore una técnica o algoritmo de control para realizar el MPPT.

CAPÍTULO 4

DISEÑO Y RESULTADOS DE MPPT CON RNA

En el capítulo 3, se presentaron los resultados y discusiones de: caracterizar las variables climáticas; los resultados y discusiones del modelo matemático de la celda FV en Matlab; los resultados y discusiones del diseño del convertidor elevador; y los resultados de integrar estas etapas en un solo esquema en Matlab Simulink®, donde se demuestra como el esquema del SFV desarrollado, puede operar como un MPPT al extraer la máxima potencia al panel solar, variando el ciclo de trabajo del convertidor en lazo abierto.

4.1 Propuesta de nuevo esquema MPPT con RNA y modelo de la celda

Desde el punto de vista científico, el diseño de una nueva topología o esquema de control empleando fundamentos basados en técnicas de control inteligentes como las redes neuronales, ecuaciones y modelos matemáticos, es una aportación por la forma de resolver la problemática, en este caso, para un MPPT que permita elevar la eficiencia de potencia eléctrica entregada por un SFV. En este trabajo, la aportación no está enfocada en el diseño de la RNA o el modelo matemático de la celda.

El esquema propuesto como MPPT, se basa en una red neuronal artificial (RNA) tipo FFNN que emplea el método de retro-propagación para entrenamiento y evaluación. El esquema de MPPT utiliza también el modelo matemático de la celda y las ecuaciones del convertidor elevador que permiten mover el ciclo de trabajo D , hasta alcanzar la máxima potencia.

La RNA es utilizada para inferir en su salida, temperatura (T_c) y la radiación (E) incidente, a partir del voltaje (V_{pv}) y la corriente (I_{pv}) de salida del panel, que funcionan como entradas de la RNA. Para evitar posibles errores ante la diversidad de combinaciones de $P_{pv}=V_{pv} * I_{pv}$, se incorpora el ciclo de trabajo D , como tercer elemento de entrada a la RNA, el cual indica un único MPP en la curva característica V-I.

Posteriormente, utilizando el mismo programa en Matlab del modelo matemático de la celda de dos diodos, se obtiene la potencia máxima (P_{mpp}), dada por una V_{mpp} y una I_{mpp} , que corresponden a la temperatura y radiación obtenidas de la RNA,

El siguiente paso consiste en encontrar de forma directa y a través de cálculos y despejes matemáticos de la ecuación que describe la ganancia del convertidor elevador, el valor del nuevo ciclo de trabajo D , de manera que permita mover la potencia de salida del panel (P_{pv}) al punto de máxima potencia (P_{mpp}) encontrado del modelo matemático de la celda.

La figura 4.1 muestra la propuesta del nuevo esquema MPPT que incorpora en su algoritmo una RNA, el modelo matemático de la celda y la obtención del ciclo de trabajo a partir de las ecuación de ganancia del convertidor elevador.

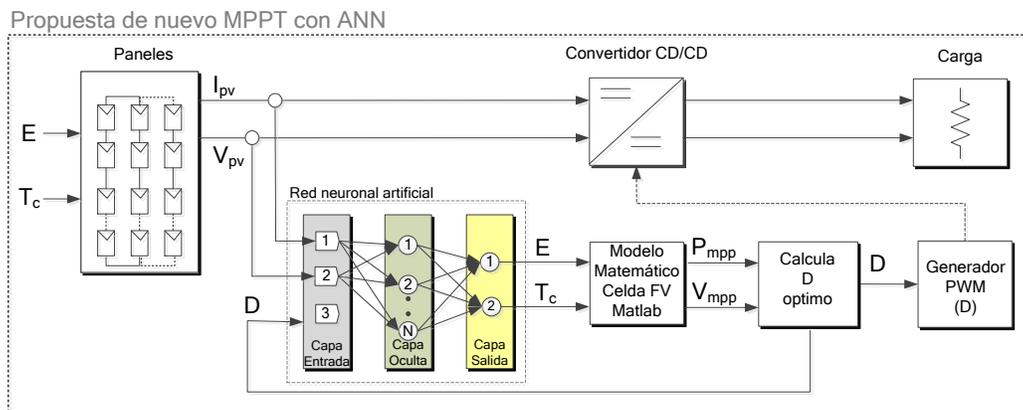


Figura 4.1 Nuevo esquema propuesto de MPPT.

Considerando las más recientes aportaciones científicas publicadas sobre los MPPT que emplean RNA presentadas en la sección 2.7, queda de manifiesto que la propuesta de esquema de MPPT planteada en esta tesis, es novedosa por tres características:

- ✓ La primera característica recae en el esquema propuesto de MPPT con RNA, ya que de acuerdo a la clasificación ampliada que se presentó en la sección 2.1, la propuesta es un MPPT moderno en lazo abierto y al momento de la búsqueda de trabajos, no se encontraron MPPT dentro de esta clasificación.

- ✓ La segunda, es la topología original que se plantea como esquema de MPPT que incorpora la RNA, el modelo de la celda y las ecuaciones del convertidor elevador. Topología que al momento del análisis del estado del arte no había sido reportada.
- ✓ La tercera característica, muestra que el MPPT propuesto es el único esquema con RNA que utiliza entre sus variables de entrada el ciclo de trabajo inferido de las ecuaciones del convertidor elevador y entre sus variables de salida la T_c y E .

Las aseveraciones anteriores quedan de manifiesto en la tabla 4.1 donde se aprecian las diferencias de la propuesta de esquema de MPPT respecto a los otros trabajos publicados recientemente de MPPT con RNA.

Tabla 4.1 Resultados comparativos de la RNA propuesta y las RNA de otras publicaciones

Referencia	Tipo de RNA	Tipo de control	Variables entrada	Variables salida
Boumaaraf et al [113]	Retro-propagación	-	V_{oc}, I_{cc}, T_c, E	D
Rizzo et al [114]	Retro-propagación	PI	V_{pv}, I_{pv}	V_{mpp}
Liu et al [115]	Retro-propagación	PID	V_{pv}, I_{pv}	V_{mpp}
Rezk et al [117]	Retro-propagación	P&O	V_{pv}, I_{pv}	I_{mpp}
Rezvani et al [118]	Retro-propagación	PI	T_c, E	V_{mpp}
Kulaksiz et al [119]	Levenberg-Marquart	CI o INC	T_c, E	V_{mpp}
Messalti et al [120]	Retro-propagación	-	dV_{pv}, dI_{pv}	D
Sarwat et al [121]	Retro-propagación	-	V_{pv}, I_{pv}	D
Hong et al [122]	Función de base radial	PI	V_{pv}, I_{pv}, T_c	V_{mpp}
Chokri et al [112]	Retro-propagación	PID	T_c, E	P_{mpp}
Caluianu et al [123]	Levenberg-Marquart	PI	T_c, E	V_{mpp}, I_{mp}
Propuesta tesis	Retro-propagación	Modelo celda	V_{pv}, I_{pv}, D	T_c, E
			V_{pv}, I_{pv}, D	T_c

4.2 Diseño de la RNA para el MPPT

Las redes neuronales artificiales se desarrollan como generalizaciones de modelos matemáticos, basadas en las siguientes afirmaciones:

- ✓ El procesamiento de información ocurre en elementos básicos llamados neuronas.

- ✓ Las señales son transmitidas entre neuronas a través de conexiones.
- ✓ Cada conexión tiene un peso, que multiplica la señal recibida.
- ✓ Cada neurona aplica una función de transferencia a la suma de las señales de entrada para determinar la señal de salida.

4.2.1 Criterios de diseño de la RNA propuesta

Considerando el esquema propuesto en la figura 4.1 y los tres principales elementos que caracterizan un RNA, se tomaron los siguientes criterios:

1. Según su arquitectura o patrón de conexión: Las RNA pueden ser de una sola capa o de múltiples capas. Para este trabajo se escogió una red “multicapa” de tres capas: una de entrada, una capa oculta y una de salida, ya que se trata de una red con tres variables de entrada (V_{pv} , I_{pv} , D) y dos variables de salida (T_c , E) como se muestra en la figura 4.2.

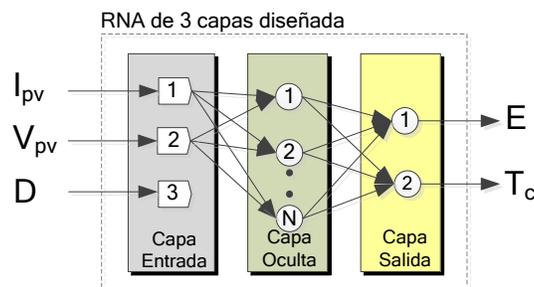


Figura 4.2 Estructura de una RNA de tres capas.

2. Según la función de activación: La señal de salida de cada unidad de procesamiento (neurona) se procesa por medio de una función de activación (f_a) o transferencia. Entre las funciones de activación más comunes están: la función lineal, Sigmoide, y de Tangente hiperbólica. Como reportó Espadas [139], para una RNA multicapa la función de activación debe ser no lineal en las capa oculta por lo que para este trabajo se seleccionó la función llamada Sigmoide por las variables no lineales.
3. Según el método de entrenamiento y aprendizaje: Existen varios métodos, pero todos se utilizan para determinar los pesos de las conexiones entre las neuronas. El método más común de entrenamiento y aprendizaje es el llamado “Heurístico” o “ensayo y

error” y se basa en realizar numerosas interacciones asignando diferentes “pesos” (w), hasta alcanzar el objetivo estadístico determinado, como reportó Tziu [140].

El método Heurístico requiere de mucho tiempo y pruebas ensayo-error, por lo que el método seleccionado para el entrenamiento y aprendizaje es el llamado retro-propagación que permite ser implementado utilizando un programa en código Matlab o una herramienta de Matlab Simulink®. Este método fue ideado por Rumelhart et al [141], y posee una base matemática sólida y es ideal para RNA de tres capas.

Al igual que otros métodos, el objetivo de retro-propagación es ajustar el valor del “peso” multiplicado por cada entrada en la capa oculta, de manera que genere una respuesta adecuada a la variable de salida por obtenerse, reduciendo en todo momento el error MSE. Estas características y su porcentaje de éxito lo han convertido en uno de los algoritmos de entrenamiento y aprendizaje más populares, como reporto Wang [142]. En el capítulo dos se citan varios trabajos sobre MPPT con RNA y el 90% de ellos utiliza el método de retro-propagación.

Debido a que el método de retro-propagación permite reducir el MSE a través del gradiente descendiente, este método es ampliamente utilizado para RNA donde se requiere inferir una o varias variables a partir de otras. Existen otros métodos, pero son utilizados para reconocimiento de patrones, generar pronósticos o para redes auto-gestionables.

4.2.2 Unidad de proceso del RNA

La neurona es la unidad básica y principal de procesamiento de RNA a partir de la cual se hace un análisis matemático. En la figura 4.3 se muestra la neurona (u), que recibe las señales de entradas ($x_1, x_2 \dots x_n$), multiplicadas por sus pesos correspondientes ($w_1, w_2, \dots w_n$) y una entrada de bias (b);

El resultado de la neurona, requiere de una función de activación (f_a) o función de transferencia, la cual evalúa la sumatoria de la señales de entrada para obtener la salida (y).

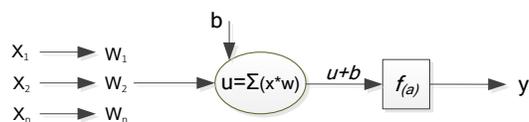


Figura 4.3 Estructura de una neurona (u).

A partir de la figura 4.3, la expresión matemática que define una neurona (u) en términos de las variables de entrada (x) y los pesos (w) está dada por:

$$u_{(x,w)} = \sum_{i=1}^n (w_i * x_i) \quad (4.1)$$

Aplicando una función de activación al resultado de la neurona sumado a una estrada de bias, se obtiene la expresión matemática que define a la variable de salida (y) dado por:

$$y = f_a(u + b) \quad (4.2)$$

donde,

- u es la neurona
- y es la variable de salida
- w es el peso
- x es la variable de entrada
- b es la bias
- $f(a)$ es la función de activación Sigmoide
- n es el número de entradas

4.2.3 Ecuaciones de la RNA de tres capas

Considerando el modelo y la ecuación que define la neurona básica, se aplicó dicho esquema a la red neuronal de tres entradas y dos salidas propuesta en este trabajo en la figura 4.3, para obtener las ecuaciones que definen su comportamiento. Como resultado se plantea en la figura 4.4 el esquema de RNA obtenido.

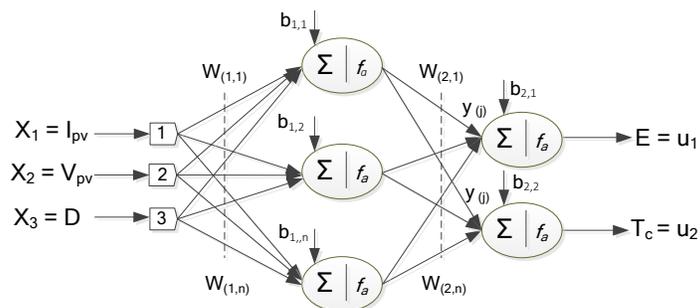


Figura 4.4 Estructura de la RNA tres entradas y dos salidas.

De acuerdo a la figura 4.4, los pesos entre la capa de entrada y la oculta se representan con $w_{(1,n)}$ y las bias de la capa oculta con $b_{(1,n)}$. Esto es, de la capa de entrada a la capa oculta se tiene que la ecuación por cada neurona $u_{(x,w)}$:

$$u_{(x,w)} = \sum_{i=1}^n (w_{1,i} * x_i) \quad (4.3)$$

En la capa oculta, por cada neurona u_j se tiene una salida $y_{(j)}$ que resulta de aplicar la función de activación, a la suma de la neurona y la entrada de bias, como se presenta en la siguiente ecuación:

$$y_j = f_a(u_j + b_{1,i}) \quad (4.4)$$

La ecuación 4.4, define la salida y_j de las neuronas en la capa oculta; pero también estas salidas servirán de entrada a cada una de las neuronas de la capa de salida. En este caso los pesos entre la capa oculta y la capa de salida se representan con $w_{(2,n)}$. Reestructurando la ecuación 4.5 se tiene:

$$z_{(y,w)} = \sum_{j=1}^n (w_{2,j} * y_j) \quad (4.5)$$

Para la RNA propuesta, se tendrán dos neuronas en la etapa de salida que corresponde a sendas variables de salida deseadas (T_c y E). Para obtener la salida de cada una de esta neuronas debe aplicarse de nuevo la función de activación al resultado de la sumatoria más las bias de la capa de salida $b_{(2,n)}$. Para la neurona de salida correspondiente a la radiación (E) se tiene:

$$E = f_a(z_{(y,w)} + b_{2,1}) \quad (4.6)$$

Aplicando el mismo procedimiento para obtener la neurona de salida correspondiente a la temperatura (T_c), se tiene:

$$T_c = f_a(z_{(y,w)} + b_{2,2}) \quad (4.7)$$

4.2.4 Ecuaciones de la función de activación

Como se mencionó en la sub-sección 4.2.1, la función de activación seleccionada para activar las neuronas en la capa oculta y en la capa de salida, es la función Sigmoide descrita por la siguiente ecuación:

$$y = f(x) = \frac{1}{(1+e^{-(x)})} \quad (4.8)$$

La ecuación 4.8 determina la ganancia no lineal de la neurona, definida como la razón de cambio en la señal de salida con respecto a la variación de la entrada. De acuerdo a la ecuación, para valores pequeños de entrada, el cambio de la señal de salida es alto, mientras que para un valor de entrada grande, el cambio en la salida es bajo. Aplicando la función de activación Sigmoide en la capa oculta, las salida y_j de cada una de las neuronas, está dado por la siguiente ecuación:

$$y_j = \frac{1}{(1+e^{-(u_j+b_{1,i})})} \quad (4.9)$$

donde

y_j es la salida de cada una de las j neuronas de la capa oculta

Aplicando la función de activación Sigmoide en la capa de salida, las salidas de cada una de las neuronas E y T_c , está dado por las siguientes ecuaciones:

$$E = \frac{1}{(1+e^{-(z(y,w)+b_{2,1})})} \quad T_c = \frac{1}{(1+e^{-(z(y,w)+b_{2,2})})} \quad (4.10)$$

4.2.5 Algoritmos de entrenamiento de la RNA

Como se señaló en la sub-sección 4.2.1 el método de entrenamiento seleccionado para este trabajo es el de retro-propagación. Para la implementación de este método se utilizará la propuesta desarrollada Matlab Simulink® por Demulth [143], la cual consiste en actualizar los pesos y bias de la RNA en la dirección donde la función de desempeño disminuya más rápido, el negativo del gradiente (g). Una iteración (k) de este algoritmo se puede describirse por la siguiente ecuación como:

$$q_{(k)} + 1 = q_{(k)} - a_{(k)} * g_{(k)} \quad (4.11)$$

donde,

k es el número de iteración

q es el vector de pesos (w) y bias (b)

g es el gradiente

a es la tasa de aprendizaje.

Existen dos maneras diferentes en la cual el algoritmo de gradiente descendente puede ser aplicado: modo incremental y modo por lotes. La herramienta de Matlab Simulink® utiliza el modo incremental donde el gradiente es calculado y los pesos son modificados después de que cada entrada es presentada a la RNA.

Esta técnica de retro-propagación minimiza el MSE entre la salida real y la esperada, aplicando como ya se explicó, el concepto de gradiente descendente. La ecuación que describe el error de una neurona $u_{(x,w)}$, está dado por:

$$e_{(k)} = d_{(k)} - y_{(k)} \quad (4.12)$$

donde,

k es el número de iteración

e es el error

d es la salida deseada

y es la salida de la neurona

El valor del error de toda la RNA, está dado por la suma del error cuadrático (se) de la salida de cada neurona, esto es:

$$se_{(k)} = \sum e^2_{(k)} \quad (4.13)$$

Por último el valor del error promedio cuadrático (MSE), será el valor promedio del error cuadrático del número iteraciones realizadas. En forma de ecuación se tiene:

$$MSE = \frac{1}{k} \sum_1^k se_{(k)} \quad (4.14)$$

4.3 Implementación y entrenamiento de la RNA

Considerando el diseño y la estructura de la RNA, así como las ecuaciones desarrolladas para implementarlo que se presentaron en la sección 4.2. Se utilizará el Matlab Simulink® para realizar la implementación y entrenamiento de la RNA, ya que incluye herramientas como NFTOOL y NTSTOOL para inferir y predecir respectivamente una salida deseada a partir de una entrada.

De igual manera se implementará un programa en Matlab correspondiente a la RNA que resulte con el menor error, para que pueda ser simulado en Simulink® a través un bloque funciones que ejecute el programa. La ventaja de este programa es que permitirá hacer un ajuste fino de los pesos para reducir el MSE.

Es importante recordar que la RNA que se propone para el nuevo esquema de MPPT de este trabajo, tiene la función de encontrar dos salidas o resultados: el valor de la radiación y la temperatura, a partir de las siguientes tres entradas: ciclo de trabajo, voltaje y corriente de salida del panel solar.

Para poder simular tanto las herramientas de Simulink® o con el programa en línea de códigos de Matlab, se implementaron dos matrices de datos: una para la entrada con las tres variables ya descritas; y otra para salida con las variables citadas.

4.3.1 Obtención de las matrices de datos de entrada y salida para la RNA

Para obtener las matrices de datos de entrada y salida se utilizó el modelo en Matlab Simulink® del sistema fotovoltaico completo en lazo abierto de la figura 3.43. En este modelo se aseguró que las cinco variables que servirán para la red neuronal (V_{pv} , I_{pv} , D , E , T_c) quedaran en el “workspace” del Matlab, para poder conformar las matrices de datos de entrada y salida de la RNA.

Utilizando los datos climáticos caracterizados en Excel, provenientes de la base de datos del CINVESTAV, se escogió un día de cada mes del año y se conformó doce matrices de datos de Matlab, una por cada día seleccionado.

Se realizó la simulación para cada uno de los doce días seleccionados, con nueve diferentes ciclos de trabajo que van del 20% al 60% con incrementos del 5%. Como resultado se obtuvo nueve matrices de datos para cada una de las doce matrices.

Considerando que la totalidad, se realizaron 108 simulaciones que resultaron en 108 matrices de datos con las cinco variables. Las nueve matrices de cada día, se integraron en una sola, de manera que al final se obtuvo doce matrices representativas por cada día del mes del año.

Para poder utilizar la matriz de datos previa, se requiere dividirla para obtener tener una matriz de datos de las tres variables de entrada y otra matriz de datos de las dos variables de salida. A partir de esto, las doce matrices de cinco variables, se procesaron y se obtuvieron doce diferentes matrices de entrada (720x3) con las variables (V_{pv} , I_{pv} , D); y doce matrices de salida (720x2) con las variables (E y T_c).

4.3.2 Implementación de la RNA con NFTOOL

A partir de las matrices de datos de entrada y salida, es posible realizar en Matlab Simulink® la obtención de la RNA para cada una de las doce matrices correspondientes a un día de cada mes del año. Se utilizó la herramienta NFTOOL porque infiere la variable de salida deseada a partir de la variable de entrada. Se seleccionó del total de muestras de cada matriz, un 70% para entrenamiento, un 15% para validación y un 15% para prueba.

Como se mencionó con antelación, el método empleado para el entrenamiento es el algoritmo conocido como retro-propagación; la función de activación (f_a) es Sigmoide en la capa oculta y en la capa de salida. El esquema de la RNA implementada en Simulink®, se presenta en la figura 4.5.

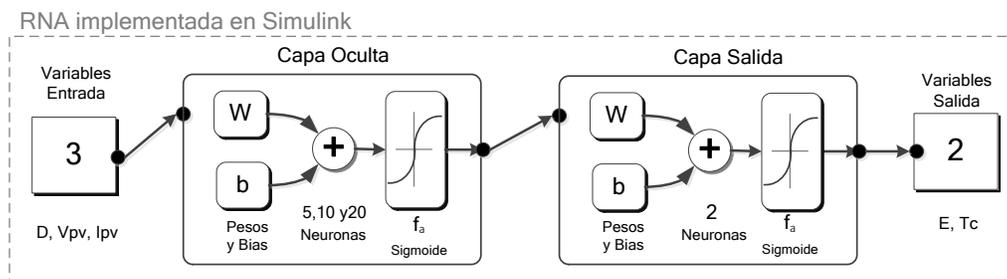


Figura 4.5 Esquema de la RNA en Simulink® con 5, 10 y 20 neuronas en la capa oculta.

Para validar los resultados la red neuronal obtenida o decidir volver a entrenarla, existen dos parámetros que se requiere analizar de acuerdo al método de retro-propagación:

MSE: Es el error promedio cuadrático. Valores cercanos a cero, indican que la salida tiene un error muy pequeño respecto a su salida objetivo. Para esto se grafica un histograma del error, mostrando la distribución del mismo.

Regresión (R): Los valores de regresión miden la correlación entre las salidas y el objetivo. Un valor de regresión cercano a la unidad, significa que existe una alta correlación entre los datos. Un valor de regresión cercano a cero, significa que los datos son dispersos y no hay correlación entre ellos. Para esto se realizaron gráficas de correlación.

4.3.3 Resultados del entrenamiento de la RNA con NFTOOL

Utilizando las doce matrices de datos de entrada y las doce matrices de salida, correspondientes a un día de cada mes del año, se cargaron en la herramienta de NFTOOL de Simulink® y se corrió diversas simulaciones con 10, 5 y 20 neuronas en la capa oculta, con el objetivo de encontrar la RNA con menor MSE y R más cercano a la unidad.

Es importante destacar que la herramienta de Simulink® asigna los valores de los pesos (w) y las bias (b), y de manera automática optimiza dichos valores para entrenar la RNA.

4.3.3.1 Resultados de entrenamiento con 10 neuronas

La tabla 4.2 muestra el concentrado de los resultados de RNA con tres entradas (V_{pv} , I_{pv} y D), dos salidas (T_c y E) y 10 neuronas, indicando el valor obtenido de MSE y de regresión, con el fin de analizar y determinar, qué día de cada mes del año, obtuvo como resultado el menor MSE y la R más cercana a la unidad.

Tabla 4.2 Resultados de RNA con 10 neuronas para un día de cada mes del año.

10 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,966	0,98	0,945	0,992	0,996	0,963	0,985	0,988	0,961	0,99	0,979	0,989
R-Validación	15%	0,958	0,979	0,956	0,992	0,996	0,961	0,978	0,99	0,963	0,992	0,982	0,988
R-Evaluación	15%	0,957	0,983	0,949	0,993	0,992	0,953	0,98	0,985	0,963	0,994	0,978	0,987
MSE-Entrenamiento	70%	3189	1291	7762	522	440	4063	1773	1251	3010	905	2909	1512
MSE-Validación	15%	3540	1191	7141	543	463	4414	2340	1186	3120	781	2833	1677
MSE-Evaluación	15%	4388	1123	6624	446	843	4900	2390	1356	2867	661	3205	1758
R-Total	15%	0,819	0,808	0,752	0,815	0,875	0,68	0,722	0,801	0,783	0,836	0,798	0,89
MSE-Total	15%	3422	1251	7498	519	504	4241	1951	1210	3005	849	2941	1574

Los resultados de la tabla 4.2, señalan que la red neuronal con datos del día 18 de octubre obtuvo el menor error MSE=440 y la correlación cercano a la unidad R=.996. En la figura 4.6, se muestra el histograma con el promedio de error cuadrático más bajo de las doce redes neuronales simuladas.

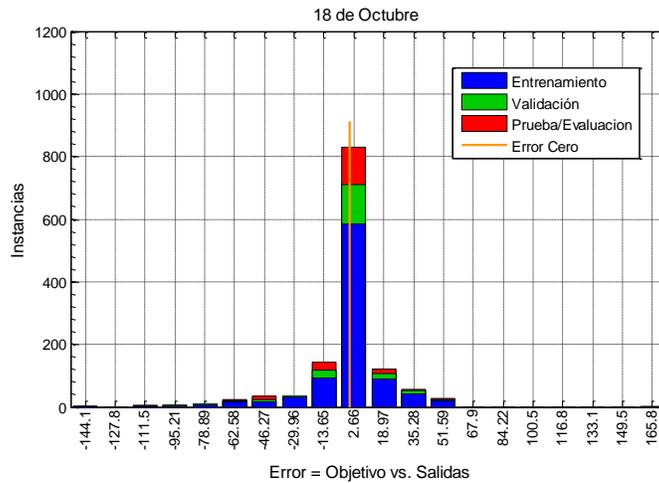


Figura 4.6 Histograma del MSE de la RNA simulada con 10 neuronas.

En la figura 4.7, se muestra el valor de regresión más próximo a la unidad, de las doce redes neuronales simuladas. En la gráfica se muestra que los datos (círculos) tienen poca dispersión respecto al objetivo (línea).

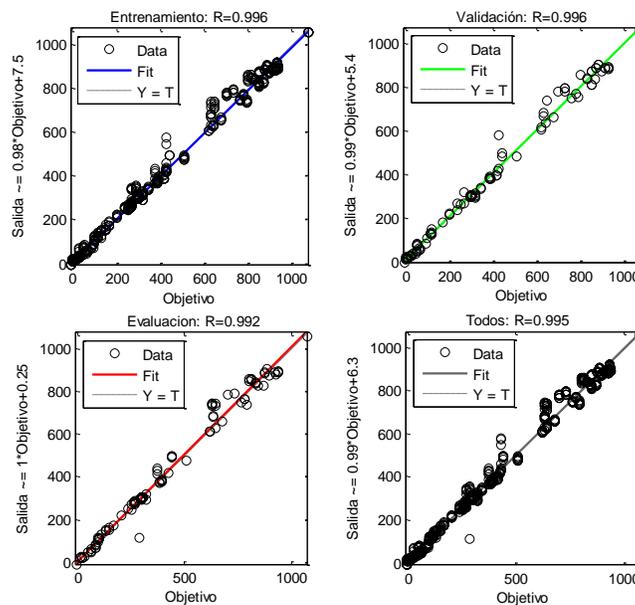


Figura 4.7 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 10 neuronas.

4.3.3.2 Resultados de entrenamiento con 5 neuronas

Con el objetivo de evaluar la existencia de un menor error MSE y un valor más próximo a la unidad de la regresión, empleando la herramienta de Simulink®, se obtuvieron doce

nuevas redes neuronales, una por cada día del mes del año, a partir de sus respectivas matrices de entrada y salida de datos, pero ahora se reduce de 10 a 5 neuronas en la capa oculta, para analizar los resultados. La tabla 4.3 muestra el concentrado de los resultados de RNA con tres entradas (V_{pv} , I_{pv} y D), dos salidas (T_c y E) con cinco neuronas, indicando el valor de MSE y el valor de regresión.

Tabla 4.3 Resultados de RNA con 5 neuronas para un día de cada mes del año

5 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,965	0,981	0,947	0,992	0,996	0,961	0,985	0,99	0,961	0,991	0,979	0,988
R-Validación	15%	0,954	0,979	0,947	0,991	0,994	0,965	0,98	0,987	0,965	0,992	0,981	0,986
R-Evaluación	15%	0,962	0,989	0,939	0,994	0,995	0,963	0,98	0,983	0,961	0,992	0,984	0,991
MSE-Entrenamiento	70%	3217	1151	7587	519	454	4384	1814	1092	3064	892	2949	1605
MSE-Validación	15%	4360	1544	8233	679	577	3734	2075	1203	2757	685	2826	2047
MSE-Evaluación	15%	3457	737	7827	397	558	3988	2430	1814	3039	831	2225	965
R-Total	15%	0,756	0,701	0,683	0,676	0,713	0,732	0,768	0,811	0,691	0,792	0,619	0,802
MSE-Total	15%	3424	1148	7721	525	488	4227	1946	1217	3014	852	2822	1575

Los resultados de la tabla 4.3, de manera consistente señala que la red neuronal con datos del día 18 de octubre obtuvo el menor error MSE=454 y la regresión ms próxima ala unidad R=.996. En la figura 4.8, se muestra el histograma con el error medio cuadrático más bajo de las doce redes neuronales simuladas.

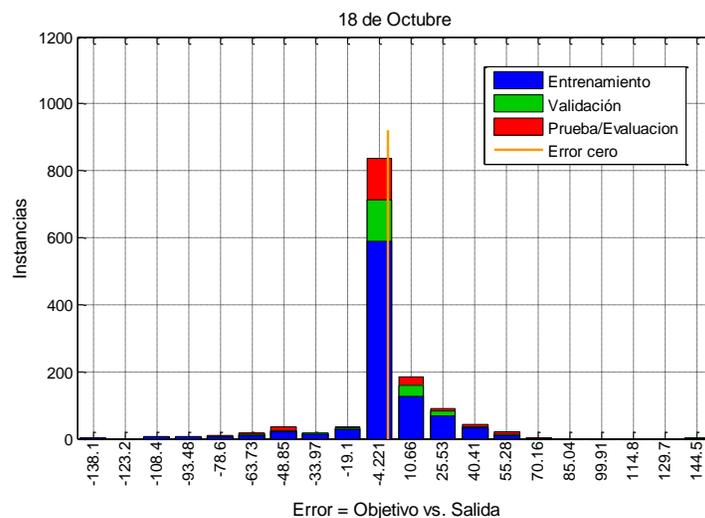


Figura 4.8 Histograma del MSE de la RNA simulada con 5 neuronas.

En la figura 4.9, se muestra las gráficas con el valor de regresión más próximo a la unidad, de las doce redes neuronales simuladas. En la gráfica se muestra que los datos (círculos) tienen poca dispersión respecto al objetivo (línea).

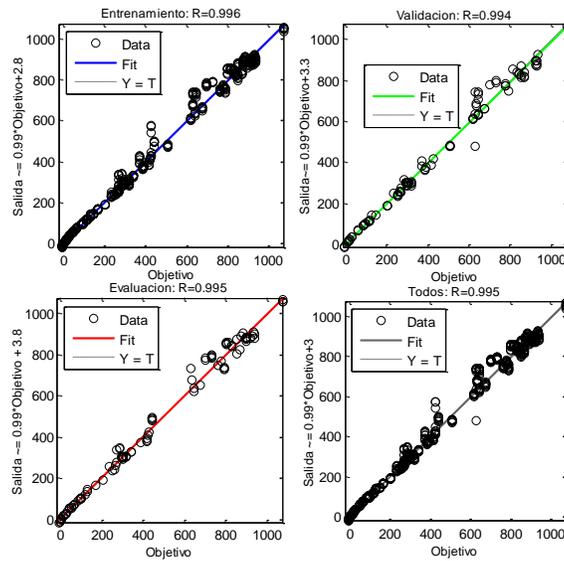


Figura 4.9 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 5 neuronas.

4.3.3.3 Resultados de entrenamiento con 20 neuronas

Por último se obtendrá en Simulink®, doce nuevas redes neuronales, una por cada día del mes del año, a partir de sus respectivas matrices de entrada y salida de datos, pero ahora incrementado de 10 a 20 neuronas en la capa oculta. La tabla 4.4 muestra el concentrado de los resultados de RNA con tres entradas (V_{pv} , I_{pv} y D), dos salidas (T_c y E) con 20 neuronas, indicando el valor de MSE y el valor de regresión R.

Tabla 4.4 Resultados de RNA con 20 neuronas para un día de cada mes del año.

20 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,962	0,984	0,948	0,992	0,996	0,959	0,984	0,989	0,96	0,991	0,975	0,989
R-Validación	15%	0,964	0,978	0,945	0,989	0,996	0,967	0,981	0,988	0,963	0,992	0,975	0,986
R-Evaluación	15%	0,967	0,981	0,947	0,992	0,995	0,963	0,985	0,987	0,97	0,993	0,969	0,988
MSE-Entrenamiento	70%	3513	983	7599	514	382	4330	1982	1141	3152	861	3438	1462
MSE-Validación	15%	3335	1496	8265	625	504	3490	2066	1315	3003	804	3566	2134
MSE-Evaluación	15%	3188	1347	6447	505	454	4645	1705	1310	2427	721	5028	1726
R-Total	15%	0,82	0,816	0,782	0,776	0,923	0,65	0,749	0,819	0,834	0,881	0,758	0,862
MSE-Total	15%	3438	1115	7526	529	411	4251	1953	1193	3021	832	3695	1603

Los resultados de la tabla 4.3, vuelven a coincidir que la red neuronal con datos del día 18 de octubre obtuvo el menor error MSE=411 y la correlación más próxima a la unidad R=.996. En la figura 4.10, se muestra el histograma con el error medio cuadrático más bajo de las doce redes neuronales simuladas.

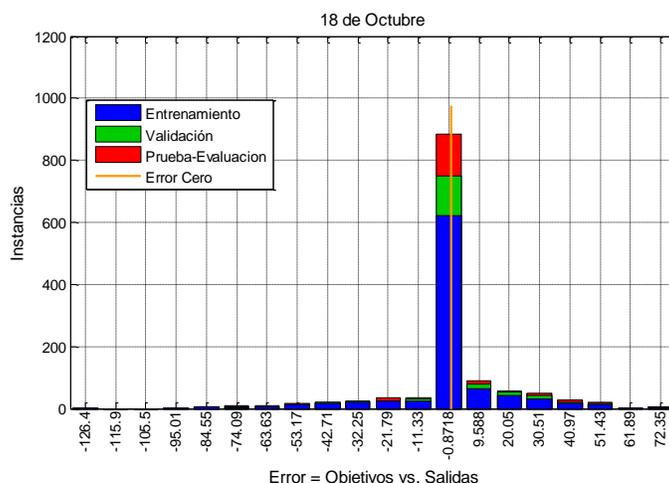


Figura 4.10 Histograma del MSE de la RNA simulada con 20 neuronas.

En la figura 4.11, se muestra las gráficas de regresión con valor más cercano a la unidad, de las doce redes neuronales simuladas. En la gráfica se muestra que los datos (círculos) tienen poca dispersión respecto al objetivo (línea).

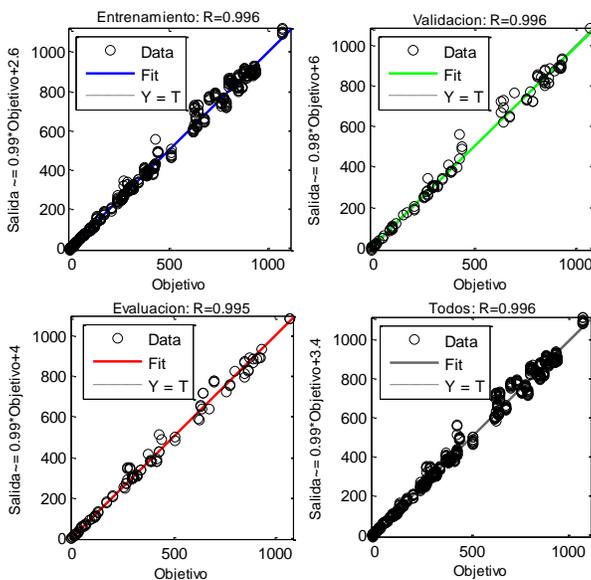


Figura 4.11 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 5 neuronas.

4.3.3.4 Selección de la RNA con menor error MSE

Como resultado de simular las doce diferentes matrices de datos correspondiente a un día de cada mes del año, con diferentes número de neuronas en la capa oculta (5, 10 y 20),

se pudo observar de la comparación presentada en la tabla 4.5 que la red neuronal con datos del día 18 de octubre, es la que presentó de forma consistente el menor MSE y la R más cercana a la unidad.

Tabla 4.5 Resultados de RNA con 5,10 y 20 neuronas del día 18 de octubre con NFTOOL.

RNA - NFTOOL		5 Neuronas	10 Neuronas	20 Neuronas
Datos	%	648	648	648
R-Entrenamiento	70%	0,996	0,996	0,996
R-Validación	15%	0,994	0,996	0,996
R-Evaluación	15%	0,995	0,992	0,995
MSE-Entrenamiento	70%	454	440	382
MSE-Validación	15%	577	463	504
MSE-Evaluación	15%	558	843	454
R-Total	15%	0,713	0,875	0,923
MSE-Total	15%	488	504	411

Por otra parte, se pudo observar, que a mayor número de neuronas en la capa oculta, menor es el error MSE y menor es la dispersión de datos. Derivado de esta observación la red neuronal con 20 neuronas correspondiente a los datos del día 18 de octubre, es la RNA que seleccionada bajo el método de retro-propagación.

4.3.4 Implementación de la RNAD con NTSTOOL

Con el objetivo de probar otro tipo de RNA, se utilizó la herramienta NTSTOOL ideal para redes neuronales dinámicas (RNAD), que tienen como diferencia de la RNA tipo FFNN, que la variable de entrada no se infiere o se construye a partir de los datos de experiencia, si no que en este tipo de RNAD que predice la salida utilizando un lazo de retro-alimentación a partir de los datos de salida.

Dependiendo del tipo de problema por resolver con la RNAD se puede utilizar un tipo de solución: NARX, NAR, o NIO. Se seleccionó la solución NARX por ser una herramienta de predicción de NTSTOOL óptima para sistemas físicos o modelos dinámicos, como describe Demulth [143].

Se utilizó las mismas matrices de datos de entrada y salida para obtener la RNAD con solución NARX para cada una de las doce matrices correspondientes a un día de cada

mes del año. De igual manera, para esta RNAD se mantuvo la misma proporción del total de muestras de cada matriz, siendo un 70% para entrenamiento, un 15% para validación y un 15% para prueba.

De acuerdo a la herramienta NFTOOL, el método empleado para el entrenamiento fue el NARX con función de activación Sigmoide en la capa oculta, y función de activación lineal en la capa de salida. El esquema de la RNAD implementada en Simulink®, se presenta en la figura 4.12.

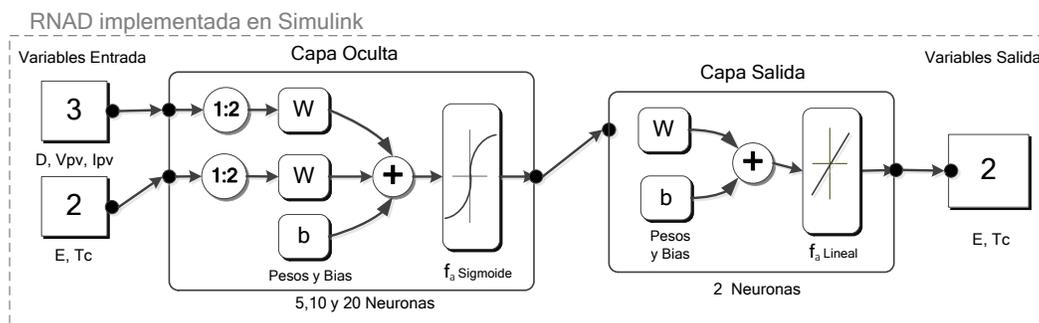


Figura 4.12 Esquema de la RNAD en Simulink® con 5, 10 y 20 neuronas en la capa oculta.

Para determinar si los resultados la red neural obtenida son los deseados o decidir volver a entrenarla, se utilizaron los mismos dos parámetros de criterio que en el método de retro-propagación: el menor error MSE y regresión R más cercana a la unidad.

4.3.5 Resultados del entrenamiento de la RNAD con NTSTOOL

Utilizando el mismo procedimiento de la sub-sección 4.3.3 se empleó la matriz de datos de entrada y de salida del 18 de octubre y se cargó en la herramienta de NTSTOOL usando el método NARX de entrenamiento, validación y prueba.

Se ejecutó las simulaciones con 5, 10 y 20 neuronas en la capa oculta, con el objetivo de encontrar de nueva cuenta la RNAD con menor MSE y la R más cercana la unidad. Los resultados de simulación para el día 18 de octubre se presentan en la tabla 4.6

Tabla 4.6 Resultados de RNAD con 5,10 y 20 neuronas para el día 18 de octubre con NTSTOOL.

RNAD - NTSTOOL		5 Neuronas	10 Neuronas	20 Neuronas
Datos	%	648	648	648
R-Entrenamiento	70%	0,968	0,994	0,991
R-Validación	15%	0,961	0,991	0,988
R-Evaluación	15%	9,48	0,983	0,985
MSE-Entrenamiento	70%	3697	681	943
MSE-Validación	15%	4650	1365	1252
MSE-Evaluación	15%	6249	1974	1580
R-Total	15%	0,961	0,963	0,907
MSE-Total	15%	4224	978	897

De forma consistente, la RNAD con 20 neuronas obtuvo menor error MSE que las RNAD de 10 y 5 neuronas. El valores obtenidos fueron para el error MSE=897 y para la regresión R=.907. En la figura 4.13, se muestra el histograma con el promedio de error cuadrático más bajo.

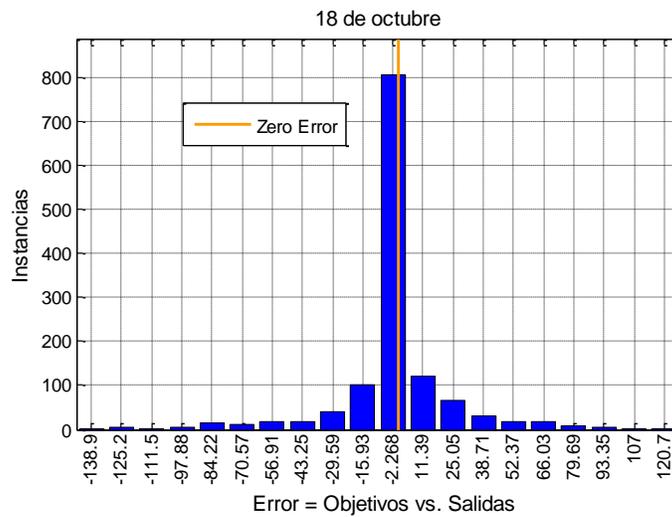


Figura 4.13 Histograma del MSE de la RNAD simulada con 20 neuronas.

Debido a que la RNA es dinámica, la prueba de resultado de correlación se realiza con base en el tiempo y se gráfica la respuesta “Objetivo vs. Salida”, en donde también se grafica el error. Esta grafica señala que tan dispersos son los datos respecto a la respuesta deseada, el cual obtuvo una R=0.907.

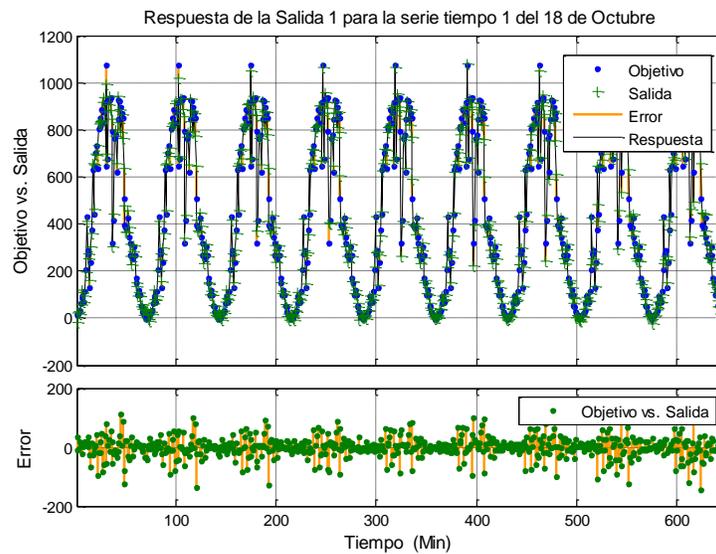


Figura 4.14 Gráfica de respuesta de “objetivo vs salida” para una salida de la RNAD simulada con 20 neuronas.

4.3.6 Resultados comparativos de la RNA y la RNAD

En las sub-secciones 4.3.3 y 4.3.5, se han presentado los resultados de simular diferentes tipos redes neuronales: RNA con retro-propagación y RNAD con NARX empleando las herramientas NFTOOL y NTSTOOL respectivamente, evaluadas con las mismas matrices de datos de entrada y salida.

En ambas redes neuronales probadas, los datos del día 18 de octubre resultaron con los menores valores de MSE, para una red de 20 neuronas y con el valor de R más cercano a la unidad. La tabla 4.7 presenta un comparativo entre los resultados obtenidos entre sendas redes neuronales.

Tabla 4.7 Resultados RNA retro-propagación vs RNAD con NARX para el día 18 de octubre

TIPO DE RED		RNA-NFTOOL	RNAD-NTSTOOL
Datos	%	20 Neuronas	20 Neuronas
R-Entrenamiento	70%	0,996	0,991
R-Validación	15%	0,996	0,988
R-Evaluación	15%	0,995	0,985
MSE-Entrenamiento	70%	382	943
MSE-Validación	15%	504	1252
MSE-Evaluación	15%	454	1580
R-Total	15%	0,923	0,907
MSE-Total	15%	411	897

Partiendo de la tabla 4.7, se selecciona la RNA con retro-propagación obtenida de la simulación con la herramienta NFTOOL, por tener el menor error MSE=411 y valor de regresión más próximo a la unidad R=0.923.

La RNA con retro-propagación seleccionada, se implementó en lenguaje de Matlab empelando los comandos y funciones desarrolladas para redes neuronales como: `red=newff(p,t,{purelin, logsig},“trainlm”, “learnngdm”)`, `sim(red,p)`, `trian(red,lr)`, en otros comandos, con los cuales es posible asignar valor a los pesos (w) y las bias (b) que permiten ajustar el MSE. El programa en lenguaje de códigos de Matlab, se encuentra en el anexo 3.

4.4 Validación de la RNA en el SFV

A partir de la figura 3.43 donde se presenta el modelo en Simulink® del SFV en lazo abierto, se incorpora al citado esquema, la red neuronal que corresponde a los datos del día 18 de octubre, así como las variables de entrada de temperatura y radiación del mismo día. Esto se aprecia en la figura 4.15

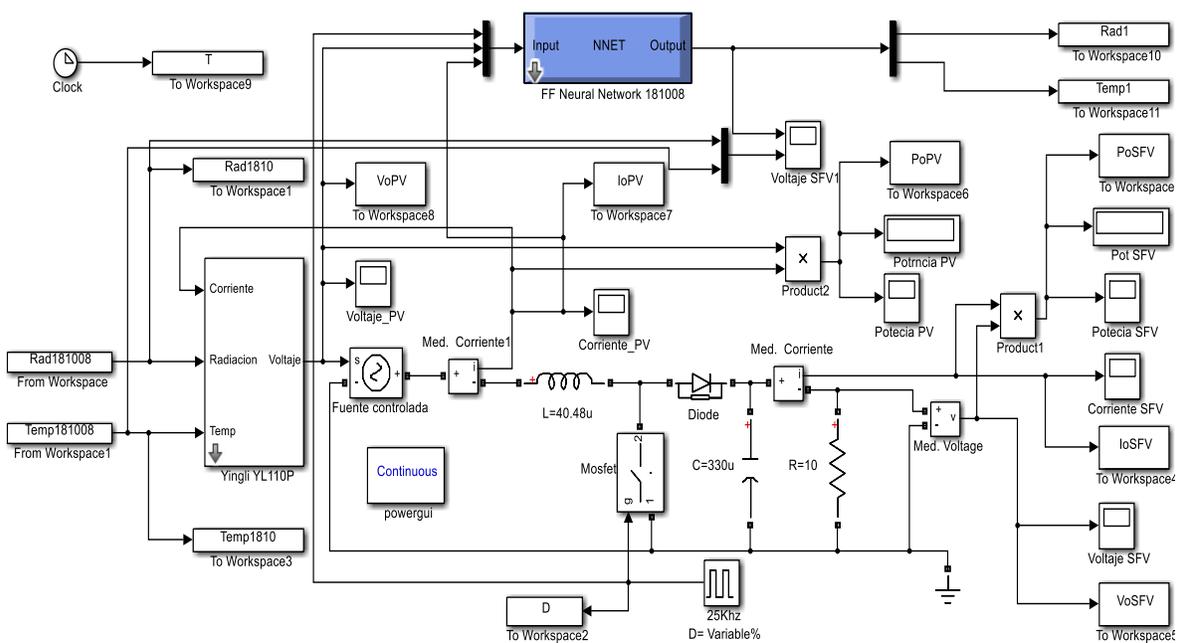


Figura 4.15 Esquema en Simulink® del SFV completo con RNA con datos del día 18 de octubre.

En la figura 4.15 se observa que a la red neuronal le llegan como entrada: el ciclo de trabajo, la corriente y el voltaje de salida del panel, y a su salida tiene como resultado la respuesta al objetivo de temperatura y radiación para el día 18 de octubre.

4.4.1 Resultados de validación para la radiación

Para poder validar la respuesta de la variable de salida de radiación obtenida en RNA, en la figura 4.16 se graficó de forma simultánea la radiación obtenida de la base de datos y la radiación obtenida por la red neuronal. Nótese que en el punto de mayor diferencia entre ambas curvas, el valor de la radiación es 927 W/m^2 y la RNA obtuvo 812 W/m^2 por lo que, a lo largo de toda la curva el máximo error es del 12.4%. Considerando el error máximo se puede decir que la RNA se aproxima a su objetivo entre un 87.6% al 100%.

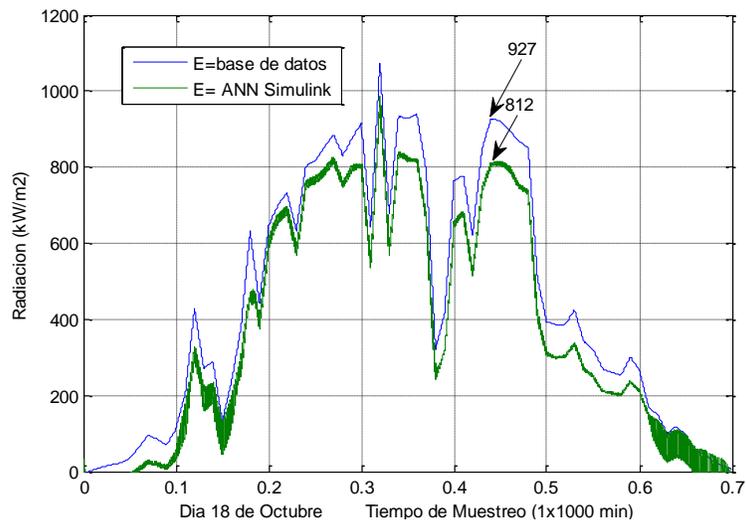


Figura 4.16 Radiación original de la base de datos vs. radiación obtenida RNA.

Se nota de la figura 4.16 como la red neuronal responde de forma rápida, a los cambios por sombreados parciales, siguiendo en todo momento los cambios de pendiente.

Por otra parte, se apreció que la forma de onda de la radiación de la RNA tiene un comportamiento de “onda conmutado”, esto es debido a que el V_{pv} que entra a la red neuronal, es conmutado por el convertidor elevador, ocasionando que en algún instante el valor de la V_{pv} es cero y esto hace que la RNA infiera un valor oscilatorio. Esta

característica permite a la vez demostrar como la RNA responde a cambios bruscos de voltaje del panel.

Para validar que la RNA con datos del día 18 de octubre, se simuló otro día del año (24 diciembre) con sus respectivos datos de entrada de temperatura y radiación obtenidos de la base de datos y se colocaran dos RNA, una correspondiente a los datos del día 24 diciembre y la otra correspondiente a los datos del día 18 de octubre. El esquema integrado en Simulink® se muestra en la figura 4.17

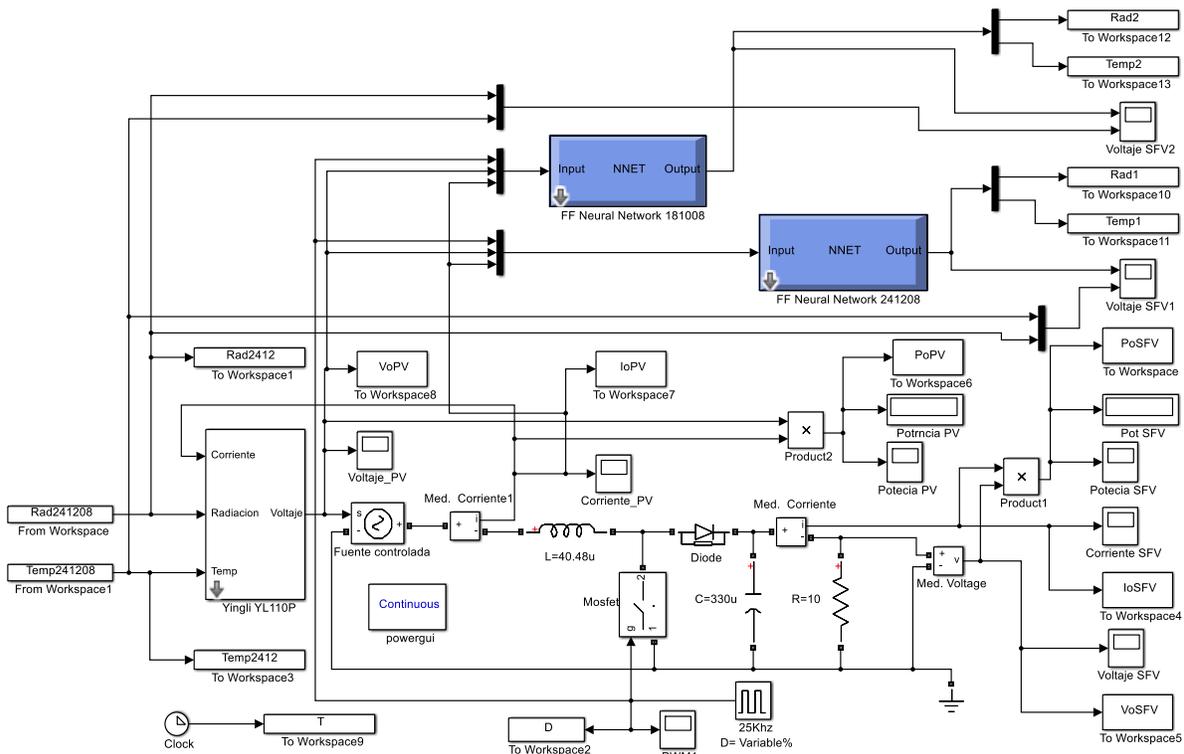


Figura 4.17 Esquema en Simulink® del SFV del día 24 diciembre, utilizando RNA con datos del día 24 de diciembre y del 18 de octubre.

De acuerdo con el resultado de simulación presentado en la figura 4.17, se observó que la respuesta de la RNA con datos del día 18 de octubre tuvo un error máximo del 16%, en tanto que la RNA con datos del 24 de diciembre tuvo un error máximo del 26%, por lo que la RNA con datos del 18 de octubre presento una curva de desempeño por encima de la obtenida de la respuesta de la RNA del día 24 de diciembre, comprobándose que la RNA

con datos del día 18 de octubre puede aplicarse a cualquier día del año teniendo resultados por encima de otras RNA de este mismo día. Esto se muestra en la figura 4.18

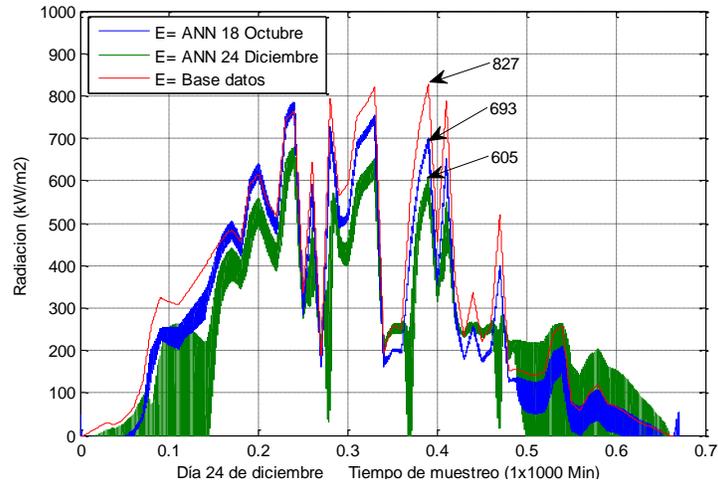


Figura 4.18 Radiación base datos vs. radiación RNA con datos del 18 de octubre vs radiación RNA con datos del 24 de diciembre.

4.4.2 Resultados de validación para la temperatura

Aplicando el mismo procedimiento utilizado para validar el resultado de la RNA para la radiación, se procedió con la variable de salida de temperatura. En la figura 4.19 se compara la respuesta de salida de la temperatura obtenida por la RNA respecto a la temperatura original de la base de datos para el día 18 de octubre.

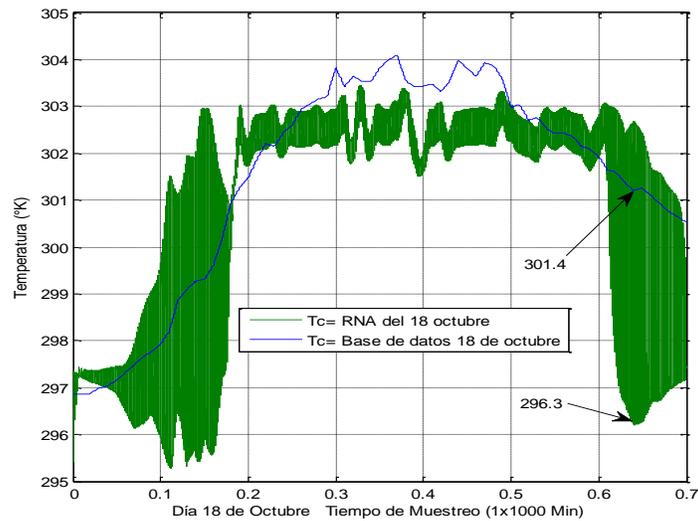


Figura 4.19 Temperatura ambiente original de la base de datos vs. temperatura obtenida RNA.

Como se puede observar en la figura 4.19, el comportamiento de la temperatura obtenida de la RNA con datos del día 18 de octubre, refleja de manera más marcada el fenómeno de la conmutación de la V_{pv} .

Si bien la respuesta de la RNA muestra una tendencia de seguimiento al comportamiento de la temperatura original, la respuesta obtenida presenta una oscilación respecto a la forma de onda deseada para la temperatura ese día. Sin embargo cuando se analizó el valor del error resultante entre la mayor diferencia se obtuvo que el error máximo es del 1.6% siendo que la RNA responde a la aproximación del valor de un 98.4% al 100%.

Estos valores pueden verse desde otra perspectiva, ya que el comportamiento de la temperatura de forma natural, es prácticamente una línea recta, pues su valor varía entre 297°K hasta 304°K, con una variación del 2.3%, como se presenta en la figura 4.20.

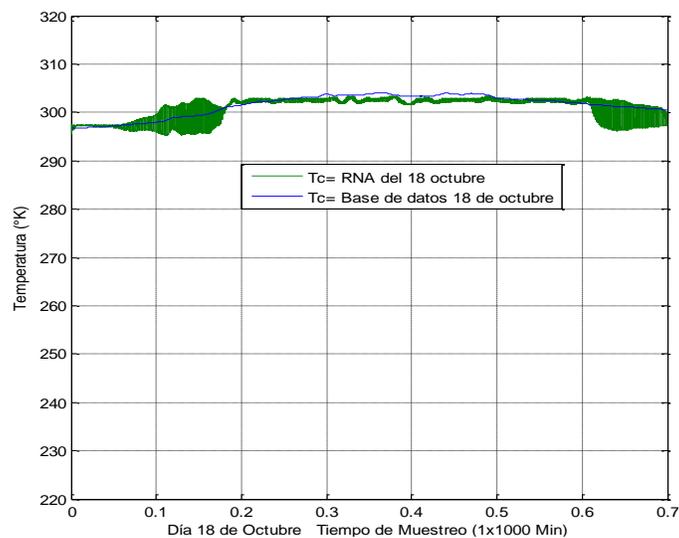


Figura 4.20 Temperatura base de datos vs. temperatura obtenida RNA; escala ampliada

Analizándolo de esa manera, el resultado obtenido no es el esperado, a pesar de tener un valor de error bajo, en realidad no es preciso respecto al objetivo y ésta imprecisión en la temperatura, tiene una afectación significativa para el panel solar.

Por esta razón fue necesario rediseñar y entrenar la red neuronal existente o bien diseñar una nueva RNA que permita una respuesta más aproximada al comportamiento y a los valores de la temperatura ambiente original de la base de datos.

4.4.3 Diseño de RNA solo para temperatura

De la figura 4.19 se observa que el resultado de simulación de la RNA para la variable de temperatura obtuvo un error máximo del 1.6%, sin embargo con el objetivo de reducir el error en cuanto a la forma de onda y seguimiento de la línea objetivo, se diseñó una nueva RNA, que se enfoque solo en una salida que sea la temperatura (T_c), a partir de las tres mismas entradas (D , I_{pv} , V_{pv}).

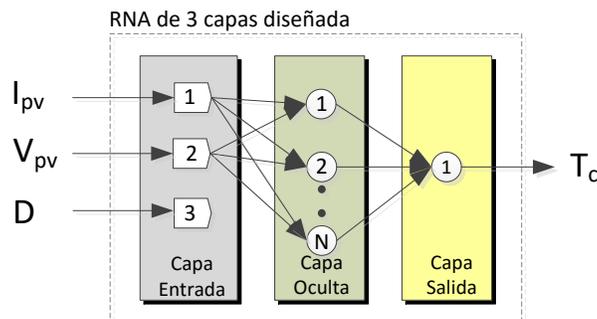


Figura 4.21 Esquema de RNA solo para temperatura.

De la misma manera, se observó que la variación de temperatura se encuentra en un intervalo de 295-305°K (22-32°C), lo cual hace que la red neuronal este aproximando casi una línea recta. En este sentido se modificó la matriz de datos de temperatura, ampliando el intervalo de datos de temperatura, de forma que tenga una variación entre 278-328°K (5-55°C), la idea es formar una matriz o "cubo" de opciones de temperatura ante los diferentes ciclos de trabajo, voltaje y corriente de salida del panel.

4.4.3.1 RNA para temperatura con el menor error

Empleando la misma la herramienta de Simulink® de NFTOOL y el mismo procedimiento, se obtuvieron doce redes neuronales, una por cada día del mes del año, a partir de sus respectivas matrices de entrada y salida de datos. La tabla 4.8 muestra el concentrado de los resultados de RNA con tres entradas (V_{pv} , I_{pv} y D), una salidas (T_c) para 5, 10 y 20 neuronas, indicando el valor de MSE y la R, con el fin de analizar qué día tiene el menor

error y menor dispersión, y verificar con cuantas neuronas tiene un desempeño más elevado.

Tabla 4.8 Resultados de RNA con 5, 10 y 20 neuronas para un día de cada mes del año.

5 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,7846	0,7875	0,7309	0,7817	0,8897	0,6963	0,7005	0,7695	0,7629	0,8698	0,7259	0,8535
R-Validación	15%	0,7894	0,8191	0,5937	0,7772	0,8195	0,5969	0,6567	0,7065	0,7595	0,8775	0,7769	0,8191
R-Evaluación	15%	0,7311	0,7905	0,6231	0,6783	0,7386	0,6666	0,7192	0,7662	0,7731	0,8474	0,6404	0,8775
MSE-Entrenamiento	70%	7,045	3,868	8,819	1,152	1,096	6,922	6,904	2,891	7,111	1,171	11,451	2,006
MSE-Validación	15%	6,201	3,783	10,244	1,195	1,676	7,359	7,693	3,148	8,063	1,225	10,546	2,619
MSE-Evaluación	15%	7,198	5,021	8,731	1,302	1,992	7,554	7,223	3,593	8,361	1,402	13,533	1,495
R-Total	15%	6,942	4,028	9,021	1,181	1,317	7,082	7,071	3,035	7,441	1,214	11,626	2,021
MSE-Total	15%	0,7783	0,7919	0,6998	0,7677	0,8601	0,6785	0,6951	0,7621	0,7639	0,8671	0,7211	8,518

10 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,7824	0,7032	0,6964	0,7761	0,8624	0,7319	0,8201	0,778	0,7963	0,8391	0,6239	0,8681
R-Validación	15%	0,7215	0,7793	0,6882	0,7762	0,8865	0,6935	0,7567	0,8011	0,6961	0,8934	0,5071	0,8226
R-Evaluación	15%	0,8285	0,7778	0,6491	0,7801	0,8872	0,6821	0,7839	0,7202	0,6946	0,8908	0,7101	0,7634
MSE-Entrenamiento	70%	6,808	5,311	9,554	1,132	1,231	6,133	4,379	2,888	6,413	1,385	14,536	1,867
MSE-Validación	15%	7,309	4,377	8,393	1,111	1,281	6,456	6,461	2,628	9,816	1,019	17,862	2,401
MSE-Evaluación	15%	6,331	4,672	9,909	1,221	1,146	7,758	5,171	3,281	9,869	1,182	13,549	2,814
R-Total	15%	6,811	5,075	9,432	1,142	1,225	6,425	4,812	2,908	7,441	1,299	14,886	2,089
MSE-Total	15%	0,7835	0,7278	0,6871	0,7764	0,8699	0,7174	0,8046	0,7733	0,7644	0,8567	0,6233	0,8472

20 neuronas		27/11/2008	24/12/2008	22/04/2008	21/07/2008	18/10/2008	18/03/2008	17/02/2008	15/06/2008	12/01/2008	10/09/2008	10/05/2008	08/08/2008
Datos	%	621	612	711	720	648	675	657	747	621	684	729	738
R-Entrenamiento	70%	0,8533	0,8568	0,7043	0,7996	0,8097	0,7731	0,8491	0,7974	0,7835	0,8766	0,7182	0,8843
R-Validación	15%	0,7001	0,8241	0,7453	0,7619	0,8651	0,7966	0,8085	0,7882	0,7333	0,8355	0,7101	0,8833
R-Evaluación	15%	0,7533	0,7468	0,7284	0,6862	0,8682	0,7199	0,7935	0,7787	0,7953	0,8759	0,7131	0,8976
MSE-Entrenamiento	70%	4,973	2,801	8,694	1,026	1,771	5,208	3,861	2,622	6,852	1,133	11,531	1,564
MSE-Validación	15%	5,382	4,071	8,131	1,226	1,324	5,403	5,303	3,022	8,128	1,467	11,109	2,145
MSE-Evaluación	15%	9,651	4,518	9,375	1,571	1,231	5,738	4,851	2,546	6,807	1,137	14,487	1,665
R-Total	15%	5,735	3,251	8,712	1,138	1,624	5,317	4,226	2,671	7,037	1,184	11,91	1,667
MSE-Total	15%	0,8221	0,8366	0,7133	0,7775	0,8261	0,7709	0,8325	0,7934	0,7784	0,8703	0,7144	0,8796

Los resultados de la tabla 4.8, muestran de forma consistente que la red neuronal con datos del 21 de julio obtuvo el menor error $MSE=0.777$ y la regresión más cercana a la unidad $R=1.138$. En la figura 4.22, se muestra el histograma con el error medio cuadrático más bajo de las doce redes neuronales simuladas.

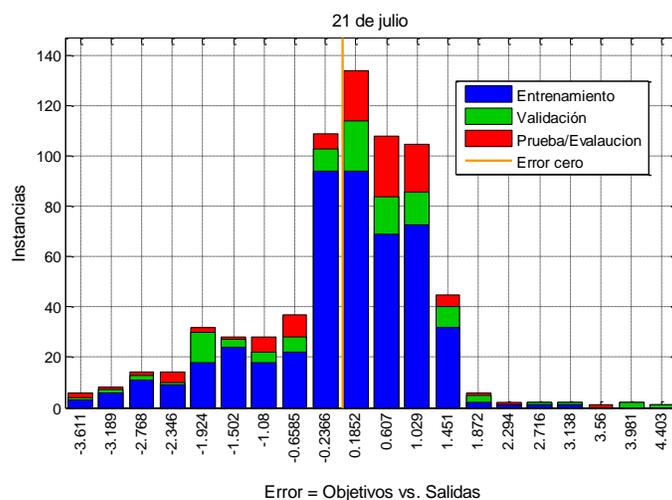


Figura 4.22 Histograma del MSE de la RNA simulada con 20 neuronas.

En la figura 4.23, se muestra la gráfica de la regresión R con el valor más próxima a la unidad, para el 21 de julio. El resultado de la gráfica muestra que los datos de salida (círculos) tienen poca dispersión respecto al objetivo (línea). Analizando la figura 4.23 se observó que los valores de temperatura de 300-303°K (27-30°C) son los que presentan mayor dispersión.

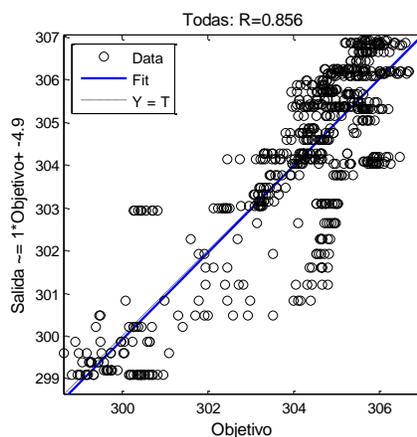


Figura 4.23 Gráfica de regresión de la RNA simulada con 20 neuronas.

4.4.3.2 Validación de la RNA para temperatura

Empleando el mismo esquema de la figura 4.15 se incorpora la RNA solo de temperatura, con datos del día 21 de julio, en lugar de la RNA con datos del día 18 de octubre, como se muestra en la figura 4.24. Lo anterior tiene el objetivo de observar si el resultado de

simulación del día 21 de julio presenta una forma de onda y desempeño con menor error respecto al objetivo.

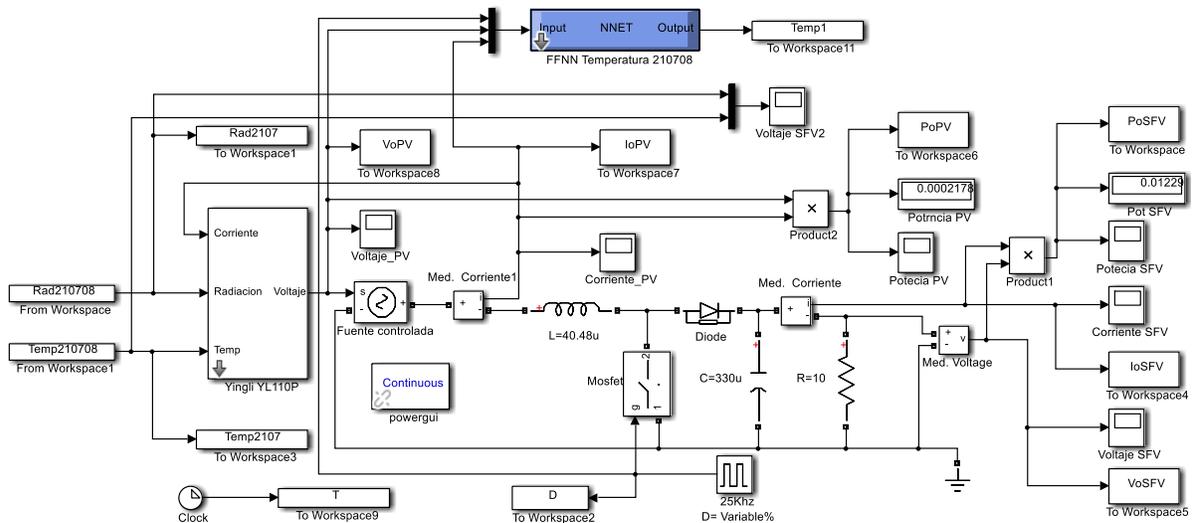


Figura 4.24 Esquema en Simulink® de SFV utilizando la RNA solo temperatura del 21 de julio.

En la figura 4.25 se compara la respuesta de salida de la temperatura obtenida por la RNA con datos del día 21 de julio y de la RNA con datos del día 18 de octubre, respecto a la temperatura original de la base de datos.

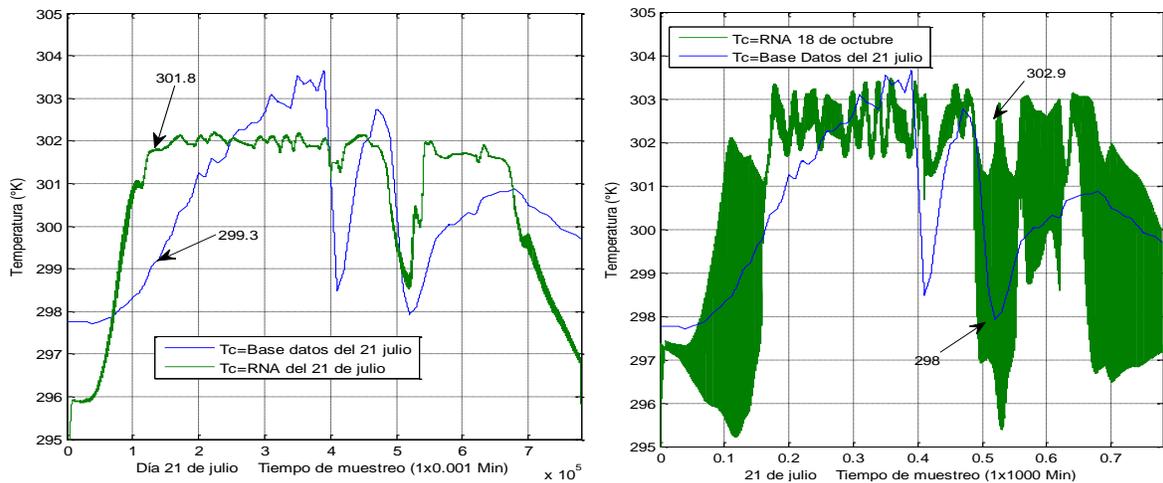


Figura 4.25 T_c base de datos del 21 julio respecto: a) T_c de la RNA con datos del 21 de julio; b) T_c de la RNA con datos del 18 de octubre

Como se puede observar en la figura 4.25, el comportamiento y la forma de onda simulada por la RNA con datos del 21 de julio, tuvo menor error que los resultados obtenidos con RNA con datos del 10 de octubre.

La diferencia obtenida para la RNA con datos del 21 de julio respecto de la original fue de 2.5°K, equivalente a un error es de 0.8%, en tanto que para RNA con datos del 18 de octubre la diferencia fue de 4.9°K equivalente a un error del 1.6%.

Por otra parte es importante notar como la forma de onda de la RNA con datos del 21 de julio, mostró una reducción en la oscilación que se tenía debida a la alta dispersión de datos.

Para verificar que la RNA de temperatura con datos del 21 de julio ofrece el menor error y menor dispersión, se simuló ambas RNA pero ahora usando como datos de origen el día 18 de octubre. La respuesta se presenta en la figura 4.26.

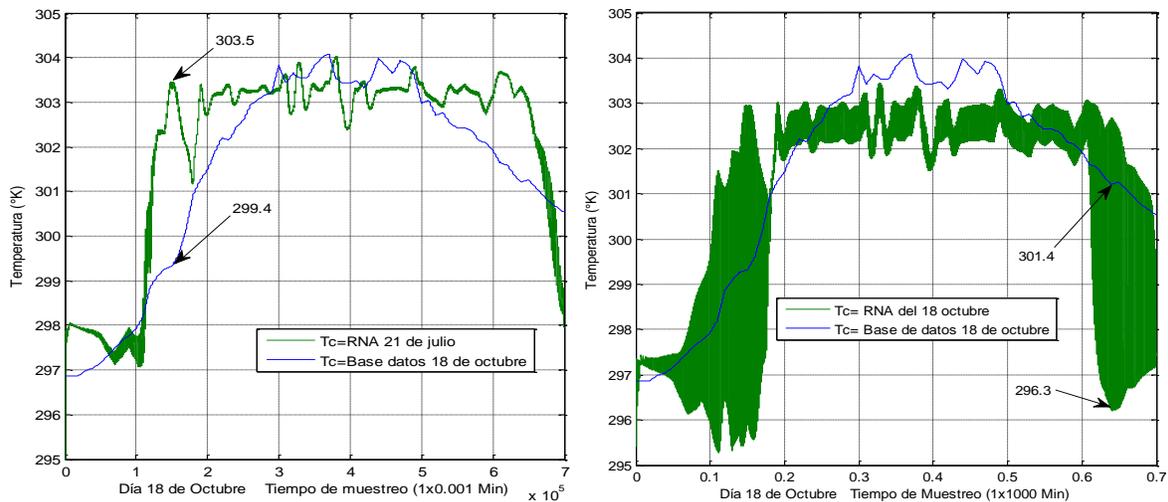


Figura 4.26 T_c base de datos del 18 octubre respecto:

- a) T_c de la RNA con datos del 21 de julio; b) T_c de la RNA con datos del 18 de octubre

En la figura 4.26, de manera consistente, se observa que la forma de onda simulada por la RNA con datos del 21 de julio, tiene menor oscilación respecto a la obtenida con RNA con datos del 10 de octubre.

La diferencia obtenida para la RNA con datos del 21 de julio respecto de la original fue de 4.1°K, equivalente con un error de 1.3%, en tanto que para RNA con datos del 18 de octubre la diferencia fue de 5.1°K equivalente a un error del 1.7%.

4.4.4 Resultados comparativos entre RNA propuesta y de otras publicaciones

Después de haber realizado los ajustes y validaciones pertinentes a las RNA con retro-propagación que se utilizan en este trabajo, se hace necesario realizar un análisis comparativo entre los resultados obtenidos respecto a las más recientes publicaciones sobre topologías de MPPT que emplean RNA, descritas en la sección 2.7.

En la tabla 4.9 se presenta esta comparación entre número de muestras, error promedio cuadrático, variables de entrada y salida:

Tabla 4.9 Resultados comparativos de la RNA propuesta vs. otras publicaciones

Referencia	Variables entrada	Variables salida	MSE	Datos
Boumaaraf et al [113]	V_{oc}, I_{cc}, T_c, E	D	1.943	4000
Rizzo et al [114]	V_{pv}, I_{pv}	V_{mpp}	1.394	466
Liu et al [115]	V_{pv}, I_{pv}	V_{mpp}	0.350	294
Rezk et al [117]	V_{pv}, I_{pv}	I_{mpp}	0.971	450
Rezvani et al [118]	T_c, E	V_{mpp}	0.3	500
Kulaksiz et al [119]	T_c, E	V_{mpp}	0.213	500
Messalti et al [120]	dV_{pv}, dI_{pv}	D	1.87	1000
Sarwat et al [121]	V_{pv}, I_{pv}	D	1.49	20000
Hong et al [122]	V_{pv}, I_{pv}, T_c	D	2.47	5600
Chokri et al [112]	T_c, E	P_{mpp}	17.52	-
Caluianu et al [123]	T_c, E	V_{mpp}, I_{mp}	0.992, 0.149	-
Propuesta tesis	V_{pv}, I_{pv}, D	T_c, E	411, 0.77	720

De acuerdo con la tabla 4.9, se observa que los valores de MSE de los otras RNA, tienen un intervalo de entre 0.213 hasta 17.52, en tanto que la propuesta de una sola RNA para inferir T_c y E tiene una MSE de 411, lo cual es muy superior a los resultados reportados.

Sin embargo se observó en la graficas de validación de la radiación (figura 4.16) que la RNA es adecuada para radiación pero no para la temperatura (figura 4.19). Por dicha

razón se realizó una segunda RNA solo para temperatura obteniéndose un valor MSE de 0.77, el cual es competitivo considerando los reportados en otros trabajos.

4.5 Modelo de la celda para obtener el MPP

En la sub-secciones 3.3.2 y 3.3.3 se presentó con amplitud el modelo de la celda que permite calcular el MPP a partir de un valor de temperatura y radiación. De hecho el esquema de Matlab Simulink® presentado en la figura 3.26, integra en un bloque de funciones con el modelo de la celda para obtener el valor del MPP a partir de una matriz de datos de temperatura y radiación correspondiente a un día completo.

Mediante la simulación y como resultado de la misma, se grafica una curva característica V-P por cada dato instantáneo de T_c y E , correspondiente a un día y se marca el MPP de cada curva, sobreponiendo una curva sobre otra. De esta manera, como se observa en la figura 3.35, los puntos rojos indican el MPP de cada curva.

Para efectos de nuestra propuesta para el MPPT, este modelo en Matlab Simulink®, servirá para determinar la potencia (P_{mpp}) y el voltaje (V_{mpp}) en el MPP a partir de la temperatura y radiación obtenidas de la red neuronal.

4.6 Ecuación para obtener el ciclo de trabajo

Como se ha mencionado en la sub-sección 3.5.4, el ciclo de trabajo D se describe en la ecuación 3.29 como la ganancia del convertidor y establece la relación entre el voltaje de entrada y de salida del convertidor elevador. Dicha ecuación se rescribe a continuación.

$$\frac{V_o}{V_{in}} = \frac{1}{(1 - D)}$$

Despejando el ciclo de trabajo, se tiene lo siguiente:

$$D = \frac{V_o - V_{in}}{V_o} = 1 - \frac{V_{in}}{V_o} \quad (4.15)$$

Para encontrar el valor de V_o se considera la característica del convertidor elevador de reflejar la potencia de entrada en su salida. En este caso, la potencia de salida del convertidor, es la potencia entregada en la carga (P_o) y la potencia de entrada (P_{in}) del convertidor es la potencia de salida del panel (P_{pv}), por lo que la ecuación 3.31, se puede describir de la siguiente manera:

$$P_{pv} = P_o = \frac{V_o^2}{R_{carga}} \quad (4.16)$$

Para el caso de la potencia de salida del panel, se utilizará la potencia máxima deseada que se calculó como resultado de la RNA y del modelo matemático de la celda. Lo anterior con el fin de mover la potencia de salida del panel a la de máxima potencia. Sustituyendo la P_{pv} por la P_{mpp} y despejando V_o , se tiene:

$$V_o = \sqrt{\frac{P_{mpp}}{R_{carga}}} \quad (4.17)$$

Aplicando el mismo criterio para sustituir la P_{pv} por la P_{mpp} , el voltaje de salida del panel V_{pv} será sustituido por la V_{mpp} , encontrado como resultado de la RNA y del modelo de la celda. Por lo tanto:

$$V_{in} = V_{pv} = V_{mpp} \quad (4.18)$$

Retomando la ecuación 3.44, para encontrar el ciclo óptimo de trabajo que permita obtener el MPP deseado, sustituyendo el V_o y el V_{in} por sus respectivas ecuaciones 3.46 y 3.47. En forma de ecuación, el ciclo de trabajo se describe como:

$$D = 1 - \frac{V_{mpp}}{\sqrt{\frac{P_{mpp}}{R_{carga}}}} \quad (4.19)$$

La ecuación 4.19 es implementada en un programa de Matlab y es cargada en un bloque de función de Simulink®, en el cual entra como variables el V_{mpp} y P_{mpp} resultantes del modelo de la celda y entonces obtiene el ciclo de trabajo que posiciona el MPP en el lugar deseado.

4.7 Integración de la RNA al nuevo esquema de MPPT en Simulink®

Considerando de las secciones 4.1 a la 4.6:

- ✓ Se diseñó la red neuronal que obtiene el valor de la temperatura y de la radiación a partir de los datos de ciclo de trabajo, corriente y voltaje de salida del panel.
- ✓ Se ha presentado el modelo de la celda que obtiene la P_{mpp} y V_{mpp} a partir de la temperatura y radiación.
- ✓ Se ha desarrollado las ecuaciones que permiten calcular el ciclo de trabajo para llegar a MPP a partir de la P_{mpp} y V_{mpp} , se procedió a integrar el algoritmo de control del MPPT que se presentó en la figura 4.1, pero ahora en Matlab Simulink®.

Ahora se integra el nuevo esquema propuesto de MPPT en el esquema de SFV completo de Simulink®, incluyendo los bloques que corresponden a las RNA, un bloque de funciones que permite ejecutar el modelo matemático de la celda, y el último bloque de funciones que calcula el nuevo ciclo de trabajo que ubicara el MPP. De esta manera se integró toda la topología planteada para la extracción de la máxima potencia bajo condiciones de un día nublado y despejado. La figura 4.27 presenta el modelo en Matlab Simulink®, de la nueva propuesta de MPPT integrando: la RNA, el modelo matemático de la celda y el cálculo del ciclo de trabajo.

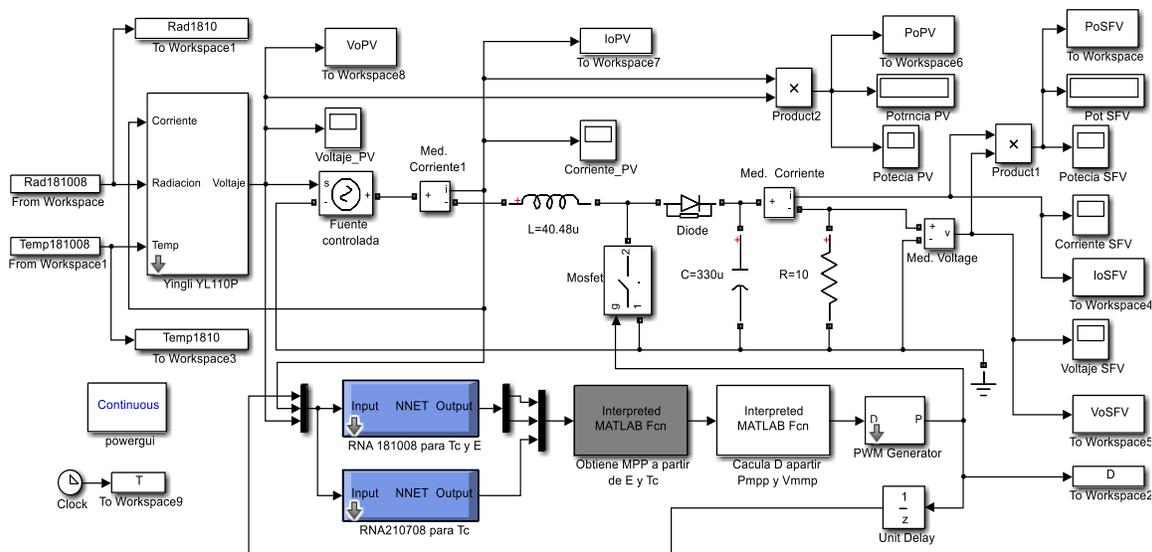


Figura 4.27 Nuevo esquema de MPPT para SFV que incluye: RNA, el modelo de la celda y cálculo de ciclo de trabajo.

4.8 Comprobación del nuevo esquema de MPPT con RNA en Simulink®

Para poder comprobar el desempeño del algoritmo MPPT presentado en la figura 4.27 se efectuó lo siguiente:

- ✓ Se realizó la simulación en Matlab Simulink® únicamente del modelo del panel fotovoltaico conectado a una carga resistiva para obtener la potencia de salida del panel ante las variaciones de temperatura y radiación de un día despejado y un día nublado. La intención es determinar la potencia de salida del panel sin ningún tipo de convertidor o MPPT.
- ✓ Se realizó la simulación en Matlab Simulink® del modelo del panel fotovoltaico que obtiene el MPP ideal para cada instante de temperatura y radiación para los mismos días despejado y nublado que se seleccionaron. La intención es determinar la potencia máxima de salida ideal que se pretende alcanzar con el MPPT
- ✓ Se realizó la simulación en Matlab Simulink® del SFV completo que incluye: el modelo matemático del panel, el convertidor elevador, y el MPPT con RNA, para obtener la potencia de salida para los dos días sujetos a prueba y determinar su desempeño (respuesta a cambios bruscos) y precisión (cercanía al valor esperado) respecto a la potencia ideal MPP y también respecto a la potencia de salida del panel sin MPPT.
- ✓ Se realizó la simulación en Matlab Simulink® del SFV completo empleando un bloque de funciones con el algoritmo MPPT más popular en la literatura, el perturbación-observación y se comparó su resultado respecto al MPPT propuesto en este trabajo para el día nublado y despejado
- ✓ Se realizó un análisis comparativo de los resultados obtenidos con este nuevo esquema de MPPT respecto a los trabajos más recientes publicados sobre MPPT con RNA.

4.8.1 Potencia de salida del panel fotovoltaico directo a una carga

En la figura 4.28 se aprecia el esquema en Matlab Simulink® con únicamente el modelo del panel fotovoltaico conectado a una carga resistiva de 10Ω . Considerando el criterio definido la sección 3.2.3 para discernir entre un día nublado y despejado, se utilizó este esquema para simular un día despejado y baja radiación como el 12 de enero, y un día

nublado y alta radiación como el 21 de julio. En lo subsecuente para estas pruebas, se entenderá por día nublado al día 21 de julio y por día despejado al día 12 de enero.

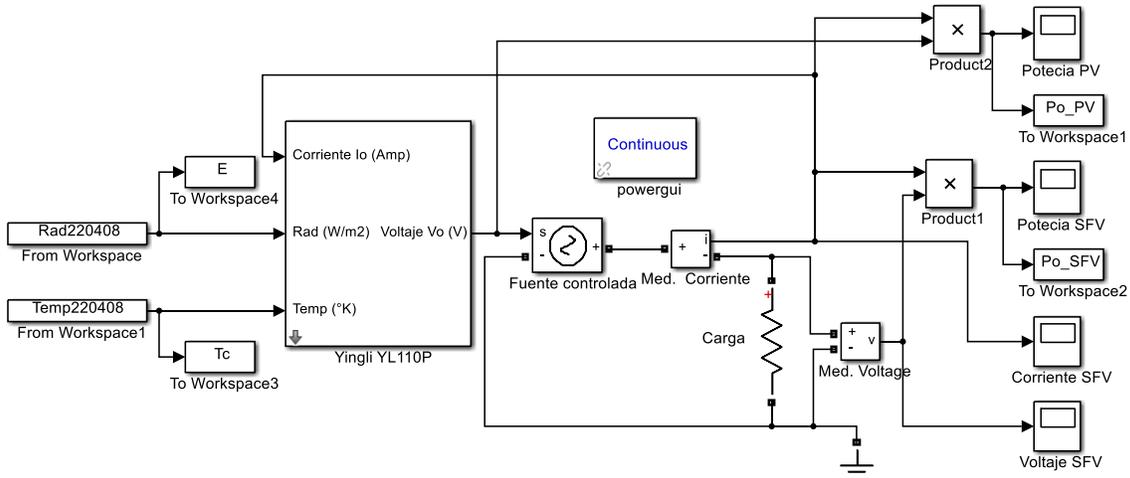


Figura 4.28 Modelo de simulación del panel fotovoltaico con una carga resistiva.

En la figura 4.29 se aprecia que la potencia de salida del panel para un día despejado, alcanzó un valor máximo de 65.45W considerando las condiciones de temperatura en un intervalo de 294-305°K y las condiciones de radiación en un intervalo de 5-785W/m².

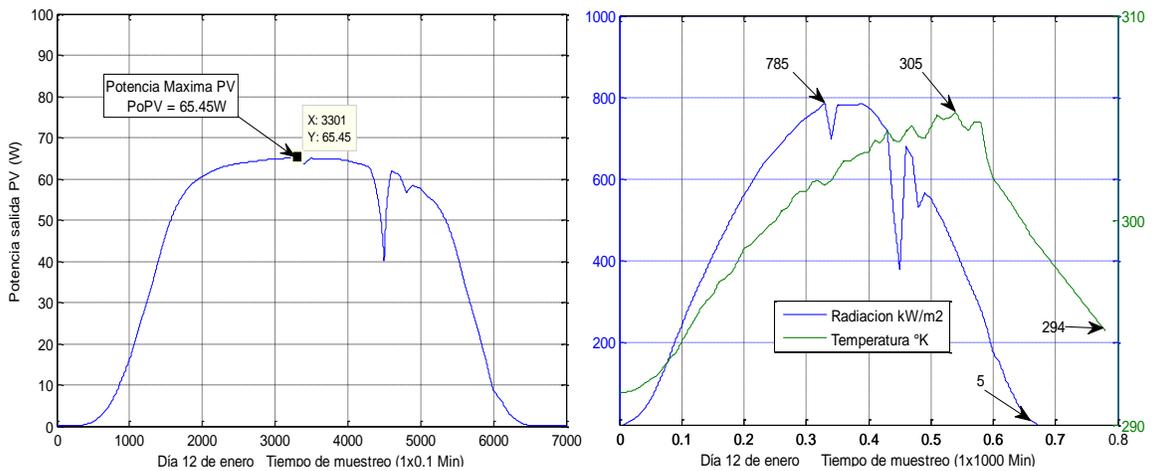


Figura 4.29 Potencia de salida bajo las condiciones de T_c y E para un día despejado.

Posteriormente se analizó el resultado de la simulación de la potencia de salida del panel para un día nublado, empleando el mismo esquema de Simulink® pero aplicando la matriz de datos del 21 de julio. Los resultados obtenidos se presentan en la figura 4.30.

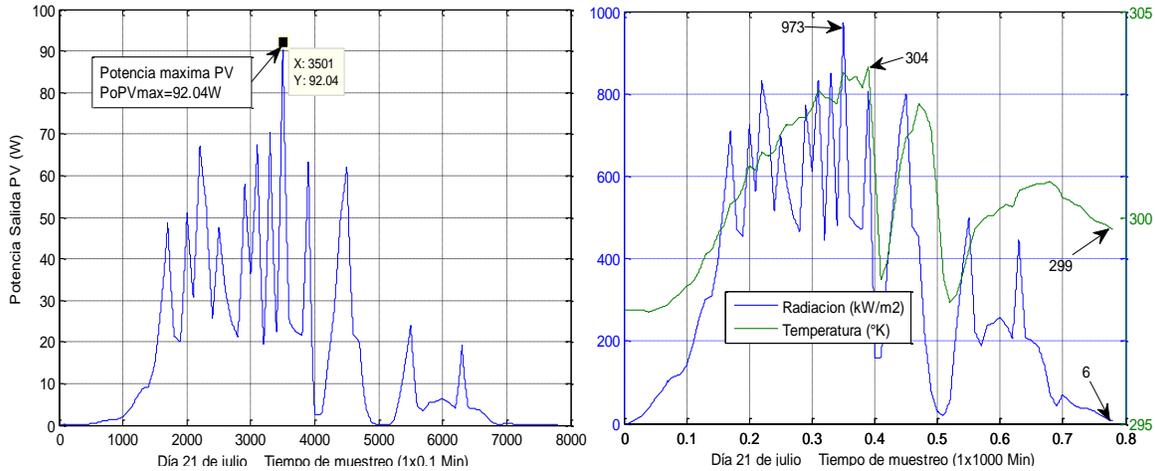


Figura 4.30 Potencia de salida bajo las condiciones de T_c y E para un día nublado.

De la figura 4.30 se aprecia que la potencia de salida del panel para un día nublado, alcanzó un valor máximo de 92.04W bajo condiciones de temperatura en un intervalo de 299-304°K y condiciones de radiación en un intervalo de 6-973 W/m^2 .

4.8.2 Potencia máxima ideal de salida del panel fotovoltaico

En la figura 3.28 se presentó el esquema en Matlab Simulink® que se utilizó para obtener la potencia máxima ideal de salida del panel FV, en dicho esquema se aprecia un bloque de función que procesa un programa de Matlab con los datos del panel y el modelo matemático de la celda para calcular el MPP por cada valor de temperatura y radiación que ingresa por cada paso de simulación, como se explicó en la sección 4.5. Utilizando dicho esquema, se simularon los mismos días despejado y nublado, con el objetivo de determinar la potencia máxima ideal a la salida del panel.

En la figura 4.31, se muestra la familia de curvas V-P del panel, en la que el modelo matemático calcula el MPP y lo marca con un punto rojo para un día despejado. Por cada valor de entrada de temperatura y radiación existe una curva con su MPP. A manera de referencia, en la misma figura se señaló con un punto verde el MPP para los valores estándar de prueba (STC) y que corresponde a la potencia pico del panel (110Wp).

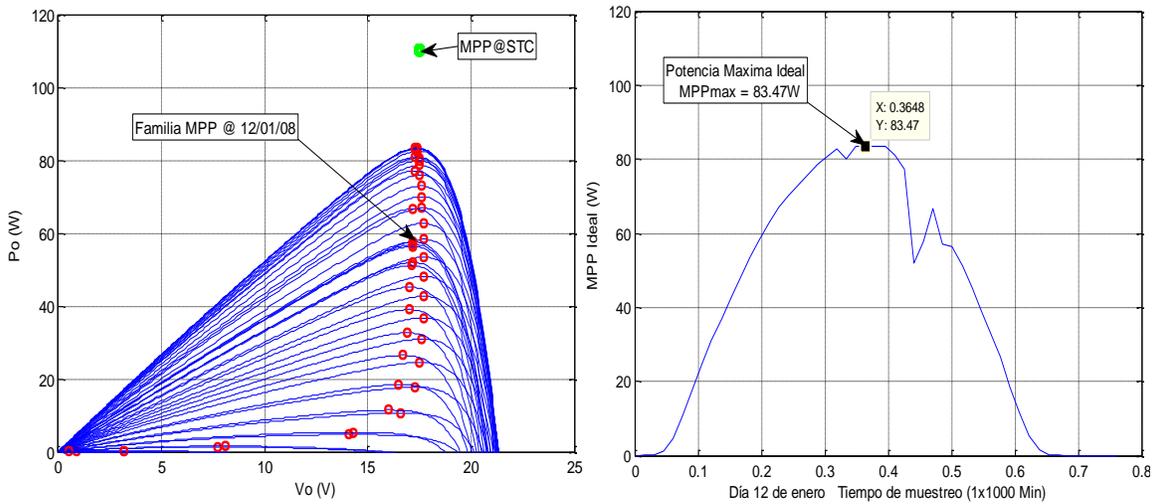


Figura 4.31 MPP ideal para un día despejado:

a) Familia de curvas V-P, b) Curva de potencia máxima ideal

En la figura 4.31, muestra la curva continua de todos los MPP obtenidos a largo de un día despejado, por cada valor de temperatura y radiación simulados. Se observó que la potencia máxima ideal que alcanza el panel es de 83.47W. Aplicando el mismo procedimiento, en la figura 4.32 se muestra la familia de curvas V-P del panel, indicando el MPP ideal con un punto rojo por cada valor de temperatura y radiación para un día nublado.

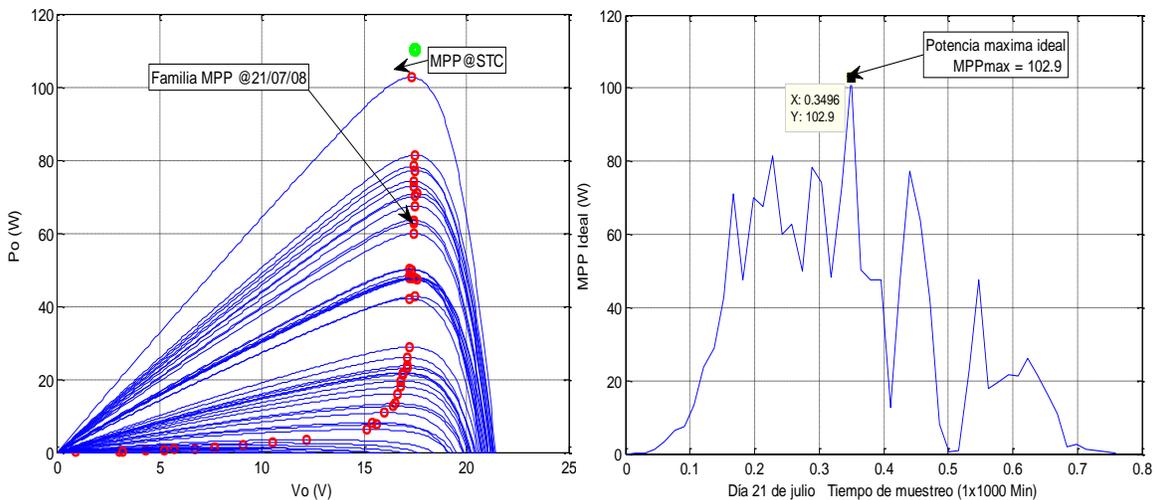


Figura 4.32 MPP ideal para un día nublado:

Familia de curvas V-P, b) Curva de potencia máxima ideal

La figura 4.32 se muestra la curva continua de todos los MPP obtenidos a largo del mismo día nublado por cada valor de temperatura y radiación simulados. Se observó que la potencia máxima ideal que podría alcanzar el panel ese día, es de 102.9W

4.8.3 Potencia de salida del MPPT propuesto

Como se ha explicado en la sección 4.1 y utilizando el esquema en Simulink del MPPT propuesto en la figura 4.27, se evaluó los días seleccionados como despejado y nublado para obtener la potencia de salida máxima extraída por el MPPT propuesto en sendos días.

La figura 4.33 muestra la respuesta de salida de la RNA estimado la radiación y la temperatura para a un día despejado.

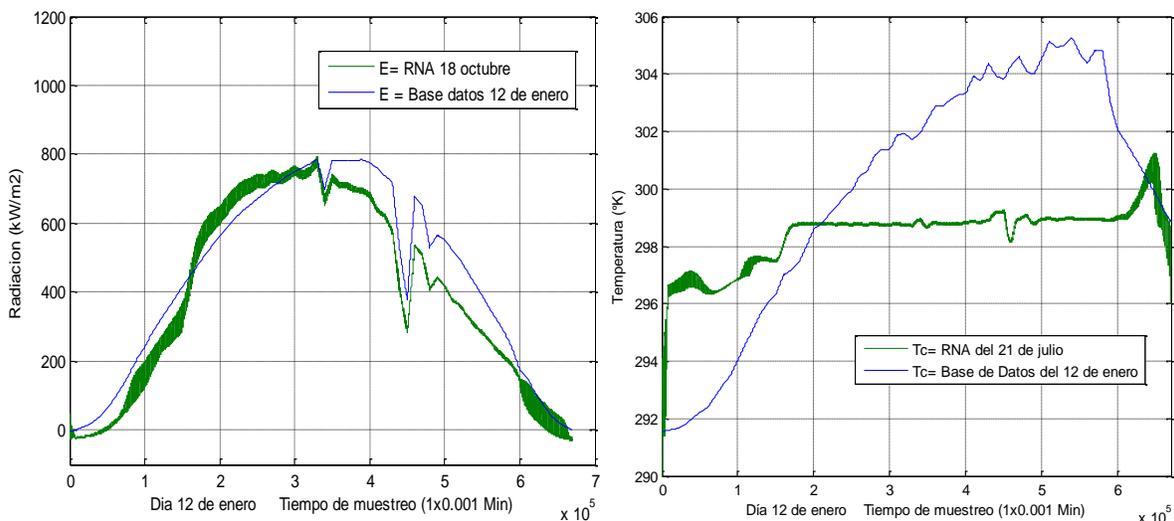


Figura 4.33 Resultado de las dos RNA para un día despejado:

a) para estimar la radiación b) para temperatura.

A partir de este valor de salida de la RNA, la potencia máxima de salida del MPPT propuesto para un día despejado, se presenta en la figura 4.34. La potencia máxima obtenida fue de 77.11 W.

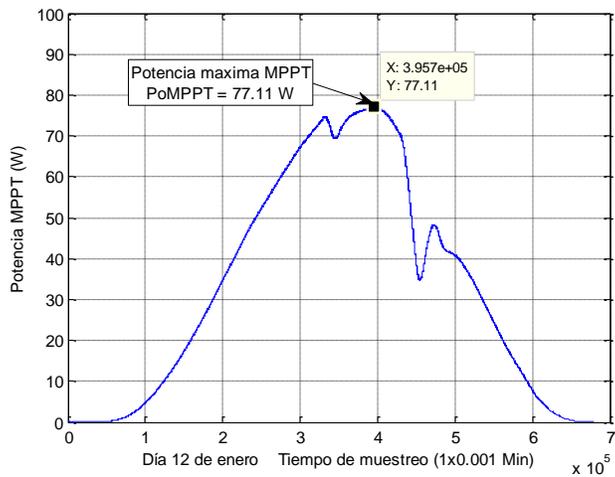


Figura 4.34 Potencia máxima extraída por MPPT propuesto para un día despejado.

Aplicando el mismo esquema de simulación en la figura 4.35 se muestra la respuesta de salida de la RNA estimado la radiación y la temperatura para a un día nublado.

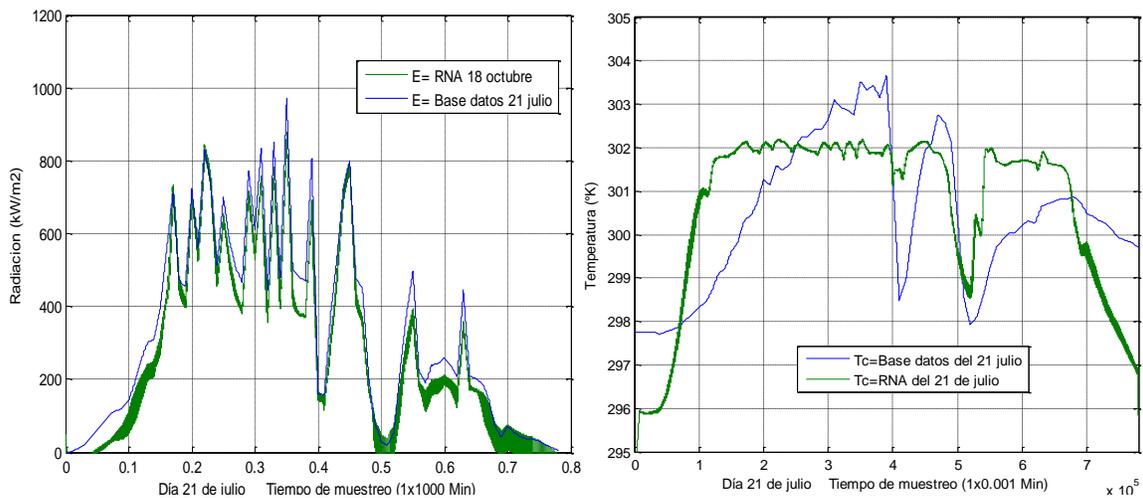


Figura 4.35 Resultado de las dos RNA para un día nublado:

a) para estimar la radiación b) para temperatura.

A partir de este valor de salida de la RNA, la potencia máxima de salida del MPPT propuesto para un día nublado, se presenta en la figura 4.36. La potencia máxima obtenida fue de 94.74 W.

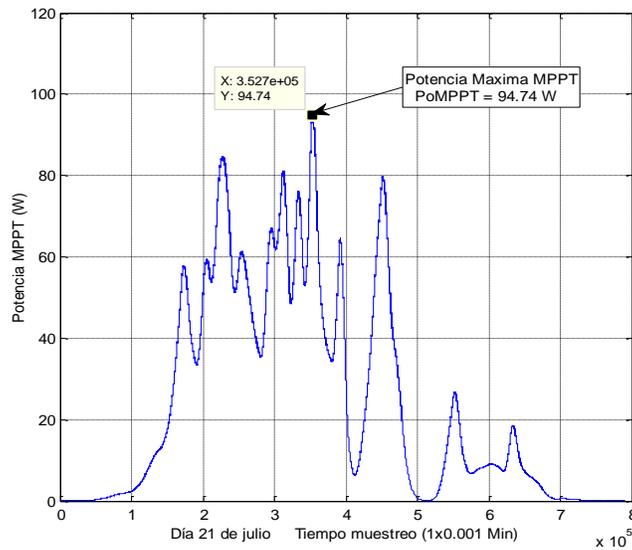


Figura 4.36 Potencia máxima extraída por MPPT propuesto para un día nublado.

4.8.4 Comparación de resultados entre la potencia: del panel, ideal y MPPT

A continuación se presenta la comparación de los resultados obtenidos entre la potencia de salida del panel conectado a una carga, respecto a la potencia máxima ideal y respecto a la potencia de salida con el MPPT propuesto. Esta comparación se realiza para un día despejado y de con bajo nivel de radiación y para un día nublado pero con alto nivel de radiación.

El comparativo de potencias máximas para el día despejado se presenta en gráficas individuales en la figura 4.37 y en gráficas sobrepuestas en la figura 4.38.

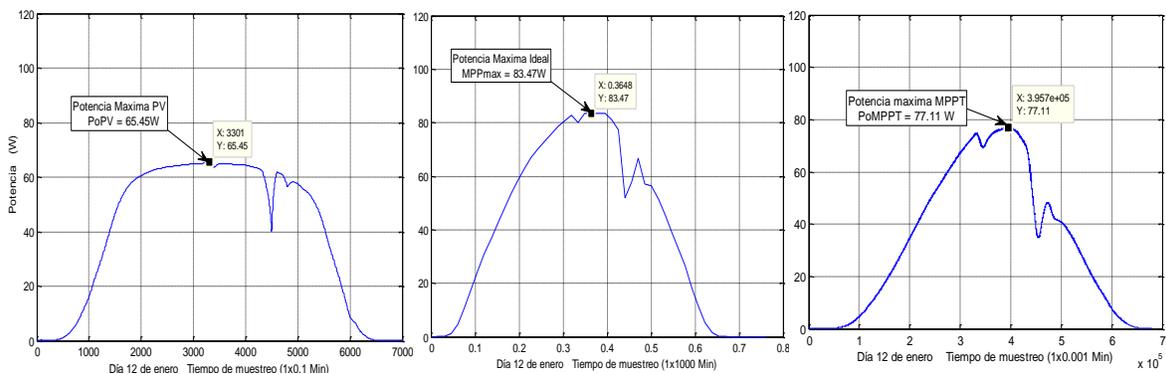


Figura 4.37 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día despejado. Gráficas individuales.

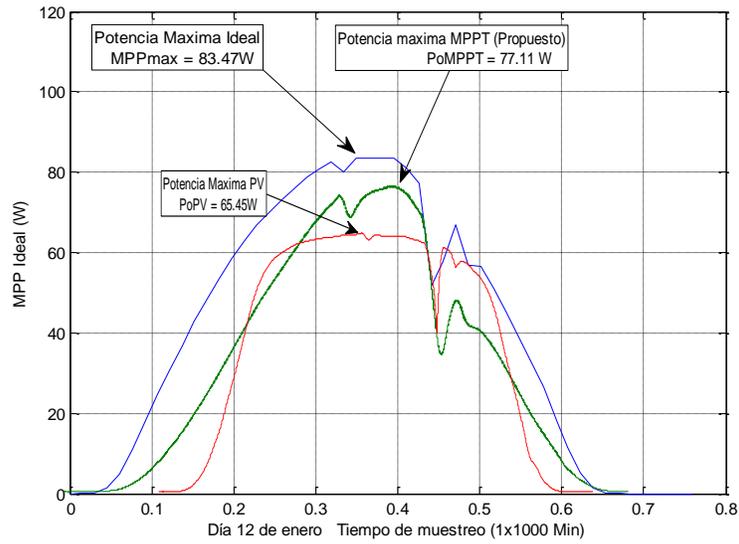


Figura 4.38 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día despejado. Gráficas sobrepuestas.

En la figuras 4.39 y 4.40 se presentan el comparativo entre las tres potencias de salida para un día nublado, en gráficas individuales y sobrepuestas.

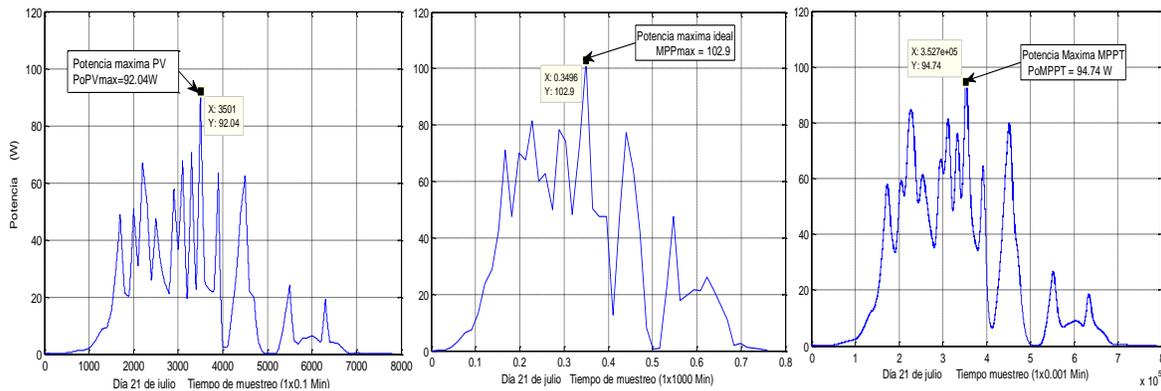


Figura 4.39 Potencia salida del panel vs Potencia ideal MPP vs Potencia salida MPPT para un día nublado. Gráficas individuales

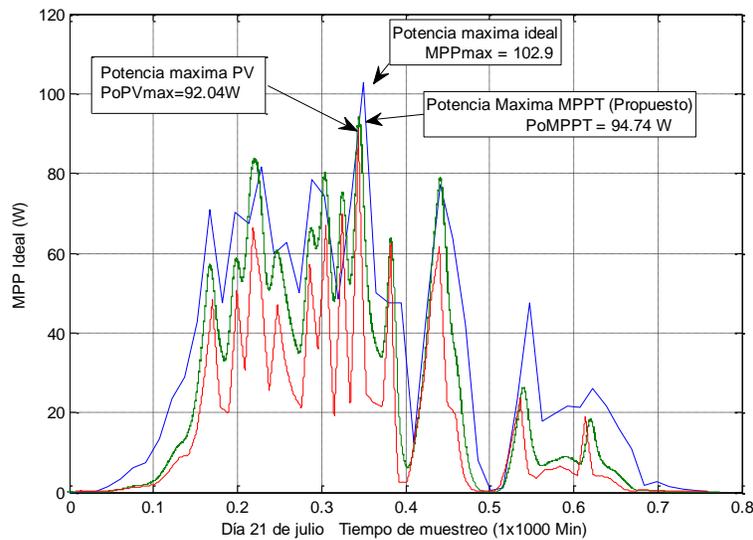


Figura 4.40 Potencia salida del panel vs. potencia ideal MPP vs. potencia salida MPPT para un día nublado. Gráficas sobrepuestas

Analizando la figura 4.40, se presenta en la tabla 4.10 un comparativo entre el valor de la potencia máxima obtenida de forma directa por el panel, la potencia máxima ideal y la potencia máxima obtenida por el nuevo esquema MPPT.

Tabla 4.10 Comparativo entre potencia máximas del panel, modelo ideal, del MPPT

Día	Po-PV	Po-Ideal	Po-MPPT	η	η
				MPPT vs. Ideal	Po-PV vs. Ideal
Día despejado	65.45	83.47	77.11	92.38%	78.41%
Día nublado	92.04	102.9	94.74	92.06%	89.44%

De acuerdo a la tabla 4.10 se puede decir que la eficiencia entre la potencia máxima de salida del MPPT propuesto y la potencia ideal, siempre está sobre el 92%, tanto para día nublado como para día despejado.

Por otra parte la eficiencia entre la potencia máxima de salida del panel respecto de la potencia ideal, para un día despejado es del 89.44% y cae dramáticamente para un día nublado a un 78.41%. Considerando lo anterior, el MPPT propuesto en sendos casos de día nublado y despejado tubo una eficiencia superior, pero es de notarse que este diferencia de eficiencia llega a ser de un 14% en días nublados. Aunado a esto, se

apreció que el desempeño de la curva de potencia del MPPT para día nublado, muestra una respuesta rápida y sigue la forma de onda de la potencia ideal.

4.8.5 Potencia de salida con MPPT P&O

En la figura 4.41 se aprecia el esquema en Matlab Simulink® del SFV utilizando un bloque de funciones con el algoritmo MPPT P&O. El algoritmo desarrollado en lenguaje de Matlab se encuentra en el anexo 4.

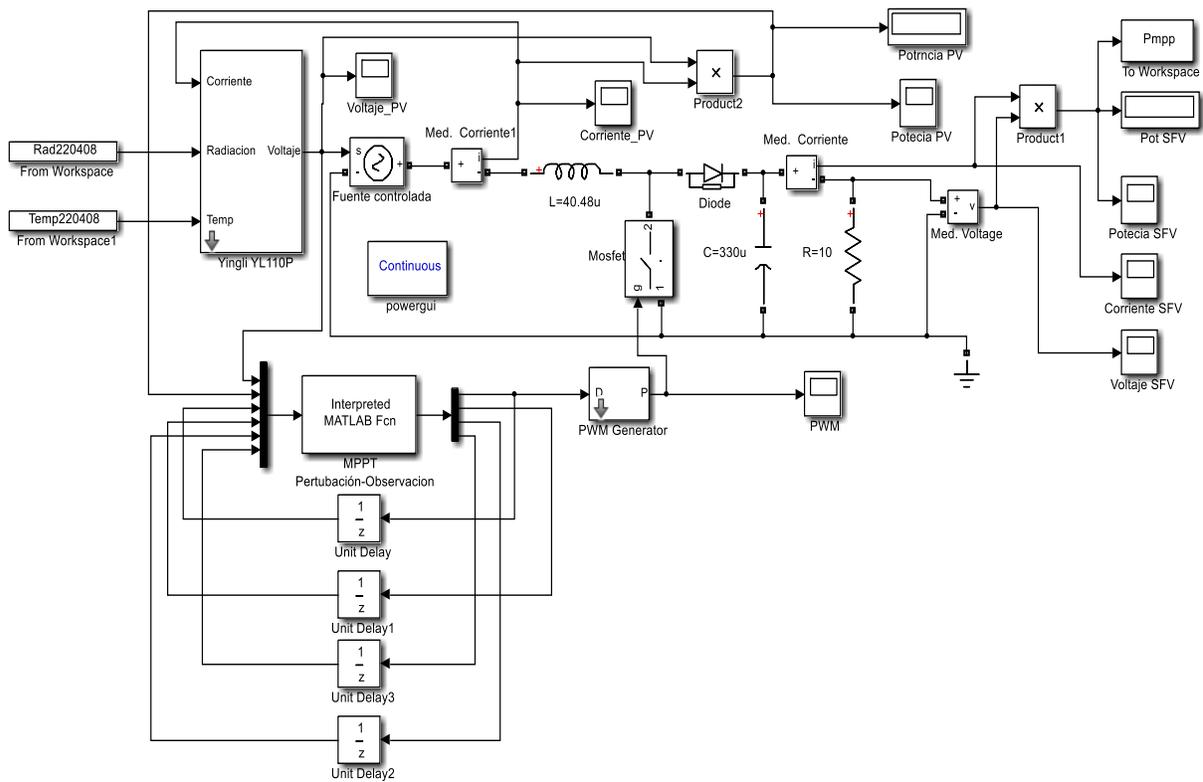


Figura 4.41 Esquema de Matlab Simulink® del SFV completo con algoritmo MPPT P&O

La curva de potencia máxima obtenida como resultado del algoritmo MPPT P&O se muestra en la figura 4.42 para a un día despejado. La potencia máxima obtenida con este algoritmo fue 80.97 W.

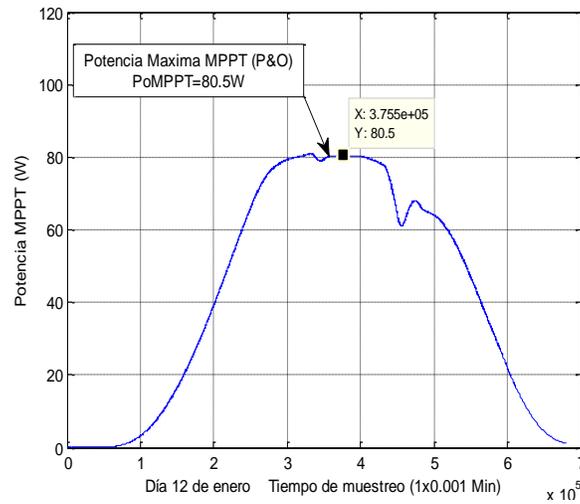


Figura 4.42 Potencia máxima extraída por MPPT P&O para un día despejado.

Aplicando el mismo procedimiento pero ahora para un día nublado, la curva de potencia máxima resultante del algoritmo MPPT P&O se muestra en la figura 4.43. La potencia máxima obtenida con este algoritmo fue 81.51 W.

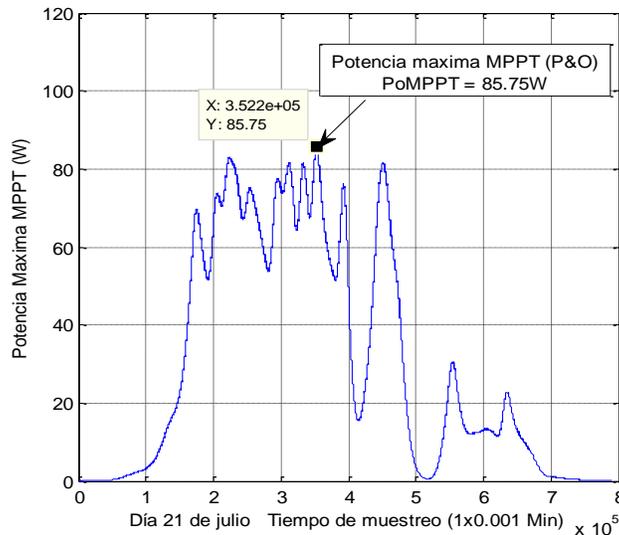


Figura 4.43 Potencia máxima extraída por MPPT P&O para un día nublado.

4.8.6 Comparación de resultados entre MPPT propuesto y MPPT P&O

A continuación se presenta la comparación de los resultados obtenidos entre la potencia máxima obtenida del MPPT P&O respecto del MPPT propuesto en este trabajo.

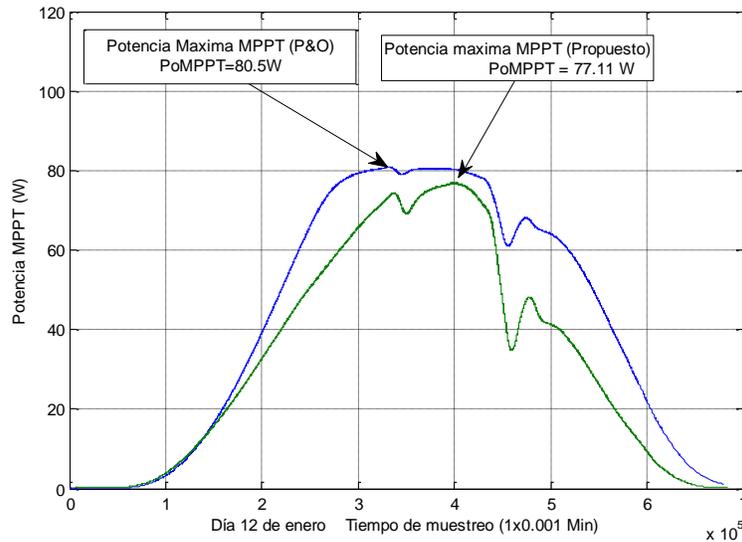


Figura 4.44 Potencia máxima con el MPPT P&O vs. MPPT propuesto para un día despejado.

De la misma manera que se ha realizado, esta comparación se realizó para un día despejado y de con bajo nivel de radiación y para un día nublado pero con alto nivel de radiación.

El comparativo para el día despejado se presenta en la figura 4.44 y se observó que el MPPT P&O obtuvo una mayor potencia (80.5W) que el MPPT propuesto (77.11W), así mismo se nota como la densidad de potencia del MPPT P&O es mayor al propuesto ya que en todo momento el área bajo del MPPT propuesto es menor.

Sin embargo en la figura 4.45, se puede notar como el MPPT responde más pronto a los cambios debidos a sombreados o nublados parciales, de hecho el primer sombreado parcial (marcado en rojo en ambas figuras) fue apenas perceptible para el MPPT P&O.

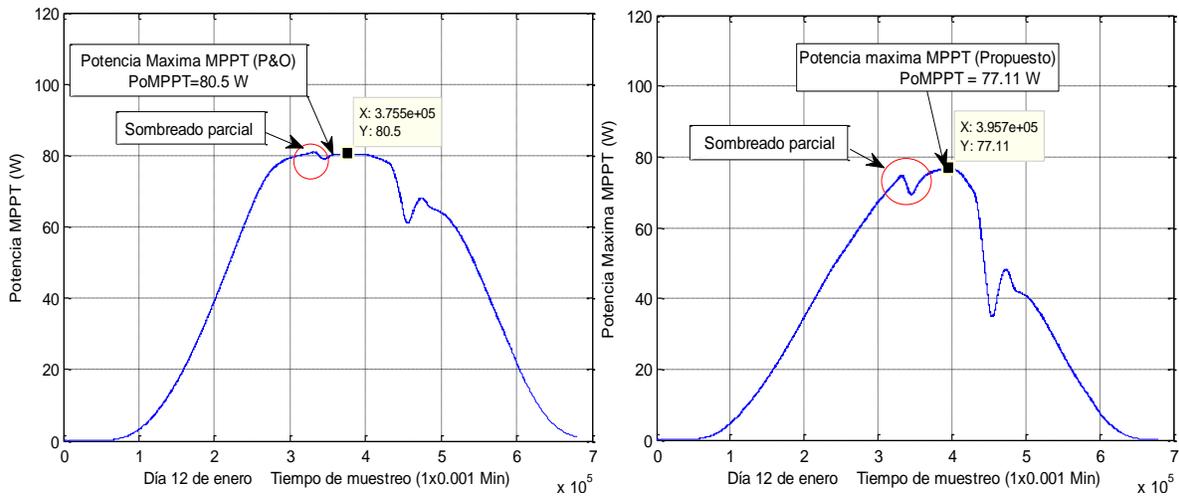


Figura 4.45 Potencia máxima con el MPPT P&O vs. MPPT propuesto para un día despejado.

En la figura 4.46 se presenta el comparativo entre la potencia máxima del MPPT P&O y la del MPPT propuesto, como resultado de simular un día nublado.

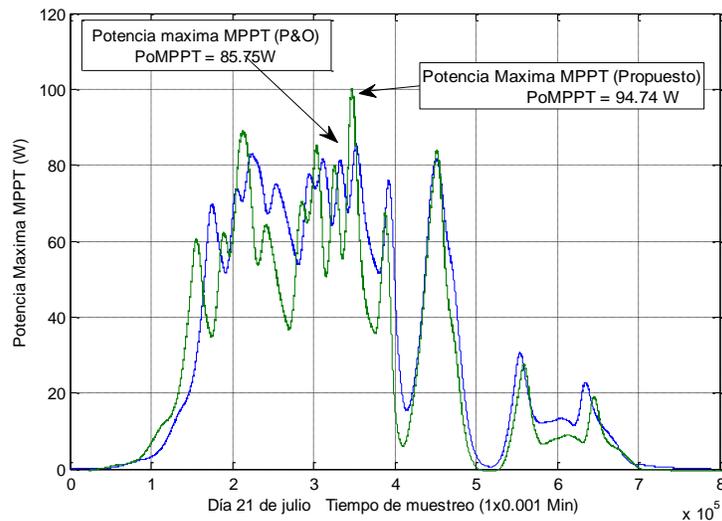


Figura 4.46 Potencia máxima con el MPPT P&O vs. MPPT propuesto para un día nublado.

En la figura 4.46 se observó que el MPPT propuesto obtuvo una mayor potencia pico (94.74W) que el MPPT P&O (85.75 W) y la densidad de potencia (área bajo la curva) en los picos más pronunciados, es superior el MPPT propuesto que el MPPT P&O.

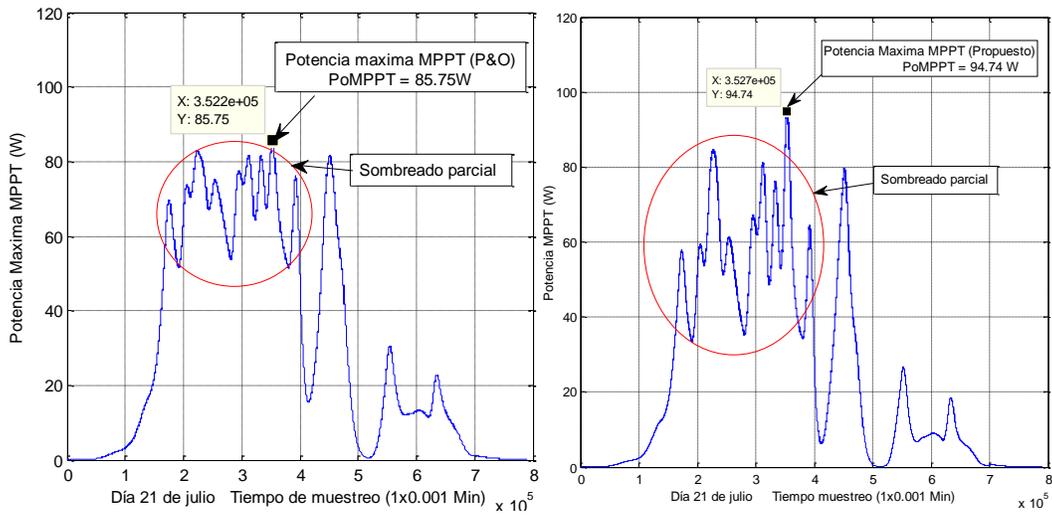


Figura 4.47 Potencia máxima con el MPPT P&O vs MPPT propuesto para un día nublado

De forma consistente se pudo notar en la figura 4.47, como el MPPT propuesto responde más pronto a los cambios debidos a sombreados o nublados parciales, en tanto que el MPPT P&O tiene una respuesta más lenta, omitiendo algunas variaciones rápidas como se muestra en las partes marcadas en rojo en la figura 4.47.

Como resultado entre ambos el MPPT P&O refleja mayor pérdida de potencia en picos pronunciados. En la tabla 4.11 se presentan los resultados comparativos entre ambos algoritmos de MPPT.

Tabla 4.11 Comparativo entre potencia máxima ideal, del MPPT P&O y del MPPT propuesto

Día	Po-Ideal	MPPT P&O	MPPT Propuesto	η Ideal vs.P&O	η Ideal vs. Propuesto
Día despejado	83.47	80.5	77.11	96.44%	92.38%
Día nublado	102.9	85.75	94.74	83.34%	92.06%

De acuerdo al comparativo de la tabla 4.11, se observó que MPPT P&O para el día despejado tuvo una eficiencia del 96.44%, la cual fue un 4.06% superior al MPPT propuesto (92.38%). Sin embargo para un día nublado, el MPPT propuesto obtuvo una eficiencia del 92.06%, la cual fue superior en un 8.72% a la del MPPT P&O (83.34%).

Este análisis permite afirmar que el MPPT propuesto obtiene resultados más óptimos que el MPPT P&O en días nublados, quedando en evidencia la debilidad de los MPPT P&O

por oscilar sobre el MPP y su lenta respuesta ante sombreados o nublados rápidos. Por lo que la propuesta de MPPT tiene desempeño superior al P&O bajo condiciones de días nublados.

4.8.7 Comparación de resultados entre MPPT propuesto y otros MPPT

En la sección 4.8.6 se presentó la comparación de los resultados obtenidos entre la potencia máxima obtenida del MPPT P&O respecto del MPPT propuesto, pero también es importante poder hacer un comparativo entre el resultado del nuevo esquema de MPPT de este trabajo, respecto al de otros MPPT publicados recientemente y que utilizan RNA.

Considerando los esquemas expuesto en la sección 2.7, en la siguiente tabla 4.12 se hace presenta el comparativo entre los diversos MPPT y la propuesta, respecto a su intervalo de operación de temperatura (T_c) y radiación (E), así como de su eficiencia (η).

Tabla 4.12 Resultados comparativos del nuevo MPPT propuesto vs. el de otras publicaciones

Referencia	Tipo RNA*	Tipo de control	Variables entrada-salida	η (%)	Intervalo T_c (°C)	Intervalo E (W/m ²)
Boumaaraf et al [113]	Rp	-	$V_{oc}, I_{cc}, T_c, E -- D$	95	4-45	Fijo 1000
Rizzo et al [114]	Rp	PI	$V_{pv}, I_{pv} -- V_{mpp}$	73-98	5-35	0-1000
Liu et al [115]	Rp	PID	$V_{pv}, I_{pv} -- V_{mpp}$	91	-	-
Rezk et al [117]	Rp	P&O	$V_{pv}, I_{pv}, -- I_{mpp}$	eleva 11.2	5-40	450-1000
Rezvani et al [118]	Rp	PI	$T_c, E, -- V_{mpp}$	94.5	5-35	Fijo 1
Kulaksiz et al [119]	LM	CI o INC	$T_c, E, -- V_{mpp}$	97	6-52	91-1105
Messalti et al [120]	Rp	-	$dV_{pv}, dI_{pv} -- D$	95	-	600-1000
Sarwat et al [121]	Rp	-	$V_{pv}, I_{pv}, -- D$	eleva 9.5	-	-
Hong et al [122]	Fbr	PI	$V_{pv}, I_{pv}, T_c, -- V_{mpp}$	93.2	10-40	200-850
Chokri et al [112]	Rp	PID	$T_c, E, -- P_{mpp}$	88.7	0-50	0-1000
Caluianu et al [123]	LM	PI	$T_c, E, -- V_{mpp}, I_{mp}$	90.8	Fijo 25	200-900
Propuesta tesis	Rp	Modelo celda	$V_{pv}, I_{pv}, D, -- T_c, E$	92-92.38	5-50	5-1100

*Rp=Retro-propagación; LM=Levenberg Marquart; Funcion base radial

Analizando los datos de la tabla comparativa, respecto a la eficiencia, se observa que el valor para el esquema de MPPT propuesto para día nublado y despejado se tiene un valor del 92% al 92.38%. Este valor está por encima de otros MPPT con RNA recientemente reportados que tienen eficiencias entre (88.7% a 91%).

En contraparte hay que decir, que existen otros MPPT con RNA que tienen eficiencia mayores al MPPT propuesto (93.2% a 98%), sin embargo estos últimos no reportan si el valor de la eficiencia es para un día nublado o despejado.

Respecto a los rangos de operación de temperatura del MPPT propuesto se tiene un intervalo amplio de 5-50°C solamente superado por un MPPT reportado con 6-52°C. Ahora bien, respecto a los rangos de operación de la radiación del MPPT propuesto tiene el intervalo más amplio (5-1100 W/m²) en comparación con los otros MPPT citados.

Analizando la eficiencia y su intervalo de operación de MPPT propuesto, se puede decir que es un nuevo esquema de MPPT con RNA que ofrece alta eficiencia (superior al 92%), amplio intervalo de operación para temperatura (5-50°C) y radiación (5-1100 W/m²), y rápida respuesta variaciones debida a nublados.

Para el caso de estudio de la ciudad de Mérida, cuyo clima se ha caracterizado por tener un alto nivel de radiación, pero casi de manera simultánea, muchos sombreados o nublados, el MPPT propuesto tiene una respuesta más óptima que otros algoritmo MPPT reportados en la literatura incluyendo el popular que es MPPT P&O.

CONCLUSIONES

De acuerdo al objetivo general, se diseñó una propuesta novedosa de algoritmo de MPPT que integra en un mismo esquema: una red neuronal, el modelo matemático de la celda que obtiene el MPP, y el conjunto de cálculos para obtener el ciclo de trabajo óptimo. Esta propuesta de MPPT se ha comprobado que permite extraer una potencia máxima de salida del panel comparada a cuando no tiene un MPPT.

El nuevo esquema de algoritmo MPPT se simuló en Matlab Simulink® integrando la red neuronal entrenado con una base de datos (sistema experto) y el modelo matemático que encuentra el MPP bajo las condiciones de un día nublado y un día despejado. El algoritmo propuesto responde a las variaciones del clima con una eficiencia superior al 92% entre la potencia de salida del MPPT y la potencia MPP ideal, para día nublado o despejado, incrementando la eficiencia del 5% al 12%.

El algoritmo del MPPT propuesto operó con intervalo de operación de temperatura de 5°C a 50°C, y de radiación de 5 a 1100 W/m², lográndose en simulación que opere el MPPT durante todo el tiempo que exista radiación. Este intervalo es más amplio al de otros MPPT con RNA los reportados en la literatura para temperatura y radiación.

Se comparó el MPPT propuesto contra el MPPT más reportado de la literatura que es el P&O y los resultados obtenidos fue que el MPPT propuesto alcanza valores de MPP y eficiencia (92.06%) mayor a los del MPPT P&O (83.34%) en días nublados. El MPPT propuesto presentó respuesta rápida a cambios bruscos debidos a sombreados parciales. Sin embargo para días despejados el MPPT P&O (96.44) tuvo una eficiencia superior que el MPPT propuesto (92.38%) en días despejados.

El algoritmo del MPPT propuesto no presenta oscilaciones en el MPP en virtud que se encuentra en lazo abierto y por tanto en cada instante se mueve a un nuevo MPP conforme varían los parámetros de entrada al algoritmo.

Respecto a la red neuronal, se probaron dos tipos y el resultado de simulación con una RNA con retro-propagación presentó valores de error (MSE) 50% menores que la RNAD

dinámica probada con solución NARX o NIO, y respecto a dispersión, la R correspondiente a la RNA con retro-propagación obtuvo un valor más cercano a la unidad (0.927) que la RNAD (0.907). Así mismo se observó de manera consistente que a mayor número de neuronas, los resultados de la RNA reducen el error, a cambio de un mayor procesamiento.

Los resultados de simulación de la RNA con retro-propagación, indicaron que la respuesta de salida para la RNA de radiación tiene un error dentro del valor aceptable (menor a 5%) y poca dispersión de datos con un valor de regresión cercano a la unidad (mayor a 0.95), por lo que su respuesta es rápida y sigue el desempeño de la forma de onda de la radiación. Sin embargo, la respuesta de salida de la RNA para temperatura sigue el desempeño de la forma de onda de temperatura, pero los valores tienen un error superior al 5%. Se observó que la temperatura tiene un comportamiento estable y lineal, debido q sus valores solo varían en un 2%, por lo que RNA no presentó los valores de error deseados menores al 5%.

Se diseñó y desarrolló una segunda red neuronal especial para la temperatura, basada en una matriz de datos ampliada conformando un “cubo de datos”, y como resultado de simulación se reduce el error (menor a 3%) y la dispersión quedando dentro de los rangos aceptables (mayor a 0.95).

Como parte de los objetivos, se caracterizó los datos climáticos de la ciudad de Mérida, Yucatán y se concluye que a pesar de tener niveles de radiación solar cercanos a los $1000\text{W}/\text{m}^2$, existen nublados constantes que afectan el rendimiento de los paneles, particularmente de Junio a Septiembre. El MPPT propuesto permite responder de forma oportuna a estas condiciones de nublados y sombreados parciales.

Como resultado de este trabajo también se describió un método para calcular el potencial de generación eléctrica de la celda empleando el modelo de la celda, el cual aproxima la energía generada en un período diario, mensual y anual.

PUBLICACIONES

Realizadas

C. Morcillo-Herrera, F. Hernández Sánchez, M. Flota-Bañuelos, "Practical method to Estimate Energy Potential Generated by Photovoltaic Cells: Practice Case at Merida City", Energy Procedia, Volume 57, 2014, Pages 245–254.

Carlos Morcillo-Herrera, Fernando Hernández-Sánchez, and Manuel Flota-Bañuelos, "Method to Calculate the Electricity Generated by a Photovoltaic Cell, Based on Its Mathematical Model Simulations in MATLAB," International Journal of Photoenergy, vol. 2015, Article ID 545831, 12 pages, 2015. doi:10.1155/2015/545831

Próximamente

C. Morcillo-Herrera, F. Hernández Sánchez, M. Flota-Bañuelos, "A scheme of MPPT algorithm with neural networks and mathematical model for sudden shadows", se someterá en el mes de septiembre 2016 al Journal of Renewable and Sustainable Energy.

TRABAJOS FUTUROS

- ✓ Un primer trabajo sería continuar con la implementación física y pruebas de laboratorio para el MPPT propuesto para un panel fotovoltaico y para un arreglo fotovoltaico, comparándolo en la práctica respecto a la respuesta de un algoritmo clásico de MPPT como el perturbación-observación. Los resultados experimentales, pueden no sólo dar mayor validez a la propuesta si no también pueden mostrar el comportamiento real que por medio de la simulación en ocasiones no es perceptible.
- ✓ Considerando que la respuesta de la RNA de la temperatura, tiene menor error e incrementa sus desempeño, cuando se modificó los valores de la matriz de datos conformando un “cubo” de opciones. Se puede analizar qué sucede aplicando el mismo esquema del “cubo de opciones” para la radiación haciendo que la radiación solo varíe de forma incremental (0 a 1000W/m²) como lo hace la temperatura en su formato de “cubo”.
- ✓ De igual manera, es posible que debido a la variación de temperatura es de tan sólo el 5% (295 a 304°K) y la radiación es del 99% (5 a 1000 W/m²), se puede modificar la matriz de datos para formular la RNA y utilizar valores unitarios, de manera que se reduzca el error en la respuesta de la RNA de temperatura.
- ✓ Se puede ampliar y explorar nuevas líneas de investigación, si se modifica un poco el esquema del MPPT, de manera que después de la red neural se sustituya el modelo que obtiene el MPP y el ciclo de trabajo, y en su lugar, este utilice una tabla dinámica que obtenga el ciclo de trabajo, agilizando más la respuesta del algoritmo.
- ✓ Otra área de trabajo se puede alcanzar si se convierte el algoritmo de MPPT a un lazo cerrado, de manera que después de obtener con la red neuronal y el modelo matemático, el MPP, éste se compare respecto a la potencia de salida del panel y con la señal de error se aplique un incremento o decremento del ciclo de trabajo sumando alguna técnica existente como conductancia incremental o perturbación-observación.
- ✓ Otros trabajos futuros pueden realizarse modificando el tipo de RNA, las variables de entrada a la RNA, o combinaciones entre éstas, ya que todas pueden representar una solución más óptima, y con menor error.

BIBLIOGRAFIA

- [1] *Energy for a Sustainable Future 2010*, United Nations (ONU), Secretary General's Advisory Group on Energy and Climate Change (AGECC), New York, United States of America, 28 April 2010, 4-22.
- [2] *CO₂ Emissions from fuel combustion*, Highlights 2015, International Energy Agency (IEA), Paris, France, 2015, 48-105.
- [3] *Global Carbon Budget 2015*, Global Carbon Project (GCP), Department of Climate Change and Energy Efficiency (DCCEE) and the Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (CSIRO), Australia and the National Institute for Environmental Studies (NIES) and the Ministry of the Environment in Japan, 2015, 349-396.
- [4] *Global Sustainable Development Report 2015*, United Nations (ONU), Department of Economic and Social Affairs, New York, United States of America, 2015, 68-121.
- [5] *World Energy Outlook (WEO) 2015*, International Energy Agency (IEA), Paris France, 2015, 1-25.
- [6] *Global Status Report (GSR) 2015*, Renewable energy policy network for the 21ST Century (REN21), Paris France, 2015, 7-70.
- [7] *Programa Especial para el Aprovechamiento de Energías Renovables*, Secretaría de energía (SENER), Gobierno Federal, México, 2014, 15-71.
- [8] *Programa sectorial de energía 2007-2012*, Secretaría de Energía, Gobierno Federal, México 2007, 2-28
- [9] *Programa de Fomento de Sistemas Fotovoltaicos en México PROSOLAR*, Secretaría de energía (SENER), Gobierno Federal, México, 2012, 29-78.
- [10] E. C. Fernández, *Energía solar fotovoltaica, competitividad y evaluación económica, comparativa y modelos*, Tesis Doctoral, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, Universidad Nacional de Educación a Distancia, Madrid, 2009
- [11] H. L. Gasquet, *Conversión de la luz solar en energía eléctrica*, Manual teórico práctico sobre los sistemas fotovoltaicos, Cuernavaca Morelos, México, Octubre 2004.
- [12] J. Méndez, R. Cuervo, *Energía Solar Fotovoltaica*, FC Editorial, 2da Edición, España 2007.
- [13] A. Márquez, E. Gómez, D. Aranda, M. Bohórquez, *Sistema para la generación automática de curvas V-I, V-P y monitorización de módulos fotovoltaicos*, XXV Jornadas Automática, 2004, Ciudad Real, España, 29-38.

- [14] *Maximum Power Point Tracking*, Tutorial, National Instrument, July 2009
- [15] *Seguidor del punto de máxima potencia*, Desarrollo de productos electrónicos, Zaragoza España, Marzo 2011.
- [16] J. M. Enrique, E. Durán, M. Sidrach-de-Cardona, J. M. Andújar, *Theoretical assessment of the maximum power point tracking efficiency of photovoltaic facilities with different converter topologies*, J.Solener., 81, 31-38, 2007.
- [17] T. Kaito, H. Koizumi, N. Goshima, M. Kawasaki, K. Kurokahua, *Development of MPPT algorithm for a digital controller PV inverter*. Fecha de acceso 21 de Agosto de 2012, del Sitio web Kurochans Inc: http://www.kurochans.net/paper/pvsec14_kaito.pdf
- [18] D. Sanz, *Maximum Power Point Tracking Algorithms for Photovoltaic Applications*, PhD Thesis, Faculty of Electronics, Communications and Automation, Aalto University, Espoo, Finland, 2010.
- [19] A. Kumar, *An explicit I–V model of a solar cell for simple fill factor calculation*, J.Solener., 85, 1906-1909, 2011.
- [20] M. Emin, F. Dincer, *A review of the factors affecting operation and efficiency of photovoltaic based electricity generation systems*, J.Rser., 15, 2176-2184, 2015.
- [21] R. Pon, S. Rajan, *Investigation of cloudless solar radiation with PV module employing Matlab–Simulink*, J.Solener., 85, 1727-1734, 2011.
- [22] K. K. Chong, C. W. Wong, *General formula for on-axis sun-tracking system and its application in improving tracking accuracy of solar collector*, J.Solener., 83, 298-305, 2009.
- [23] J. P. Davida, F. Floreta, J. Guerina, J. C. Paiva, L. Aiachea, *Autonomous photovoltaic converter with linear focusing concentrator*, J.Solcell, 4, 61-70, 1981.
- [24] G. Saravanallango, P. Srinivasa, A. Karthikeyan, C. Nagamani, *Single-stage sine-wave inverter for an autonomous operation of solar photovoltaic energy conversion system*, J.Renene., 35, 275-282, 2010
- [25] C. Vera, *Integración de sistemas fotovoltaicos a viviendas con red eléctrica*, Revista TELECSYS, 2, 1-15, 2009.
- [26] A. Escobar, C. Torres, R. Hincapié, *Connecting photovoltaic systems to the power grid*, Journal Scientia et Technia, 44, 012-17, 2010.
- [27] I. Patrao, E. Figueres, F. González-Espína, G. Garcerá, *Transformer less topologies for grid-connected single-phase photovoltaic inverters*, J.Rser., 15, 3423-3431, 2011.
- [28] C. L. Trujillo, D. Velasco, E. Figueres, G. Garcerá, R. Ortega, *Modeling and control of*

- a push–pull converter for photovoltaic microinverters operating in island mode*, J.Apenergy., 88, 2824-2834, 2011.
- [29] H. Kim, J. Kim, K. Lee, D. Yoo, D. Shina, *A high efficiency photovoltaic module integrated converter with the asymmetrical half-bridge flyback converter*, J.Solener., 84, 1376-1381, 2010.
- [30] C. Jaen, J. Pou, G. Capella, A. Arias, M. Lamich, *On the use of sun trackers to improve maximum power point tracking controllers applied to photovoltaic systems*, IEEE Conference on Compatibility and Power Electronics (CPE), 2009, Badajoz España, 67-72.
- [31] H. Mousazadeh, A. Keyhani, A. Javadi, H. Mobli, K. Abrinia, A. Sharifi, *A review of principle and sun-tracking methods for maximizing solar systems output*, J.Rser., 13, 1800-1818, 2009.
- [32] N. Dasguptaa, A. Pandeyb, A. K. Mukerjeea, *Voltage-sensing-based photovoltaic MPPT with improved tracking and drift avoidance capabilities*, J.Solmat., 92, 1552-1558, 2008.
- [33] W. Jen-Cheng, S. Yu-Li, S. Jyh-Cherng, J. Joe-Air, *High-accuracy maximum power point estimation for photovoltaic arrays*, J.Solmat., 95, 843–851, 2011.
- [34] A. Vieira da Rosa, *Fundamentals of Renewable Energy Processes*, Second edition, Elsevier INC, 2009.
- [35] N. A. Kelly, T. L. Gibson, *Solar photovoltaic charging of high voltage nickel metal hydride batteries using DC power conversion*, J.Powsour., 196, 10430-10441, 2011.
- [36] M. Sharon, P. Veluchamy, C. Natarajan, D. Kumar, *Solar rechargeable battery, principle and materials*, J.Electacta, 36, 1107-1126, 1991.
- [37] K. Feel-soon, P. Sung-Jun, S. Eog-Cho, K. Jang-Mok, *Photovoltaic power interface circuit incorporated with a buck-boost converter and a full-bridge inverter*, J.Apenergy., 82, 266-283, 2005.
- [38] P. Petit, A. Zgaoui, J. P. Sawicki, M. Aillerie, J. P. Charles, *New architecture for high efficiency DC-DC converter dedicated to photovoltaic conversion*, J.Egypro, 6, 688-694, 2011.
- [39] K. Ho-sung, K. Jong-Hyun, M. Byung-Duk, Y. Dong-Wook, K. Hee-Je, *A highly efficient PV system using a series connection of DC–DC converter output with a photovoltaic panel*, J.Renene., 34, 2432-2436, 2009.
- [40] K. Feel-soon, P. Sung-Jun, S. Eog-Choc, K. Jang-Mok, *Photovoltaic power interface*

circuit incorporated with a buck-boost converter and full bridge inverter, J.Apenergy., 82, 266-283, 2005.

[41] J. J. Negroni, *Análisis y diseño de controladores para inversores multinivel en sistemas fotovoltaicos conectados a red*, Tesis doctoral, Escuela de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de Barcelona, España, 2007

[42] M. Calais, V. G. Agelidis, *Multilevel converters for single-phase grid connected photovoltaic systems: an overview*, J.Solener., 66, 325–335, 1999.

[43] R. Akkaya, A. Kulaksiz, O. Aydogdu, *DSP implementation of a PV system with GA-MLP-NN based MPPT controller supplying BLDC motor drive*, J.Enconman., 48, 210-218, 2007.

[44] A. M. Pernía, J. Arias, M. J. Prieto, J. A. Martinez, *A modular strategy for isolated photovoltaic systems based on microcontroller*, J.Renene., 34, 1825-1832, 2009.

[45] A. Messaia, A. Mellitb, A. Massi, A. Guessoumd, H. Mekki, *FPGA-based implementation of a fuzzy controller (MPPT) for photovoltaic module*, J.Enconman., 52, 2695-2704, 2011.

[46] A. R. Reisi, M. H. Moradi, S. Jamasb, *Classification and comparison of maximum power point tracking techniques for photovoltaic system: A review*, J.Rser., 19, 433-443, 2013.

[47] M. S. Ngan, Ch. W. Tan, *A study of maximum power point tracking algorithms for stand-alone Photovoltaic Systems*, IEEE Applied Power Electronics Colloquium (IAPEC), 2011, Johor Bahru, Malaysia, 22-27.

[48] J. Ch. Phang, D. S. Chan, J. R. Phillips, *Accurate analytical method for the extraction of solar cell*, IEEE EI., 20, 406–408, 1984.

[49] M. A. Hamdy, *A new model for the current-voltage output characteristics of photovoltaic modules*, J.Powsour., 50, 11–20, 1994.

[50] H. E. Ibrahim, F. F. Houssiny, H. M. El-Din, M. A. El-Shibini, *Microcomputer controlled buck regulator for maximum power point tracker for DC pumping system operates from photovoltaic system*, IEEE Proceedings of Fuzzy Systems Conference (FUZZ), 1999, Seoul, South Korea, 406–411.

[51] D. Lafferty, *Coupling network for improving conversion efficiency of photovoltaic power source*, U.S. Patent 4 873 480, 1989.

[52] P. Chetty, *Maximum power transfer system for a solar cell array*, U.S. Patent 4 604 567, 1986.

- [53] J. Masoum, H. Dehbonei, *Optimal power point tracking of photovoltaic system under all operating conditions*, J.Renene., 20, 13-26, 2014.
- [54] J. Masoum, H. Dehbonei, *Design, construction and testing of a voltage-based maximum power point tracker (VMPPPT) for small satellite power supply*, Annual AIAA/USU Conference on Small Satellite, 1999, Utah USA, 75-84.
- [55] J.J. Schoeman, J.D. Vanwyk, *A simplified maximal power controller for terrestrial photovoltaic panel arrays*, IEEE Power Electronics Specialists Conference (PESC), 1982, New York, 361–367.
- [56] M. Abou-El-Ela, J. Roger, *Optimization of the function of a photovoltaic array using a feedback control system*, J.Solcell., 13, 185–195, 1984.
- [57] S. M. Alghuwainem, *Matching of a DC motor to a photovoltaic generator using a step-up converter with a current-locked loop*, IEEE TEC, 9, 192–198, 1994.
- [58] T. Noguchi, S. Togashi, R. Nakamoto, *Short-current pulse-based adaptive maximum power point tracking for a photovoltaic power generation system*, IEEJ, 139, 65–72, 2002.
- [59] T. Swrup, A. Ansari, *Maximum Power Point Tracking Method for Multiple Photovoltaic Systems*, Res.J.Chem.Sci., 2, 69–77, 2012.
- [60] J. F. Schaefer, *An inexpensive photovoltaic array maximum-power-point-tracking DC-to-DC converter*, Master Thesis, New México Solar Energy Institute, Las Cruces, New México, 1984.
- [61] Z. Salameh, F. Dagher, W. Lynch, *Step-down maximum power point tracker for photovoltaic systems*, J.Solener., 46, 279–282, 1991.
- [62] D. L. Lafferty, *Coupling network for improving conversion efficiency of photovoltaic power source*, U.S. Patent 4 873 480, 1989.
- [63] D. L. Lafferty, *Regulating control circuit for photovoltaic source employing switches, energy storage, and pulse width modulation controller*, U.S. Patent 5 270 636, 1993.
- [64] D. Y. Lee, H. J. Noh, D. S. Hyun, I. Choy, *An Improved MPPT Converter Using Current Compensation Method for Small Scaled PV Applications*, IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2003, Miami Beach, FL, USA, 540-545.
- [65] M. Park, I. K. Yu, *A Study on Optimal Voltage for MPPT Obtained by Surface Temperature of Solar Cell*, Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), 2004, Busan, South Korea, 2040-2045.
- [66] J. H. David, *Power conditioning system*, U.S. Patent 3 384 806, 1968.

- [67] L. T. W. Bavaro, *Power regulation utilizing only battery current monitoring*, U.S. Patent, 4 794 272, 1988.
- [68] H. D. Maheshappa, J. Nagaraju, M. V. Murthy, *An improved maximum power point tracker using a step-up converter with current locked loop*, J.Renene., 13, 195–201, 1998.
- [69] Ch. Hua, Ch. Shen, *Comparative study of peak power tracking techniques for solar storage system*, IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 1998, Anaheim, California, USA, 679–685.
- [70] G. J. Yu, Y. S. Jung, J. Y. Choi, I. Choy, J. H. Song, G. S. Kim, *A Novel Two-Mode MPPT Control Algorithm Based on Comparative Study of Existing Algorithms*, IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), 2002, New Orleans, LA, USA, 1531-1534.
- [71] N. S. D'Souza, L. A. Lopes, X. J. Liu, *Comparative study of variable size perturbation and observation maximum power point trackers for PV systems*, J.Epsr., 80, 296-305, 2010.
- [72] Z. Salameh, D. Taylor, *Step-up maximum power point tracker for photovoltaic arrays*, J.Solener., 44, 57–61, 1990.
- [73] W. J. A. Teulings, J. C. Marpinard, A. Capel, *A maximum power point tracker for a regulated power bus*, Proceedings of the European Space Conference (ESC), 1993, Graz Australia, 121-130.
- [74] Y. Kim, H. Jo, D. Kim, *A new peak power tracker for cost-effective photovoltaic power systems*, IEEE Energy Conversion Engineering Conference (IECEC), 1996, Washington, DC, USA, 1673–1678.
- [75] N. Femia, D. Granozio, G. Petrone, G. Spaguuolo, M. Vitelli, *Optimized One-Cycle Control in Photovoltaic Grid Connected Applications*, IEEE TAES, 2, 193-199, 2006.
- [76] W. Wu, N. Pongratananukul, W. Qiu, K. Rustom, T. Kasparis, I. Batarseh, *DSP based Multiple Peak Power Tracking for Expandable Power System*, IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2003, Florida, USA, 525-530.
- [77] C. Hua, C. Shen, *Comparative Study of Peak Power Tracking Techniques for Solar Storage System*, IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 1998, Anaheim, California, USA, 679-685.
- [78] D. P. Hohm, M. E. Ropp, *Comparative Study of Maximum Power Point Tracking Algorithms Using an Experimental, Programmable, Maximum Power Point Tracking Test*, IEEE Photovoltaic Specialist Conference (PVSC), 2000, Anchorage, Alaska, 1699-1702.

- [79] Y. T. Hsiao, C. H. Chen, *Maximum Power Tracking for Photovoltaic Power System*, IEEE Industry Application Conference (IAS), 2002, Pittsburgh, PA, USA, 1035-1040.
- [80] K. H. Hussein, I. Muta, T. Hoshino, M. Osakada, *Maximum photovoltaic power tracking: an algorithm for rapidly changing atmospheric conditions*, IEEE PGTD, 142, 59–64, 1995.
- [81] X. Liu, L.A. Lopes, *An improved perturbation and observation maximum power point tracking algorithm for PV arrays*, IEEE Power Electronics Specialists Conference (PESC), 2004, Aachen, Germany, 2005–2010.
- [82] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo, M. Vitelli, *Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method*, IEEE TPEL, 20, 963–973, 2005.
- [83] X. Liu, L.A. Lopes, *An improved perturbation and observation maximum power point tracking algorithm for PV arrays*, IEEE Power Electronics Specialists Conference (PESC) 2004, Aachen, Germany, 2005–2010.
- [84] L. Chia-Hung, H. Cong-Hui, D. Yi-Chun, Ch. Jian-Liung, *Maximum photovoltaic power tracking for the PV array using the fractional-order incremental conductance method*, J.Apenergy., 88, 4840-4847, 2011.
- [85] J. M. Enrique, J. M. Andujar, M. A. Bohórquez, *A reliable, fast and low cost maximum power point tracker for PV applications*, J.Solener., 13, 79-89, 2011.
- [86] A. J. Mahdi, W. H. Tang, Q. H. Wu, *Improvement of a MPPT Algorithm for PV systems and its experimental validation*, International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPPQ), 2010, Granada España, 356-364.
- [87] A. Branbrilla, M. Gambarara, A. Gurrutti, F. Ronchi, *New approach to photovoltaic arrays maximum power point tracking*, IEEE TPEL, 20, 963-973, 2005.
- [88] V. Salas, E. Ollas, A. Lazaro, A. Barrado, *Evaluation of a new maximum power point tracker (MPPT) applied to the photovoltaic stand-alone systems*, J.Solmat., 87, 807–815, 2005.
- [89] K. N. Hasan, M. E. Haque, M. Negnevitsky, K. M. Muttaqi, *An improved maximum power point tracking technique for the photovoltaic module with current mode control*, IEEE Power Engineering Conference (AUPEC), 2009, Adelaide Australia, 11-16.
- [90] V. Salas, E. Ollas, A. Lazaro, A. Barrado, *New algorithm using only one variable measurement applied to a maximum power point tracker*, J.Solmat., 1, 675–684, 2005.
- [91] S. Jains, V. Agarwal, *A New Algorithm for Rapid Tracking of Approximate Maximum Power Point in Photovoltaics Systems*, IEEE EI., 2, 16-19, 2004.

- [92] N. A. Ahmed, M. Miyatake, *A novel maximum power point tracking for PV applications under partially shaded insolation conditions*, J.Epsr., 78, 777-784, 2008.
- [93] J. Qiufeng, L. Sujuan, Y. Hai-zhu, *Maximum Power Point Tracking in Photovoltaic System by Using Fuzzy Algorithm*, IEEE International Conference on Intelligent Computing and Cognitive Informatics (ICCI), 2010, Kuala Lumpur, Malaysia, 42-49.
- [94] L. K. Letting, J. L. Munda, Y. Hamam, *Optimization of a fuzzy logic controller for PV grid inverter control using S-function based PSO*, J.Solener., 86, 1689–1700, 2012.
- [95] M. Datta, T. Senju, A. Yona, T. Funabashi, *A fuzzy based method for leveling output power fluctuations of PV-Diesel hybrid power system*, J.Renene., 36, 1693-1703, 2011.
- [96] A. Messai, A. Mellit, A. Massi Pavan, A. Guessoum, H. Mekki, *FPGA based implementation of fuzzy controller (MPPT) for PV module*, J.Enconman., 52, 2695-2704, 2011.
- [97] Ch. Wu, F. Jiang, Q. Wang, H. Hu, *The Maximum Power Point Tracking Algorithm for Photovoltaic Power System Based on Fuzzy Logic Double Loop Control*, IEEE International Conference on Electronics, Communications and Control (ICECC), 2011, Beijin China, 236-245.
- [98] S. H. Hosseini, S. Danyali, A. Yazdanpanah, M. Sarhangzadeh, *Three-Phase Four-Wire Grid-Connected PV Power Supply with Accurate MPPT for Unbalanced Nonlinear Load Compensation*, IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), 2009, Seoul Korea, 551-559.
- [99] A. D. Karlis, T. L. Kottas, Y. S. Boutalis, *A novel maximum power point tracking method for PV systems using fuzzy cognitive networks (FCN)*, J.Epsr., 77, 315–327, 2007.
- [100] A. Mohamed, M. Elshaer, O. Mohammed, *Control enhancement of power conditioning units for high quality PV systems*, J.Epsr., 90, 30-41, 2012.
- [101] K. Punitha , D. Devaraj, S. Sakthivel, *Artificial neural network based modified incremental conductance algorithm for maximum power point tracking in photovoltaic system under partial shading conditions*, J.Energy, 62, 330-340, 2013.
- [102] R. Ramaprabha, B. L. Mathur, M. Sharanya, *Solar Array Modeling and Simulation of MPPT using Neural Network*, IEEE International Conference on Control, Automation, Communication and Energy Conservation (INCACEC), 2009, Erode, India, 837-845.
- [103] A. Kulaksız, R. Akkaya, *A genetic algorithm optimized ANN-based MPPT algorithm for a stand-alone PV system with induction motor drive*, J.Solener., 86, 2366–2375, 2012.

- [104] H. Ravishankar, A. Kumar, D. Prasad, *Application of Radial Basis Function for MPPT*, IEEE International Conference on Energy and Environment (ICEET), 2009, Guilin, China, 19-21.
- [105] L. Zhang, Y. F. Bai, *On-line neural network training for maximum power point tracking of PV power plant*, Transactions of the Institute of Measurement and Control, 30, 77–96, 2008.
- [106] Ch. Chi, Ch. Li, *Robust maximum power point tracking method for PV cells: A sliding mode control approach*, J.Solener., 83, 1370-1378, 2009.
- [107] B. Khiarp, A. Sellamp, R. Andouls, R. M'hiri, M. Ksouri, *Discrete control by sliding mode of a photovoltaic system*, IEEE ISCCP, 4, 469 – 474, 2004.
- [108] E. Bianconi, J. Calvente, R. Giral, E. Mamarelis, G. Petrone, C. Ramos-Paja, G. Spagnuolo, M. Vitelli, *Perturb and Observe MPPT algorithm with a current controller based on the sliding mode*, J.Ijpes., 44, 346–356, 2013.
- [109] A. Chaouachi, R. Kamel, K. Nagasaka, *A novel multi-model neuro-fuzzy based MPPT for three phase grid connected PV system*, J.Solener., 84, 2219-2229, 2010.
- [110] S. Subiyanto, A. Mohamed, M. A. Hannan, *Intelligent maximum power point tracking for PV system using Hopfield neural network optimized fuzzy logic controller*, J.Enbuild., 51, 29–38, 2012.
- [111] A. Chaouachi, R. M. Kamel, K. Nagasaka, *MPPT Operation for PV Grid-connected System using RBFNN and Fuzzy Classification*, World Academy of Science, Engineering and Technology, 65, 55-64, 2010.
- [112] Ch. B. Salah, M. Ouali, *Comparison of fuzzy logic and neural network in MPPT for PV systems*, J.Epsr., 81, 43-50, 2011.
- [113] H. Boumaaraf, A. Talha, O. Bouhali, *A three-phase NPC grid-connected inverter for photovoltaic applications using neural network MPPT*, J.Rser., 49, 1171–1179, 2015.
- [114] S. A. Rizzo, G. Scelba, *ANN based MPPT method for rapidly variable shading conditions*, J.Apenergy., 145, 124–132, 2015.
- [115] L. Yi-Hua, L. Chun-Liang, H. Jia-Wei, Ch. Jing-Hsiau, *Neural-network-based maximum power point tracking methods for photovoltaic systems operating under fast changing environments*, J.Solener., 89, 42–53, 2013.
- [116] K. Punitha, D. Devaraj, S. Sakthivel, *Artificial neural network based modified incremental conductance algorithm for maximum power point tracking in photovoltaic system under partial shading conditions*, J.Energy, 62, 330-340, 2013.

- [117] R. Hegazy, H. El-Sayed, *A new MATLAB/Simulink model of triple-junction solar cell and MPPT based on artificial neural networks for photovoltaic energy systems*, ASEJ, 6, 873–881, 2015.
- [118] A. Rezvani, M. Izadbakhsh, M. Gandomkar, S. Vafaei, *Investigation of ANN-GA and Modified Perturb and Observe MPPT Techniques for Photovoltaic System in the Grid Connected Mode*, IJST, 8, 87-95, 2015.
- [119] A. A. Kulaksiz, R. Akkaya, *Training data optimization for ANNs using genetic algorithms to enhance MPPT efficiency of a stand-alone PV system*, TJEEC, 20, 187-194, 2012.
- [120] S. Messalti, A. G. Harrag, A. E. Loukriz, *A New Neural Networks MPPT controller for PV Systems*, IEEE International Renewable Energy Congress (IREC), 2015, Amman Jordan, 231-242.
- [121] A. Anzalchi, A. Sarwat, *Artificial Neural Network Based Duty Cycle Estimation for Maximum Power Point Tracking in Photovoltaic Systems*, IEEE South East Conference (SoutheastCON), 2015, Fort Lauderdale, Florida, USA, 9 -12.
- [122] H. Chih-Ming, O. Ting-Chia, L. Kai-Hung, *Development of intelligent MPPT (maximum power point tracking) control for a grid-connected hybrid power generation system*, J.Energy, 50, 270-279, 2013.
- [123] C. Ionut-Razvan, N. Gilles, C. Iolanda, P. Christophe, *Photovoltaic module maximum power point determination using one diode model and an artificial neural network model modelling in civil engineering*, J.Energy, 5, 77-86, 2010.
- [124] *Atmospheric Science Data Center*. Fecha de acceso 21 septiembre 2011, del Sitio web de la National Aeronautics and Space Administration, NASA, Langley Reserch Center, <http://www.eosweb.larc.nasa.gov>
- [125] *Boletín hidro-climático anual de la península de Yucatán*. Fecha de acceso 21 septiembre 2011, del Sitio web de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) de México: <http://www.conagua.gob.mx/OCPY07/Contenido/Documentos/BolHidAnual>
- [126] *Datos climáticos de la ciudad de Mérida*. Fecha de acceso 22 septiembre 2011, del Sitio Weather Link Station, CINVESTAV, <http://www.mda.cinvestav.mx/weather>
- [127] R. Chenni, M. Makhlouf, T. Kerbache, A. Bouzid, *A detailed modeling method for photovoltaic cells*, J.Energy, 32, 1724–1730, 2005.

- [128] E. Saloux, A. Teyssedou, M. Sorin, *Explicit model of photovoltaic panels to determine voltages and currents at the maximum power point*, J.Solener., 85, 713–722, 2011.
- [129] K. Ishaque, Z. Salam, H. Taheri, H. Syafaruddin, *Modeling and simulation of photovoltaic (PV) system during partial shading based on a two-diode model*, J.Simpat., 19, 1613–1626, 2011.
- [130] D. King, J. Kratochvil, W. Boyson, *Temperature Coefficients for PV modules and arrays: Measurement methods, difficulties, and results*, IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), 1997, Anaheim, California, USA, 40-48.
- [131] M. Alonso, J. Balenzategui, *Estimation of photovoltaic module yearly temperature and performance based on Nominal Operation Cell Temperature calculations*, J.Renene., 29, 1997-2010, 2004.
- [132] B. Zwaan, A. Rabl, *The learning potential of photovoltaics: implications for energy policy*, J.Enpol., 32, 1545–1554, 2004.
- [133] M. Sri, T. Huld, E. Dunlup, H. Ossenbrink, *Potential of electricity generation in the European Union member states and candidate countries*, J.Solener., 81, 1295-1305, 2007.
- [134] I. Pillai, R. Banerjee, *Renewable energy in India: Status and potential*, J.Energy, 34, 970–980, 2009.
- [135] H. C. Hottel, *A simple model for estimating the transmittance of direct solar radiation through clear atmospheres*, J.Solener., 18, 129-134, 1976.
- [136] B. Y. H. Liu, R. C. Jordan, *The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiations*, J.Solener., 4, 1–9, 1960.
- [137] M. E. Meral, F. Dincer, *Review of the factors affecting operation and efficiency of photovoltaic based electricity generation systems*, J.Rser., 15, 2176-2184, 2011.
- [138] C. Morcillo-Herrera, F. Hernndez-Snchez, M. Flota-Bauelos, *Practical Method to Estimate Energy Potential Generated by Photovoltaic Cells: Practice Case at Merida City*, J.Egypro., 57, 245–254, 2014.
- [139] G. Espadas, *Reconocimiento de patrones usando redes neuronales artificiales*, Tesis de Licenciatura, Universidad Autnoma de Yucatn, Mxico, 2002.
- [140] J. Tziu, E. Alejos, A. Bassam, M. Flota-Bauelos, M. Escalante, L. Ricalde, M. Lpez-Snchez, *Photovoltaic module temperature estimation: A comparison between artificial neural networks and adaptive neuro fuzzy inference systems models*, Journal of Intelligent Computing Systems, 597, 46-60, 2016.

- [141] D. Rumelhart, G. Hinton, R. Williams, *Learning internal representations by error propagation*, *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*, First edition, MIT Press Cambridge, MA, USA, 318-362, 1986.
- [142] S. Wang, N. Zhang, Y. Zhao, J. Zhan, *Photovoltaic system power forecasting based on combined Grey model and BP neural network*, IEEE International Conference of Electrical and Control Engineering (ICECE), 2011, Yichang, China, 4623-4626.
- [143] H. Demuth, M. Beale, M. Hagan, *Neuronal Network ToolBox 6:User's Guide*, The MathWorks Inc. Natick, 2009, 20-200.

ANEXO 1

Programa en lenguaje de códigos en Matlab:

Obtención de curvas características V-I y V-P con MPP

```
clear all
clc
close all hidden

%% Información del hoja de datos del panel YINGLI SOLAR Series YP 110Wp
YLZJ3 PV Modulo

NOCT = 46;           %Temperatura de celda en condición nominal
Iscn = 7.0;          %STC corriente de corto circuito (A)
Vocn = 22.0;         %STC voltaje de circuito abierto (V)
Imp = 6.3;           %Corriente @ MPP (A)
Vmp = 17.5;          %Voltaje @ MPP (V)
Pmax_e = Vmp*Imp;    %Potencia máxima pico (W)
Kv = -0.0814;        %Coeficiente de temperatura de voltaje (V/K)
Ki = 7.0e-3;         %Coeficiente de temperatura de corriente (A/K)
Ns = 36;             %Numero de celdas en serie del panel
Rp = 43.766619;      %Estos valores son calculados usando
RS_Rp_model.m file
Rs = 0.23;           %Estos valores son calculados usando
RS_Rp_model.m file

%% Constantes de la formula

k = 1.3806503e-23;   %Constante de Boltzmann (J/K)
q = 1.60217646e-19; %Carga del electrón (c)
a1 = 1;              %Constante del Factor de idealidad del Diodo
a2=1.2;
p=a1+a2;

%% Valores de entrada de la función

G = Rad;             % Valor de entrada de Radiación R en W/m^2) @ 25oC
T = Temp + 273.15;  % Valor de entrada de Temperatura en C convertido en
Kelvin

%% Algoritmo para generar curvas V-I y V-P

for j=1:5

Vtn = k * 298.15 / q; %Voltaje de temperatura unión
Vt = k * T / q;

% Efectos de la temperature y radiación en la corriente
```

```

dT = T-298.15;
Ipv = Iscn;
Ipv = (Ipv + Ki*dT) *G/1000;
Isc = ( Iscn + Ki*dT );
Voc = ( Vocn + Kv*dT );
Io1 = Isc / (exp(Voc / ((a1+a2) / p) / Ns / Vt) - 1);
Io2 = Isc / (exp(Voc / ((a1+a2) / p) / Ns / Vt) - 1);
clear V
clear I

V = 0:0.1:25; % Vector de Voltaje
I = zeros(1,length(V)); % Vector de Corriente

for j = 1 : length(V) %Calcula por cada valor de voltaje

% Resuelve por Newntonn-Raphson g = I - f(I,V) = 0

g(j) = Ipv-Io1* (exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1)-1) -
Io2* (exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2)-1) - (V(j)+I(j)*Rs)/Rp-I(j);

while (abs(g(j)) > 0.00001)

g(j) = Ipv-Io1* (exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1)-1) -
Io2* (exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2)-1) - (V(j)+I(j)*Rs)/Rp-I(j);
glin(j) = -Io1*Rs/Vt/Ns/a1*exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1) -
Io2*Rs/Vt/Ns/a2*exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2) -Rs/Rp-1;
I_(j) = I(j) - g(j)/glin(j);
I(j) = I_(j);

end

end % for j = 1 : size(V,2)
%% Despliega curvas V-I y V-P

plott = 1;
if (plott)

%Curva V-I
figure(1)
plot(V,I,'LineWidth',2,'Color','k')
grid on
hold on
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Io (A)');
xlim([0 25]);
ylim([0 8]);
plot([0 Vmp Vocn],[Iscn Imp 0],'o','LineWidth',1,'Color','k')
end

% Calcula la potencia usando la ecuación I-V
ID1=Io1* (exp((V+I.*Rs)/Vt/Ns/a1)-1);
ID2=Io2* (exp((V+I.*Rs)/Vt/Ns/a2)-1);

```

```

P = (Ipv-ID1-ID2-(V+I.*Rs)/Rp).*V;
Pmax_m = max(P);
error = (Pmax_m-Pmax_e);

if (plott)
%Grafica la curva V-P
figure(2)
grid on
hold on
%titulo('Ajuste en la curva V-P');
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Po (W)');
xlim([0 25]);
ylim([0 120]);
plot(V,P,'LineWidth',2,'Color','k')

%Graficar los puntos más importantes en la curva de V-P
plot(Vmp,Vmp*Imp,'o','LineWidth',1,'Color','k')
end

end % while (error>tol)

%% Calcula los puntos de la curva V-I
a=max([1 find(I>0,1,'last')]);
Voc=V(a);
b=max([1 find(V>0,1,'first')]);
Isc=I(b);
[Pmpp,c]=max(V.*I);
Vmp=V(c);
Imp=I(c);

% Curva V-I
figure(3)
grid on
hold on
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Io (A)');
xlim([0 25]);
ylim([0 8]);
plot(V,I,'LineWidth',2,'Color','k') %

% Curva V-P
figure(4)
grid on
hold on
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Po (W)');
xlim([0 25]);
ylim([0 120]);
plot(V,P,'LineWidth',2,'Color','k')
plot([0 Vmp Voc ],[0 Pmax_e 0
], 'o', 'LineWidth',2, 'MarkerSize',5, 'Color','k')

```

```
% Despliego los valores de MPP Pmpp, Vmpp e Imp

disp(sprintf(' Pmax,m = %f (model)', Pmax_m));
disp(sprintf(' Pmax,e = %f (experimental)', Pmax_e));
disp(sprintf(' Vmp = %f', Vmp));
disp(sprintf(' Imp = %f', Imp));
```

ANEXO 2

Programa en lenguaje de códigos en Matlab:

Obtención del MPP a partir de un valor de Temperatura y Radiación

```
function Sal = Ent(x)

clear V
clear I

%% Information del datasheets del panel YINGLI SOLAR Series YP 110Wp
YLZJ3 PV Modulo

NOCT = 46;           %Nominal Condition Cell Temperature
Iscn = 7.0;         %STC corriente de corto circuito (A)
Vocn = 22.0;        %STC voltaje de circuito abierto (V)
Imp = 6.3;          %PV Module current @ maximum power point (A)
Vmp = 17.5;         %PV Module voltage @ maximum power point (V)
Pmax_e = Vmp*Imp;   %PV Module maximum output peak power (W)
Kv = -0.0814;       %Coeficiente de temperatura de voltaje (V/K)
Ki = 7.0e-3;        %Coeficiente de temperatura de corriente (A/K)
Ns = 36;            %Número de celdas en serie
Rp = 43.766619;     %Estos valores son calculados usando
RS_Rp_model.m file
Rs = 0.23;          %Estos valores son calculados usando
RS_Rp_model.m file

%% Constantes de la formula
k = 1.3806503e-23;  %Constante de Boltzmann (J/K)
q = 1.60217646e-19; %Carga del electrón (c)
a1 = 1;             %Constante del Factor de idealidad del diodo
a2=1.2;
p=a1+a2;

%% Valores de entrada de la función
G = x(1);           % Valor de entrada de Radiación R en W/m^2) @ 25oC
T = x(2);           % Valor de entrada de Temperatura en C convertido
en Kelvin

%% Calculo para obtener las curvas I-V y P-V
Vtn = k * 298.15 / q; % Voltaje unión térmica (nominal)
Vt = k * T / q;      %Voltaje unión térmica (corriente)

% Efecto de la temperatura y radiación en la corriente
dT = T-298.15;
Ipn = Iscn;          % Nominal light-generated current((a1+a2)/2.2)
Ipv = (Ipn + Ki*dT) *G/1000; % Actual light-generated current
```

```

Isc_ = ( Iscn + Ki*dT );
Voc_ = ( Vocn + Kv*dT );
Io1 = Isc_ / (exp(Voc_ / ((a1+a2) / p) / Ns / Vt) - 1);
Io2 = Isc_ / (exp(Voc_ / ((a1+a2) / p) / Ns / Vt) - 1);

% Se genera un vector de voltaje de acuerdo al valor máximo de voltaje
V = 0:0.1:40; % Vector de Voltaje
I = zeros(1,length(V)); % Vector de Corriente

for j = 1 : length(V) %Calcula por cada valor de voltaje.
Solución g = I-f(I,V)=0 mediante Newntonn-Raphson

    g(j) = Ipv-Io1*(exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1)-1) -
Io2*(exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2)-1) - (V(j)+I(j)*Rs)/Rp - I(j);

    while (abs(g(j)) > 0.00001)
        g(j) = Ipv-Io1*(exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1)-1) -
Io2*(exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2)-1) - (V(j)+I(j)*Rs)/Rp - I(j);
        glin(j) = -Io1*Rs/Vt/Ns/a1*exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a1) -
Io2*Rs/Vt/Ns/a2*exp((V(j)+I(j)*Rs)/Vt/Ns/a2) - Rs/Rp - 1;
        I_(j) = I(j) - g(j)/glin(j);
        I(j) = I_(j);
    end % while
end % for j=1

% Calcula la potencia usando la ecuación V-In
ID1=Io1*(exp((V+I.*Rs)/Vt/Ns/a1)-1);
ID2=Io2*(exp((V+I.*Rs)/Vt/Ns/a2)-1);
P = (Ipv-ID1-ID2-(V+I.*Rs)/Rp).*V;
Pmax_STC = Vmp*Imp; %Punto de Máxima Potencia a STC 1000W/m2 y
25°C
Pmax_R = max(P); %Punto de Máxima Potencia a valor de entrada
error = (Pmax_STC-Pmax_R); %diferencia entre ideal y real

%% Calcula los puntos de potencia, voltaje y corriente máxima de la curva
real
a=max([1 find(I>0,1,'last')]);
I(a)=0;
VocR=V(a);
b=max([1 find(V>0,1,'first')]);
IscR=I(b);
[Pmpp,c]=max(V.*I);
VmpR=V(c);
ImpR=I(c);

%% Despliega curvas V-I y V-P
% Curva V-I
figure(1)
grid on
hold on
title('Curva V-I, con MPP-STC y MPP-Real');
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Io (A)');

```

```

xlim([0 Vocn+3]);
ylim([0 Iscn+1]);
plot(V,I,'LineWidth',1,'Color','b')
plot(VmpR,ImpR,'o','LineWidth',2,'MarkerSize',5,'Color','r')
plot(Vmp,Imp,'o','LineWidth',3,'MarkerSize',5,'Color','g')

% Curva V-P
figure(2)
grid on
hold on
title('Curva V-P, con MPP-STC y MPP-Real');
xlabel('Vo (V)');
ylabel('Po (W)');
xlim([0 Vocn+3]);
ylim([0 Pmax_STC+10]);
plot(V,P,'LineWidth',1,'Color','b')
plot(Vmp,Pmax_STC,'o','LineWidth',3,'MarkerSize',5,'Color','g')
plot(VmpR,Pmpp,'o','LineWidth',2,'MarkerSize',5,'Color','r')

%% Despliega valores de variables
disp(sprintf(' ImpR = %f',ImpR));
disp(sprintf(' VmpR = %f',VmpR));
disp(sprintf(' Pmax_R = %f',Pmpp));
disp(sprintf(' Pmax_STC = %f',Pmax_STC));
disp(sprintf(' P_error = %f',error));

% Se prepara las variables de salida
Sal(1)=Pmpp;
Sal(2)=ImpR;
Sal(3)=VmpR;
return

```

ANEXO 3

Programa en lenguaje de códigos en Matlab:

Red Neuronal Artificial, pre-alimentada (FFNN) con Retro-Propagación

```
% inicializa datos y pantalla
%close all hidden
clear all
clc
close all hidden
red=init(red);
%% Definir los parámetros de la RNA
%Entradas de los vectores de datos de Temperatura y radiación

DatIn=x(1); %Ingresan las variables de entrada Vpv, Ipv, D
DatOut=x(2); % Ingresan las variables de salida Tc y E
Nu=20; %Numero de neuronas (u) en la capa oculta
red.trainParam.goal=10e-5; %Error MSE máximo deseado
red.trainParam.epochs=720; %número de épocas
red.trainParam.show=50;
red.trainParam.lr=0.05;
red.trainParam.mc=0.9;
red.trainParam.max_perf_inc=1.04;

%% Se crea la red neuronal RNA tipo pre-alimentación (FFNN) con retro-
propagación

red=newff(minmax(DatIn), [3,2], {'logsig','logsig'}, 'trainlm', 'learngdm');
[red,tr]=train(red,DatIn,DatOut); %se entrena la red
Sal_red=sim(red,DatIn); %se simula la red y se guardan los datos
MSE=DatOut-Sal_res; % se calcula el error
w1=red.IW{1,1} %se asignan los pesos y bias
b1=red.b{1}
w2=red.LW{2,1}
b2=red.b{1}
w2=red.JW{3,1}
b3=red.b{1}
w4=red.IW{1,2}
b4=red.b{2}
w5=red.LW{2,2}
b5=red.b{2}
w6=red.JW{3,2}
b6=red.b{2}
```

ANEXO 4

Programa en lenguaje de códigos en Matlab:

Algoritmo Perturbación Observación

```
clear all
clc
close all hidden

function Sal = Ent(x)

%asociar las entradas del bloques a las variables del programa
V1=x(1);
P1=x(2);
D=x(3);
P3=x(4);
Num=x(5);
V3=x(6);

Step=0.00000001;

%lógica del programa
%calcula la potencia de entrada nueva
%P1 = V1*I1;
%asigna ciclo de trabajo inicial en 40%
if Num<1
    D=0.4;
    Num1=Num+1;
else
    Num1=Num+1;
end

%analiza en qué lado de la curva de potencia está el mpp
%if V1==V3
%D1=D;
%else
    if V1>=V3
        if P1>=P3
            D1=D+Step;
        else
            D1=D-Step;
        end
    else
        if P1>=P3
            D1=D-Step;
        else
            D1=D+Step;
        end
    end
end
```

```
    end
%end

%establece límites superior e inferior de ciclo de trabajo de operación
if D1 < 0.25
    D1 = 0.25;
else
    if D1 > 0.68
        D1 = 0.68;
    end
end
%D1=0.45;

%asociar las variables del programa a la salida del bloque
Sal(1)=D1;
Sal(2)=P1;
Sal(3)=Num1;
Sal(4)=V1;

return
```