



UNIVERSIDAD DE JAÉN
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
DE JAÉN
DEPARTAMENTO DE
INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
AUTOMÁTICA

TESIS DOCTORAL

**ANÁLISIS, CARACTERIZACIÓN Y
MODELADO DEL COMPORTAMIENTO EN
EXTERIOR DE MÓDULOS DE
CONCETRACIÓN FOTOVOLTAICA**

PRESENTADA POR:
BEATRIZ GARCÍA DOMINGO

DIRIGIDA POR:
DR. D. JORGE AGUILERA TEJERO
DR. D. MANUEL FUENTES CONDE

JAÉN, 16 DE JULIO DE 2014

ISBN 978-84-8439-874-5

UNIVERSIDAD DE JAÉN
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN



TESIS DOCTORAL

**Análisis, caracterización y modelado del comportamiento
en exterior de módulos de concentración fotovoltaica**

AUTORA

Beatriz García Domingo

DIRECTORES

Dr. Jorge Aguilera Tejero

Dr. Manuel Fuentes Conde

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y AUTOMÁTICA

Jaén, Julio 2014

UNIVERSIDAD DE JAÉN
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN

TESIS DOCTORAL

La memoria titulada “Análisis, caracterización y modelado del comportamiento en exterior de módulos de concentración fotovoltaica”, que presenta Beatriz García Domingo para optar al grado de Doctor, ha sido realizada dentro del programa de doctorado “Ingeniería y Arquitectura” del Departamento de Ingeniería Electrónica y Automática de la Universidad de Jaén, bajo la dirección de los doctores D. Jorge Aguilera Tejero y D. Manuel Fuentes Conde.

Jaén, Julio 2014.

La doctoranda

Fdo. Beatriz García Domingo

Los directores de Tesis

Fdo. Dr. D. Jorge Aguilera Tejero Fdo. Dr. D. Manuel Fuentes Conde

UNIVERSIDAD DE JAÉN
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR DE JAÉN



TESIS DOCTORAL

**Análisis, caracterización y modelado del comportamiento
en exterior de módulos de concentración fotovoltaica**

TRIBUNAL EVALUADOR:

Presidente: Dr. David Elizondo (Universidad De Montfort, Reino Unido).

Secretario: Dr. Gustavo Nofuentes Garrido (Universidad de Jaén).

Vocal: Dr. Ramón Eyra Daguerre (Universidad Nacional de San Martín, Argentina)

Suplente: Dr. Juan de la Casa Higuera (Universidad de Jaén).

Suplente: Dra. Agata Zdyb (Universidad de Lublin, Polonia).

Jaén, Julio 2014.

Esta Tesis Doctoral ha sido parcialmente subvencionada por el Ministerio de Ciencia e Innovación, bajo el marco del proyecto: Análisis y caracterización de un sistema fotovoltaico de concentración a sol real. Comparativa con otras tecnologías fotovoltaicas (ENE2009- 08302), así como por la Consejería de Innovación, Ciencia y Empresa de la Junta de Andalucía, bajo el marco del proyecto: Análisis y caracterización de un sistema fotovoltaico de concentración a sol real. Comparativa con otras tecnologías fotovoltaicas (P09-TEP-5045).

Asimismo, el presente trabajo de investigación ha sido realizado gracias al programa de becas de personal investigador en formación con cargo a los incentivos concedidos a los proyectos de excelencia (convocatoria publicada en B.O.J.A. N°44 de 5 de Marzo de 2010) de la Consejería de Economía, Innovación y Ciencia la Junta de Andalucía.

“Las ideas son como las estrellas, no llegarás a tocarlas con las manos, pero como el marinero en el desierto de las aguas, las eliges como guía y si las sigues alcanzarás tu destino”.

Carl Schurz.

Agradecimientos

Puede parecer común comenzar esta sección exponiendo lo difícil que resulta describir con palabras el sentimiento de gratitud que tengo. Espero de corazón ser capaz de demostrarlo con hechos cada día.

En primer lugar, quiero agradecer a mis directores de Tesis por todo su trabajo en este proyecto. A Jorge Aguilera Tejero por la confianza que depositó en mí desde el primer día, por brindarme la excepcional oportunidad de trabajar en el grupo IDEA y por ser capaz de aportarme tranquilidad y serenidad en los momentos más duros, principalmente en esta última etapa. A Manuel Fuentes Conde, por guiarme en mi primera toma de contacto con el mundo de la fotovoltaica, por su implicación, esfuerzo y todos sus consejos. Gracias por vuestro apoyo y la ayuda brindada a lo largo de todo este periodo.

También me gustaría expresar mi más sincero agradecimiento a Gustavo Nofuentes y Juan de la Casa. Trabajar con ellos día a día ha sido un placer y un orgullo para mí. Muchas gracias por vuestra entrega, predisposición al trabajo y por todo lo que me habéis enseñado.

Y por supuesto quiero agradecer a mis compis, Vicente y Miguel, con los que he compartido mucho más que laboratorio y proyectos. Gracias a ambos por ser el “complemento” ideal en esta etapa investigadora llena de agobios y prisas, pero también de risas y satisfacciones compartidas. A Vicente, por ser nuestro “hermano mayor”, por sus consejos, cercanía, y por todas las horas de programación y trabajo sin las cuales hubiera sido imposible la realización de esta Tesis Doctoral. A Miguel, siempre dispuesto a echar una mano, gracias por tu apoyo, por tus palabras de ánimo en los momentos de tristeza o desesperación, por compartir mis alegrías. Te has convertido en un verdadero amigo.

A David Elizondo, por darme la oportunidad de trabajar en el Centre For Computational Intelligence en la Universidad De Montfort, en Leicester. Tanto a él como a Michel Piliougine quiero expresarles mi agradecimiento por todo su trabajo y por la inestimable ayuda que me ofrecieron durante mi estancia allí. Del mismo modo, quiero agradecer a María José del Jesús, Cristóbal Carmona y

Antonio Rivera por su dedicación y paciencia para ayudarme a comprender conceptos que hasta ese momento habían sido desconocidos para mí.

Una vez expresada mi gratitud por aquellas personas que se han cruzado en mi andadura académica, convirtiéndose para mí en referentes del mundo de la fotovoltáica, es el momento de hablar de “los míos”. Gracias a vosotros/as, que, presentes o ausentes, me demostráis cada día que sois “mis incondicionales”.

No me puedo olvidar de ellas: Alicia y María. A menudo cometemos el error de considerar que la familia es sólo aquella con la que compartimos vínculos consanguíneos. Sin embargo, para mí, ellas más que amigas son hermanas. Gracias por nuestras conversaciones interminables, por preocuparos por mí constantemente, por compartir conmigo tantísimos momentos buenos y malos, por demostrarme durante casi 24 años la importancia de la verdadera amistad.

A mi hermanita, ella es diferente y especial. Cuando era pequeña repetía constantemente y sin pensar todo lo que yo hacía... hoy día y sin saberlo, es ella la que me enseña muchas cosas a mí: a disfrutar de la vida, a relativizar los problemas, a ser feliz.

A José Carlos, por su apoyo incondicional en lo personal y en lo profesional, por compartir conmigo momentos de risas y llantos, millones de emociones, por estar ahí SIEMPRE. Gracias por ser como eres, por poner un toque de magia en mi vida y por hacer que cada día a tu lado sea un regalo.

A mis padres. Ellos lo son todo para mí. Mi pilar más fuerte...GRACIAS por enseñarme el significado de esfuerzo, perseverancia, superación e ilusión. A mi padre, por confiar en mí siempre, por inculcarme el sentimiento de lucha diaria y por brindarme su ayuda, incluso sin necesidad de pedirla. A mi madre, nadie me conoce como ella...por escucharme, comprenderme, apoyarme, y lo más importante, por decirme lo que me gusta y lo que no me gusta oír. Todo lo que soy y como soy os lo debo a vosotros.

A mi “tita Chari”, mi madrina, mi segunda madre...porque su paso por el mundo ha cambiado mi forma de ver la vida y la manera que tengo cada día de enfrentarme a ella, y sobretodo porque sé que allá donde esté se sentirá orgullosa de mí...solo por eso, ya ha merecido la pena.

De todo corazón...GRACIAS.

Resumen

La tecnología fotovoltaica de concentración (CPV, del inglés *concentrating photovoltaics*) surge con el objetivo de generar electricidad a un menor coste mediante la reducción de la cantidad de material semiconductor empleado en la fabricación de los módulos CPV. Atendiendo a esta premisa, se utilizan dispositivos ópticos para concentrar la radiación solar sobre la célula, aumentando su eficiencia, y reduciendo el área de célula necesaria para entregar un determinado valor de potencia eléctrica a su salida. Dichos dispositivos ópticos están habitualmente fabricados a partir de plástico o cristal, materiales significativamente más baratos que los que forman las células solares, con la consiguiente disminución en los costes de fabricación del módulo CPV. Los módulos CPV están contruidos, en la mayoría de los casos, por células solares multiunión (MJ, del inglés *multijunction*) de alta eficiencia, que a su vez están formadas por un apilamiento en serie de materiales semiconductores, para cubrir el mayor rango posible del espectro solar.

A lo largo de los últimos años las células solares MJ han experimentado una rápida evolución, con un incremento constante en el valor record de su eficiencia máxima. Según las últimas previsiones, las células solares MJ tienen un excelente potencial de incremento de su eficiencia máxima, con un valor esperado por encima del 50% para el año 2015. Sin embargo dichos avances han sido implementados a nivel de laboratorio, y deben ir inexcusablemente unidos a una validación a partir de datos de funcionamiento en exterior.

En este sentido, y a pesar de su desarrollo en los últimos años y de sus expectativas de futuro, para conseguir la expansión comercial de la tecnología CPV es necesario conocer perfectamente el comportamiento eléctrico en condiciones reales de trabajo que presentan estos sistemas CPV. Así, sería indispensable disponer de amplias bases de datos experimentales que permitiesen

conocer su funcionamiento en exterior, bajo sol real, y su relación con las condiciones atmosféricas. La disponibilidad limitada de datos que muestren su comportamiento bajo condiciones reales de funcionamiento, así como la inexistencia de una metodología estándar que permita evaluar su funcionamiento eléctrico en exterior está dificultando su vaticinado desarrollo.

Atendiendo a la problemática observada, en la presente Tesis Doctoral se ha profundizado en el estudio y análisis del comportamiento eléctrico en exterior de módulos CPV, así como en la dependencia de dicho comportamiento con las condiciones ambientales registradas. Entre ellas, a la hora de evaluar el comportamiento eléctrico de los módulos CPV, se han considerado: la irradiancia normal directa (*DNI*, del inglés *direct normal irradiance*), la distribución espectral de la irradiancia incidente -a través de dos índices alternativos: average photon energy (*APE*) y spectral matching ratio (*SMR*)-, la temperatura ambiente (T_{amb}) y la velocidad del viento (W_S).

A lo largo de esta Tesis Doctoral se han utilizado diferentes técnicas y herramientas que permiten modelar dicho comportamiento. Se han propuesto dos modelos de predicción de la **potencia máxima** (P_{max}) entregada por módulos CPV apoyándose en polinomios de regresión y técnicas de regresión lineal múltiple. Asimismo, se han implementado modelos basados en la utilización de redes neuronales artificiales (*ANN*, del inglés *artificial neural networks*) que han permitido simular la **curva V-I** completa de módulos CPV, a partir de ciertas variables ambientales, ya referidas en el párrafo anterior, como entradas a dichos modelos.

La aplicación de estos modelos propuestos para la estimación de la producción energética y el estudio de la rentabilidad de grandes plantas CPV, podría suponer un desarrollo inminente de este sector emergente. La capacidad para transmitir confianza a los futuros inversores sería la clave para situar la tecnología CPV en una posición competitiva a nivel de mercado.

Abstract

Concentrating photovoltaic (CPV) technology arises with the objective of generating electricity with a lower cost, by reducing the amount of semiconductor material used in the manufacturing process of the CPV modules. Regarding this purpose, the sunlight is concentrated in the solar cell by means of optical devices, increasing its efficiency and reducing the required cell area to deliver a determined value of electrical output power. These optical devices are commonly made of plastic or glass material, which are significantly cheaper than the materials of a solar cell, thus reducing manufacturing costs of the CPV module. CPV modules are, in most of the cases, made of high efficiency Multijunction (MJ) solar cells, which moreover tend to be composed of a serial layout of semiconductor materials, in order to be sensitive to the larger possible range of solar spectrum.

Over the last years, the MJ solar cells have experienced a fast evolution, constantly increasing their record maximum efficiency value. There are high expectations regarding these MJ solar cells as they have an excellent potential for increasing their efficiency in the following years, up to 50% by 2015. However, these advances have been implemented at laboratory level, and they must be inexcusably linked to a validation from outdoor operating experimental data.

In this sense, and despite its development in last years and its future expectations, the commercial expansion of this technology is only possible after perfectly knowing the CPV systems' electrical performance under real operating conditions. In this way, it would be imperative to have wide experimental databases which allow knowing the outdoor behavior of these systems, and their relation with atmospheric conditions. The limited disposal of real outdoor performance data, together with the lack of a standard methodology which allows

evaluating their electrical behavior, is making the prognosticated development difficult.

Regarding the analyzed predicament, the present PhD goes in depth in the study and analysis of the outdoor electrical performance presented by CPV modules, as well as in the dependence of this performance on the registered environmental conditions. Among them, when evaluating the electric performance of CPV modules, the following variables were considered: direct normal irradiance (*DNI*), spectral distribution of the incident irradiance- through two alternative indexes: average photon energy (*APE*) and spectral matching ratio (*SMR*)-, ambient temperature (T_{amb}) and wind speed (W_s).

Along this PhD Thesis, different techniques and tools which allow modeling this performance have been analyzed. To predict the **maximum power** (P_{max}) delivered by CPV modules two different models based on polynomic regression and multiple linear regression techniques, have been proposed. Furthermore, models based on the use of artificial neural networks (ANN) have been implemented. These models permit simulating the entire ***I-V curve*** of CPV modules, using some environmental conditions previously exposed above, as inputs to the models.

The application of these models to the estimation of the energetic production and viability study of big CPV power plants, would suppose an imminent development of this emergent sector. The ability of exuding confidence to prospective investors would be the key to make the CPV technology achieve a competitive position at market level.

ÍNDICE GENERAL

Índice de figuras.....	VII
Índice de tablas.....	XV
Lista de acrónimos.....	XVII
Lista de símbolos.....	XIX

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN.....1

1.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA TECNOLOGÍA DE CONCENTRACIÓN FOTOVOLTAICA. ÚLTIMOS AVANCES Y DESARROLLOS TECNOLÓGICOS.....	1
1.2. ESTADO ACTUAL DE LA TECNOLOGÍA DE CONCENTRACIÓN FOTOVOLTAICA.....	16
1.3. ESTRUCTURA DE LA TESIS DOCTORAL.....	28

CAPÍTULO 2: ANTECEDENTES.....31

2.1. INTRODUCCIÓN.....	31
2.2. INFLUENCIA DE LAS CONDICIONES ATMOSFÉRICAS.....	34
2.2.1. Irradiancia normal directa DNI	35
2.2.2. Distribución espectral de la irradiancia.....	35
2.2.3. Temperatura ambiente T_{amb}	41
2.2.4. Velocidad del viento W_s	43
2.3. ESTADO DEL ARTE EN LA CARACTERIZACIÓN DEL COMPORTAMIENTO ELÉCTRICO DE SISTEMAS CPV.....	44
2.3.1. Obtención de potencia máxima.....	45

2.3.1.1. Métodos implementados a través de simulación software.....	45
2.3.1.2. Métodos implementados a partir de medidas experimentales outdoor.....	47
2.3.2. Obtención de la curva V-I completa.	54
2.4. CONCLUSIONES.....	55

CAPÍTULO 3: JUSTIFICACIÓN, OBJETIVOS Y METODOLOGÍA.....57

3.1. JUSTIFICACIÓN.....	57
3.2. OBJETIVOS.....	59
3.3. METODOLOGÍA.....	60

CAPÍTULO 4: DISEÑO DEL SISTEMA DE MEDIDA Y CAMPAÑA EXPERIMENTAL.....63

4.1. INTRODUCCIÓN.....	63
4.2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	64
4.2.1. Introducción general al sistema de medida.....	64
4.2.2. Control del sistema de medida.....	66
4.2.3. Medida de las condiciones atmosféricas.....	72
4.3. CAMPAÑA EXPERIMENTAL DE MEDIDA.....	75
4.3.1. Características ambientales de la localización donde se realiza la campaña experimental.....	76
4.3.2. Estructura de seguimiento y módulos CPV testeados.....	80

CAPÍTULO 5: DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS PARA LA OBTENCIÓN DE LA POTENCIA MÁXIMA DE MÓDULOS CPV.....85

5.1. INTRODUCCIÓN.....	85
------------------------	----

5.2. MODELO PARA LA ESTIMACIÓN DE LA POTENCIA MÁXIMA DE MÓDULOS CPV A PARTIR DE ANÁLISIS EXPERIMENTAL.....	86
5.2.1. Introducción al modelo propuesto.....	86
5.2.2. Influencia de las condiciones atmosféricas en los parámetros eléctricos registrados por el módulo CPV.....	88
5.2.2.1. Influencia de la distribución espectral de la DNI a través de SMR.....	88
5.2.2.2. Influencia de la temperatura ambiente.....	94
5.2.2.3. Influencia de la velocidad del viento.....	97
5.2.2.4. Conclusiones al estudio de la influencia de las condiciones atmosféricas.....	99
5.2.3. Modelado de la potencia máxima entregada por un módulo CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas.....	101
5.2.4. Validación del modelo propuesto.....	106
5.2.5. Conclusiones.....	110
5.3. CÁLCULO DE LA POTENCIA MÁXIMA DE MÓDULOS CPV A TRAVÉS DE APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE.....	111
5.3.1. Introducción y descripción del modelo propuesto.....	111
5.3.2. Justificación del modelo propuesto.....	113
5.3.3. Metodología de DE para el cálculo de coeficientes de regresión.....	117
5.3.4. Análisis experimental.....	120
5.3.5. Conclusiones.....	123
CAPÍTULO 6: DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS BASADOS EN ANN PARA PREDECIR LA CURVA V-I DE MÓDULOS CPV.....	125
6.1. INTRODUCCIÓN.....	125
6.2. JUSTIFICACIÓN, DESCRIPCIÓN Y ESTRUCTURA DEL MODELO PROPUESTO.....	127
6.3. ESTRATEGIA DE SELECCIÓN DE PATRONES REPRESENTATIVOS PARA EL ENTRENAMIENTO DEL PERCEPTRON MULTICAPA: CLASIFICADOR DE KOHONEN.....	130

6.3.1. Introducción a la estrategia de clasificación de Kohonen.....	130
6.3.2. Configuración del clasificador de Kohonen.....	132
6.3.3. Resultados obtenidos de la clasificación de Kohonen.....	139
6.4. DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DEL PERCEPTRÓN MULTICAPA PARA EL TRAZADO DE LA CURVA V-I DE MÓDULOS CPV.....	140
6.4.1. Principios básicos del Perceptrón Multicapa.....	140
6.4.2. Preprocesado de los datos.....	145
6.4.2.1. MLP entrenado con coordenadas Cartesianas.....	145
6.4.2.2. MLP entrenado con coordenadas polares.....	150
6.4.3. Entrenamiento del MLP.....	152
6.4.4. Cálculo del error.....	157
6.4.5. Configuración de las capas ocultas.....	161
6.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	166
6.6. CONCLUSIONES	176

CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN.....179

7.1. CONCLUSIONES Y RESUMEN DE APORTACIONES DE LA TESIS DOCTORAL.....	179
7.1.1. Modelo para la estimación de la potencia máxima de módulos CPV a partir del análisis experimental.....	180
7.1.2. Modelo para el cálculo de la potencia máxima de módulos CPV a través de aplicación de técnicas de regresión lineal múltiple.....	182
7.1.3. Conclusiones generales modelos de estimación de potencia máxima.....	185
7.1.4. Desarrollo e implementación de modelos basados en ANN para obtención de la curva V-I característica de módulos CPV.....	186
7.2. LINEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN.....	189
7.3. CONCLUSIONS AND SUMMARY OF CONTRIBUTIONS OF THE DOCTORAL THESIS.....	190
7.3.1. Model for the estimation of the maximum power of CPV modules from experimental analysis.....	190

7.3.2. Model for the calculation of the maximum power delivered by CPV modules by using multiple linear regression techniques.....	192
7.3.3. General conclusions to the models which estimate the maximum power...	195
7.3.4. Development and implementation of models based on ANN to predict the I-V curve of CPV modules.....	196
7.4. FUTURE RESEARCH LINES.....	198

ANEXO 1: INFORMACIÓN COMPLEMENTARIA DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....201

A1.1. CONTROL DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	202
A1.1.1. Proceso secuencial de medida.....	202
A1.1.2. Descripción detallada de la tarjeta multiplexora.....	204
A1.1.3. Descripción detallada de las tarjetas individuales de control y medida.....	207
A1.2. DISEÑO Y FABRICACIÓN DEL TUBO COLIMADOR.....	210

ANEXO 2: HOJA DE ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LOS EQUIPOS DE MEDIDA.....213

A2.1. DATALOGGER AGILENT® 34970A.....	214
A2.2. TARJETA ANALÓGICA AGILENT® 34901A.	216
A2.3. TARJETA DIGITAL AGILENT® 34907A.	217
A2.4. ESPECTRO-RADIÓMETRO EKO® MS-700.....	218
A2.5. PIRHELIÓMETRO KIPP & ZONNEN® CHP1.....	219
A2.6. ESPECTRO-HELIÓMETRO TRIBANDA IES-UPM.....	220
A2.7. ANEMÓMETRO YOUNG® 05305VM.....	221
A2.8. SENSOR DE HUMEDAD RELATIVA Y TEMPERATURA AMBIENTE YOUNG® 41382VC.....	222
A2.9. SEGUIDOR SOLAR BSQ® D150/6.....	223

ANEXO 3: INFORMACIÓN SOBRE CÓDIGO DE PROGRAMACIÓN DE REDES NEURONALES.....225

A3.1. CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL CLASIFICADOR DE KOHONEN.....	226
A3.1.1. Paso 1.....	226
A3.1.2. Paso 2.....	227
A3.1.3. Paso 3.....	228
A3.1.4. Paso 4.....	228
A3.1.5. Paso 5.....	228
A3.1.6. Paso 6.....	229
A3.1.7. Paso 7.....	231
A3.2. CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL PERCEPTRÓN MULTICAPA...	232
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	235

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.1: ESQUEMA DE CONCENTRADOR FV DE DISCO CON FOCO PUNTUAL. FUENTE: IEC62108.....	4
FIGURA 1.2: ESQUEMA DE CONCENTRADOR FV CILINDRO-PARABÓLICO DE FOCO LINEAL. FUENTE:IEC62108.....	4
FIGURA 1.3: ESQUEMA DE CONCENTRADOR FV DE LENTE FRESNEL CON FOCO PUNTUAL. FUENTE: IEC62108.....	5
FIGURA 1.4: ESQUEMA DE CONCENTRADOR FV LENTE FRESNEL CON FOCO LINEAL. FUENTE: IEC62108.....	5
FIGURA 1.5: ESQUEMA DE UN HELIOSTATO CPV. FUENTE: IEC62108.....	6
FIGURA 1.6: ESTRUCTURA DE UNA CÉLULA MJ FORMADA POR 3 SUBCÉLULAS: <i>TOP</i> , <i>MIDDLE</i> Y <i>BOTTOM</i> . INTERVALO ESPECTRAL AL QUE ES SENSIBLE CADA UNA DE LAS SUBCÉLULAS.....	9
FIGURA 1.7: EVOLUCIÓN EFICIENCIAS OBTENIDAS A NIVEL DE LABORATORIO PARA LAS DIFERENTES TECNOLOGÍAS FOTOVOLTAICAS EXISTENTES EN LA ACTUALIDAD. FUENTE: NREL (NATIONAL RENEWABLE ENERGYLABORATORY).....	13
FIGURA 1.8: EVOLUCIÓN DE LA EFICIENCIA PARA CÉLULAS MJ (RECORD MUNDIALES Y DISPONIBLES A NIVEL COMERCIAL), MÓDULOS CPV Y SISTEMAS COMPLETOS. FUENTE: ROADMAP FOR CPV TECHNOLOGY: A STUDY CONDUCTED BY GTM RESEARCH, OCTUBRE 2011.....	16
FIGURA 1.9: POTENCIA CPV ACUMULADA DURANTE EL PERIODO 2007-2012. ELABORACIÓN PROPIA A PARTIR DE DATOS PUBLICADOS POR SUNLAB “CONCENTRATED PHOTOVOLTAICS SYSTEM COSTS AND LEARNING CURVE ANALYSIS”, 2013.....	21
FIGURA 1.10 : POTENCIA PLANTAS HCPV EN FUNCIONAMIENTO (MW). ELABORACIÓN PROPIA A PARTIR DE DATOS OFRECIDOS EN INFORME “CPV WORLD MAP 2012”.....	21

FIGURA 1.11: PLANTA CPV DE 30 MW EN ALAMOSA. AMONIX.....	22
FIGURA 1.12: POTENCIA CPV (MW) TOTAL INSTALADA A NIVEL MUNDIAL. FUENTE: GLOBALDATA, 2013.....	26
FIGURA 1.13: EVOLUCIÓN ESTIMADA (2013-2030) DE LCOE PARA INSTALACIONES FV, DE CONCENTRACIÓN SOLAR TÉRMICA (CSP, DEL INGLÉS <i>CONCENTRATING SOLAR POWER</i>) Y CPV, EN LOCALIZACIONES CON ALTA <i>DNIR</i> (KWH/M ² AÑO). FUENTE: FRAUNHOFER ISE, 2013.....	27
FIGURA 2.1: EFICIENCIA CUÁNTICA DE UNA CÉLULA MJ FORMADA POR 3 SUBCÉLULAS: <i>TOP, MIDDLE Y BOTTOM</i>	36
FIGURA 4.1: DIAGRAMA DE BLOQUES RESUMIDO DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	65
FIGURA 4.2: DIAGRAMA ESQUEMATIZADO DEL PROCEDIMIENTO DE ADQUISICIÓN DE DATOS Y CONTROL QUE REALIZA EL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	67
FIGURA 4.3: TARJETA DE ADQUISICIÓN AGILENT® 34901A PARA REGISTRO DE CONDICIONES METEOROLÓGICAS.....	68
FIGURA 4.4: ESQUEMA ELÉCTRICO GENERAL DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	69
FIGURA 4.5: INTERFAZ GRÁFICA DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	72
FIGURA 4.6: (A) ESPECTRO-RADIÓMETRO (IZQUIERDA), (B) PIRANÓMETRO (CENTRO) Y (C) PIRHELIÓMETRO (DERECHA), ANTES DE SER COLOCADOS EN EL SEGUIDOR....	73
FIGURA 4.7: (A) ESPECTRO-HELIÓMETRO TRIBANDA (IZQUIERDA) Y (B) ESTACIÓN METEOROLÓGICA (DERECHA).....	74
FIGURA 4.8: EQUIPOS DE MEDIDA DE CONDICIONES ATMOSFÉRICAS COLOCADOS EN SEGUIDOR.....	75

FIGURA 4.9: TERRAZA DE LA ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR.....	76
FIGURA 4.10: DISTRIBUCIÓN PORCENTUAL DE DATOS AMBIENTALES RECOGIDOS EN JAÉN, DIVIDIDOS EN INTERVALOS DE A) DNI , B) SMR , C) T_{AMB} Y D) W_s	78
FIGURA 4.11: (A) ISOCONTORNO DE $DNIR$ COLECTADA EN FUNCIÓN DE DNI Y SMR , (B) ISOCONTORNO DE $DNIR$ COLECTADA EN FUNCIÓN DE DNI Y T_{AMB}	78
FIGURA 4.12: REPRESENTACIÓN DE DIFERENTES DISTRIBUCIONES ESPECTRALES DE DNI , CON SU CORRESPONDIENTE VALOR DE APE Y SMR	80
FIGURA 4.13: SEGUIDOR SOLAR DE DOS EJES, EN LA TERRAZA.....	82
FIGURA 4.14: FOTOGRAFÍA DE LOS EQUIPOS DE MEDIDA Y MÓDULOS CPV EN TERRAZA.....	83
FIGURA 5.1: INFLUENCIA DE DNI SOBRE LA $I_{sc}/I_{sc\ STC}$ ENTREGADA POR EL MÓDULO.....	89
FIGURA 5.2: EVOLUCIÓN DIARIA (6 DE JULIO DE 2012) DE I_{sc}/DNI EN COMPARACIÓN CON EL ÍNDICE SMR	90
FIGURA 5.3: INFLUENCIA DE SMR SOBRE I_{sc}/DNI PARA EL CONJUNTO COMPLETO DE DATOS REGISTRADOS.....	91
FIGURA 5.4 (1): INFLUENCIA DE SMR EN (A) I_{sc}/DNI (B) P_{MAX}/DNI PARA MEDIDAS REGISTRADAS A LO LARGO DEL MES DE MAYO DE 2012.....	93
FIGURA 5.4 (2): INFLUENCIA DE SMR EN (A) I_{sc}/DNI (B) P_{MAX}/DNI PARA MEDIDAS REGISTRADAS A LO LARGO DEL MES DE AGOSTO DE 2012.....	93
FIGURA 5.4 (1): INFLUENCIA DE SMR EN (A) I_{sc}/DNI (B) P_{MAX}/DNI PARA MEDIDAS REGISTRADAS A LO LARGO DEL MES DE ENERO DE 2013.....	93
FIGURA 5.5: INFLUENCIA DE T_{AMB} SOBRE I_{sc}/DNI PARA EL CONJUNTO COMPLETO DE DATOS REGISTRADOS.....	95
FIGURA 5.6: INFLUENCIA DE T_{AMB} SOBRE $V_{oc}/V_{oc\ STC}$ PARA EL CONJUNTO COMPLETO DE DATOS REGISTRADOS.....	97

FIGURA 5.7: INFLUENCIA DE W_s SOBRE I_{SC}/DNI PARA EL CONJUNTO COMPLETO DE DATOS REGISTRADOS.....	98
FIGURA 5.8: INFLUENCIA DE W_s SOBRE $V_{OC}/V_{OC\,STC}$ PARA EL CONJUNTO COMPLETO DE DATOS REGISTRADOS.....	99
FIGURA 5.9: $I_{SC,NORM}$ EN FUNCIÓN DEL ÍNDICE SMR PARA UN TOTAL DE 916 MEDIDAS RECOGIDAS BAJO VALORES DE T_{AMB} ENTRE 5 °C Y 20 °C.....	103
FIGURA 5.10: $I_{SC,NORM}$ EN FUNCIÓN DEL ÍNDICE SMR PARA UN TOTAL DE 1.172 MEDIDAS RECOGIDAS BAJO VALORES DE T_{AMB} ENTRE 20 °C Y 30 °C.....	104
FIGURA 5.11: $I_{SC,NORM}$ EN FUNCIÓN DEL ÍNDICE SMR PARA UN TOTAL DE 2.193 MEDIDAS RECOGIDAS BAJO VALORES DE T_{AMB} ENTRE 30 °C Y 45 °C.....	105
FIGURA 5.12: REGRESIÓN LINEAL QUE DEFINE LA DEPENDENCIA ENTRE $I_{SC,NORM}$ Y $P_{MAX,NORM}$ PARA UN TOTAL DE 4.281 MEDIDAS.....	106
FIGURA 5.13: DIAGRAMA DEL PROCESO SEGUIDO EN LA VALIDACIÓN DEL MODELO.....	107
FIGURA 5.14: RELACIÓN ENTRE $P_{MAX,SIMUL}$ Y $P_{MAX,REAL}$ PARA UN TOTAL DE (A) 919 MEDIDAS DE PRUEBA REGISTRADAS BAJO VALORES DE T_{AMB} COMPRENDIDOS EN EL RANGO [5-20] °C. (B) 1.159 MEDIDAS DE PRUEBA REGISTRADAS BAJO VALORES DE T_{AMB} EN EL RANGO [20-30] °C. (C) 2.202 MEDIDAS DE PRUEBA REGISTRADAS BAJO VALORES DE T_{AMB} EN EL RANGO [30-45] °C.....	109
FIGURA 5.15: RELACIÓN ENTRE DNI Y SMR	114
FIGURA 5.16: RELACIÓN ENTRE SMR Y APE	115
FIGURA 6.1: ESQUEMA DE FUNCIONAMIENTO DEL MLP ENTRENADO CON COORDENADAS CARTESIANAS.....	128
FIGURA 6.2: ESQUEMA DE FUNCIONAMIENTO DEL MLP ENTRENADO CON COORDENADAS POLARES.....	130
FIGURA 6.3: POSICIONES QUE OCUPAN LAS NEURONAS QUE COMPONEN UNA TOPOLOGÍA HEXAGONAL DE DIMENSIONES 12x8.....	134

FIGURA 6.4: ESTRUCTURA ESQUEMATIZADA DE LA RED DE CLASIFICACIÓN SOM.....	134
FIGURA 6.5: APE EN FUNCIÓN DE DNI PARA: (A) TODAS LAS CURVAS ESTUDIADAS, (B) CURVAS SELECCIONADAS POR RED SOM DE KOHONEN.....	140
FIGURA 6.6: T_{AMB} EN FUNCIÓN DE DNI PARA: (A) TODAS LAS CURVAS ESTUDIADAS, (B) CURVAS SELECCIONADAS POR RED SOM DE KOHONEN.....	140
FIGURA 6.7: w_s EN FUNCIÓN DE DNI PARA: (A) TODAS LAS CURVAS ESTUDIADAS, (B) CURVAS SELECCIONADAS POR RED SOM DE KOHONEN.....	140
FIGURA 6.8: REPRESENTACIÓN ESQUEMATIZADA DE LA ESTRUCTURA BÁSICA DE UN MLP.....	142
FIGURA 6.9: ESQUEMA DE PROCESO EN CADA UNIDAD DEL MLP.....	142
FIGURA 6.10: REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS DIFERENTES FUNCIONES DE TRANSFERENCIA.....	143
FIGURA 6.11: ESQUEMA BÁSICO DEL PROCESO QUE SIGUE EL ENTRENAMIENTO DEL MLP.....	144
FIGURA 6.12: FORMA APROXIMADA DE UNA CURVA V-I Y DISTRIBUCIÓN DE LOS PUNTOS.....	146
FIGURA 6.13: DIFERENTES VALORES DE ERROR EN CORRIENTE, EN FUNCIÓN DE LA PENDIENTE DE LA CURVA.....	147
FIGURA 6.14: HISTOGRAMA EN EL QUE SE REPRESENTAN LOS VALORES DE TENSIÓN DE TODAS LAS CURVAS MEDIDAS, ANTES DE REALIZAR LA INTERPOLACIÓN.....	148
FIGURA 6.15: HISTOGRAMA EN EL QUE SE REPRESENTAN LOS VALORES DE TENSIÓN TRAS EL PROCEDIMIENTO DE INTERPOLACIÓN DE LAS CURVAS.....	150
FIGURA 6.16: FORMA APROXIMADA DE UNA CURVA V-I Y DISTRIBUCIÓN DE LOS PUNTOS, DESTACANDO EL CAMBIO EN EL VALOR DE ÁNGULO PARA CADA UNO DE ELLOS.....	151

FIGURA 6.17: HISTOGRAMA EN EL QUE SE REPRESENTAN LOS VALORES DE ÁNGULO (α) DE TODAS LAS CURVAS MEDIDAS, ANTES DE REALIZAR LA INTERPOLACIÓN.....	152
FIGURA 6.18: CATEGORÍAS EN LAS QUE SE DIVIDE EL CONJUNTO INICIAL DE DATOS.....	156
FIGURA 6.19: GENERACIÓN DE LA CURVA $V-I$ Y CÁLCULO DE ERROR PARA EL MODELO MLP_{VI}	158
FIGURA 6.20: GENERACIÓN DE LA CURVA $V-I$ Y CÁLCULO DE ERROR PARA EL MODELO $MLP_{p\alpha}$	159
FIGURA 6.21: ERROR DE ÁREA ENTRE DOS CURVAS DEFINIDO COMO EL ÁREA ENCERRADA ENTRE AMBAS.....	161
FIGURA 6.22: EVOLUCIÓN DEL MÍNIMO ERROR MEDIO (ERROR RELATIVO DEL ÁREA DE LA CURVA) PARA LAS DISTINTAS CONFIGURACIONES VARIANDO EL NÚMERO DE NEURONAS OCULTAS EN EL MODELO (A) MLP_{VI} , (B) $MLP^1_{p\alpha}$, (C) $MLP^2_{p\alpha}$	164
FIGURA 6.23: CONFIGURACIONES SELECCIONADAS PARA CADA UNO DE LOS MODELOS IMPLEMENTADOS: A) MLP_{VI} , B) $MLP^1_{p\alpha}$, C) $MLP^2_{p\alpha}$. DICHAS REPRESENTACIONES SE OBTIENEN DE LA TOOLBOX NEURAL NETWORKS DE MATLAB®	165
FIGURA 6.24: (A) CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS MLP ENTRENADOS CON COORDENADAS POLARES CON UNA Y DOS CAPAS OCULTAS Y (B) ZOOM DE LA CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS MLP ENTRENADOS CON COORDENADAS POLARES CON UNA Y DOS CAPAS OCULTAS PARA EL 27 DE AGOSTO DE 2011.....	167
FIGURA 6.25: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP^2_{p\alpha}$ PARA EL 22 DE JUNIO DE 2011.....	170
FIGURA 6.26: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP^2_{p\alpha}$ PARA EL 10 DE MAYO DE 2012.....	171
FIGURA 6.27: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP^2_{p\alpha}$ PARA EL 26 DE SEPTIEMBRE DE 2011.....	172

FIGURA 6.28: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP_{p\alpha}^2$ PARA EL 4 DE JULIO DE 2011.....	173
FIGURA 6.29: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP_{p\alpha}^2$ PARA EL 14 DE MARZO DE 2012.....	174
FIGURA 6.30: CURVA $V-I$ REAL Y SIMULADA POR LOS MODELOS (A) MLP_{VI} Y (B) $MLP_{p\alpha}^2$ PARA EL 26 DE ABRIL DE 2012.....	175
FIGURA A1.1: DIAGRAMA DE FLUJO DETALLADO DEL PROCEDIMIENTO DE ADQUISICIÓN DE DATOS Y CONTROL QUE REALIZA EL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA. EN EL DIAGRAMA SE ESPECIFICAN CADA UNA DE LAS ACCIONES PROGRAMADAS A TRAVÉS DE LABVIEW®, ASÍ COMO EL EQUIPAMIENTO IMPLICADO EN LA REALIZACIÓN DE DICHAS ACCIONES.....	203
FIGURA A1.2: ESQUEMA ELÉCTRICO DE CONTROL DE LA TARJETA MULTIPLEXORA.....	204
FIGURA A1.3: (A) IMAGEN REAL TERMINALES J1, J2 Y J3 DE TARJETA MULTIPLEXORA Y (B) IMAGEN REAL TERMINAL J5 DE TARJETA MULTIPLEXORA.....	206
FIGURA A1.4: ESQUEMA ELÉCTRICO DE CONEXIÓN DE LOS CUATRO MÓDULOS FV EN LA TARJETA MULTIPLEXORA.....	206
FIGURA A1.5: FOTOGRAFÍA REAL DE LA TARJETA MULTIPLEXORA.....	207
FIGURA A1.6: ESQUEMA ELÉCTRICO DE TARJETA INDIVIDUAL DE CONTROL Y MEDIDA.....	208
FIGURA A1.7: IMAGEN REAL DE LA TARJETA INDIVIDUAL DE CONTROL Y MEDIDA ANTES DE SU CONEXIONADO. SE TRATA DE UNA VERSIÓN INICIAL DE DISEÑO.....	209
FIGURA A1.8: ESQUEMA DE FABRICACIÓN DEL TUBO COLIMADOR PARA EL ESPECTRO- RADIÓMETRO.....	212
FIGURA A1.9: ÍNDICE DE TRANSMITANCIA PARA LA VENTANA COLOCADA EN EL TUBO COLIMADOR.....	212

FIGURA A3.1: VARIABLE INPUT COMPUESTA POR TODAS LAS MUESTRAS DE ENTRADA INTRODUCIDAS EN EL CLASIFICADOR SOM.....	226
FIGURA A3.2: ESTRUCTURA BIDIMENSIONAL FORMADA POR 60 FILAS Y 60 COLUMNAS, QUE DAN LUGAR A UNA RETÍCULA DE 3.600 CLASES EN LAS QUE SE DIVIDE EL CONJUNTO INICIAL DE MUESTRAS DE ENTRADA.....	227
FIGURA A3.3: MATRIZ DE PESOS DEVUELTA POR EL CLASIFICADOR SOM DE KOHONEN. SE OBTIENE UN PROTOTIPO POR CADA UNO DE LOS GRUPOS EN LOS QUE SE CLASIFICAN EL CONJUNTO INICIAL DE DATOS.....	229
FIGURA A3.4: MATRIZ DISTANCIA, QUE CALCULA LA DISTANCIA PSEUDOEUCLÍDEA ENTRE CADA UNA DE LAS MUESTRAS INTRODUCIDAS COMO ENTRADA, Y CADA UNO DE LOS PROTOTIPOS OBTENIDOS POR EL CLASIFICADOR SOM.....	230
FIGURA A3.5: POSICIONES DE LOS VALORES MÍNIMOS DE DISTANCIA ENTRE CADA PROTOTIPO Y TODAS LAS MUESTRAS DE ENTRADA.....	231

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1.1: EVOLUCIÓN (2003-2014) RECORD EFICIENCIA DE CÉLULAS MJ A NIVEL DE LABORATORIO.....	12
TABLA 1.2: INFORMACIÓN DETALLADA DE PLANTAS HCPV EXISTENTES A NIVEL MUNDIAL. ELABORACIÓN PROPIA A PARTIR DE DATOS OFRECIDOS EN INFORME “CPV WORLD MAP 2012”	24
TABLA 4.1: LISTADO DE VARIABLES REGISTRADAS POR EL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA.....	66
TABLA 4.2: DATOS TÉCNICOS DE LOS MÓDULOS CPV ANALIZADOS.....	82
TABLA 4.3: DATOS ELÉCTRICOS DE LOS MÓDULOS CPV (REFERENCIA B Y C) ANALIZADOS.....	83
TABLA 5.1: VALORES DE RMSE Y MAPE PARA CADA INTERVALO DE T_{AMB} CONSIDERADO.....	108
TABLA 5.2: COEFICIENTES DE REGRESIÓN OBTENIDOS POR EL ALGORITMO BASADO EN DE PARA LOS 3 MÓDULOS CPV.....	121
TABLA 5.3: RESULTADOS DE ERRORES RMSE Y MAPE OBTENIDOS MEDIANTE EL ALGORITMO DE PARA 3 MÓDULOS CPV.....	123
TABLA 6.1: RESUMEN DE LOS RESULTADOS DE ERROR OBTENIDOS PARA LOS DIFERENTES MODELOS ANALIZADOS.....	165
TABLA 6.2: RESUMEN DE LAS CONDICIONES ATMOSFÉRICAS Y LOS ERRORES RELATIVOS EN ÁREA ASOCIADOS, PARA CADA UNA DE LAS CURVAS SELECCIONADAS COMO EJEMPLO.....	169

LISTA DE ACRÓNIMOS

AC: corriente alterna (del inglés, *alternating current*)

AI: inteligencia artificial (del inglés, *artificial intelligence*).

AM: masa de aire (del inglés, *air mass*).

ANN: redes neuronales artificiales (del inglés, *artificial neural networks*).

APE: energía media del fotón (del inglés, *average photon energy*).

ASTM: Sociedad Americana para medida y materiales (del inglés, *American Society for Testing and Materials*).

CCI: Centre for Computational Intelligence.

CEA-INES: Instituto Nacional Francés en Energía Solar.

CPV: concentración fotovoltaica (del inglés, *concentrating photovoltaic*).

CSP: concentración solar térmica (del inglés, *concentrating solar power*)

DE: evolución diferencial (del inglés, *differential evolution*).

EPIA: Asociación Europea de la Industria Fotovoltaica (del inglés *European Photovoltaic Industry Association*).

FIT: feed-in-tariff.

FV: fotovoltaica.

HCPV: sistemas CPV de alta concentración (del inglés, *high concentrating photovoltaic*).

IDEA: Investigación y desarrollo en energía solar.

IEC: Comisión Electrotécnica Internacional (del inglés, *International Electrotechnical Commission*).

IES: Instituto de Energía Solar.

ISFOC: Instituto de Sistemas Fotovoltaicos de Concentración.

LCOE: coste ponderado de la energía (del inglés, *levelized cost of energy*).

LCPV: sistemas CPV de baja concentración (del inglés, *low concentrating photovoltaic*).

LEC: coste ponderado de la electricidad (del inglés, *levelized electricity cost*).

MAPE: error porcentual medio en valor absoluto (del inglés, *mean absolute percentage error*)

MCPV: sistemas de CPV media concentración (del inglés, *medium concentrating photovoltaic*).

MJ: multiunión (del inglés, *multijunction*).

MLP: perceptron multicapa (del inglés, *multilayer perceptron*).

PCAM: masa de aire corregida en presión (del inglés, *pressure-corrected air mass*).

PMP: punto de máxima potencia.

PMMA: metacrilato de polimetilo (del inglés, *polymethyl methacrylate*)

PR: performance ratio.

PW: agua precipitable (del inglés, *precipitable water*).

RMSE: raíz cuadrada del error cuadrático medio (del inglés, *root mean square error*).

SIMiDat: Grupo de Investigación de Sistemas Inteligentes y Minería de datos.

SOM: mapa auto-organizado (del inglés, *self-organizing map*).

SMR: (del inglés, *spectral matching ratio*).

STC: condiciones estándares de medida (del inglés, *standard test conditions*).

TF: capa delgada (del inglés, *thin film*).

UPM: Universidad Politécnica de Madrid.

LISTA DE SÍMBOLOS

SÍMBOLO	DESCRIPCIÓN	UNIDADES
α (t)	Ratio de aprendizaje	-
α_k	Valor de ángulo correspondiente a cada punto de la curva	rad
γ	Coefficiente de temperatura del sistema completo.	K ⁻¹
δ	Coefficiente que define el impacto de la T_{amb} en la P_{max} .	%/°C
ε	Coefficiente que define el impacto de AM en la P_{max} .	%
μ_1	Valor de PCAM para el cual la célula solar alcanza su eficiencia relativa máxima.	-
μ_0	Factor de escala global que expresa la dependencia con el AM.	-
ρ_k	Valor de radio correspondiente a cada punto de la curva	-
σ^2	Tamaño de la vecindad	-
σ_0	Ángulo de apertura	°
σ_s	Ángulo de pendiente	°
ϕ	Densidad espectral del flujo de fotones	m ⁻² · nm ⁻¹ · s ⁻¹
ω_i	Peso de la neurona i	-
a	Valor de activación	-
a_1	Coefficiente de regresión que define la influencia de DNI en P_{max}	-

a_2	Coeficiente de regresión que define la influencia de DNI^2 en $P_{\max}$	-
a_3	Coeficiente de regresión que define la influencia de $(DNI \cdot T_{\text{amb}})$ en $P_{\max}$	-
a_4	Coeficiente de regresión que define la influencia de $(DNI \cdot W_s)$ en $P_{\max}$	-
a_5	Coeficiente de regresión que define la influencia de $(DNI \cdot SMR)$ o $(DNI \cdot APE)$ en $P_{\max}$	-
APE	Energía media del fotón	eV
b	Valor de bias	-
C_r	Ratio de cruce	-
c_{DNI}	Coeficiente de regresión que define la influencia de DNI en $P_{\max}$	-
c_Z	Coeficiente de regresión que define la influencia de Z en $P_{\max}$	-
c_T	Coeficiente de regresión que define la influencia de T_C en $P_{\max}$	-
d	Diámetro de ventana de tubo colimador	mm
D	Diámetro de la lente esférica del espectroradiómetro	mm
DNI	Irradiancia normal directa	W/m^2
$DNIR$	Irradiación normal directa	Wh/m^2
$DNI_{\text{TOP-subcélula}}$	DNI efectiva en la unión top	W/m^2
$DNI_{\text{MIDDLE-subcélula}}$	DNI efectiva en la unión middle	W/m^2
$DNI_{\text{BOTTOM-subcélula}}$	DNI efectiva en la unión bottom	W/m^2
DNI_{medida}	Irradiancia normal directa medida	W/m^2
DNI_{STC}	Irradiancia normal directa en condiciones STC	W/m^2

F	Factor escalado para el operador de mutación	-
G	Irradiancia global	W/m^2
G_f	Irradiancia de filtro	W/m^2
$GHIR$	Irradiación horizontal global	Wh/m^2
GNI	Irradiancia normal global	W/m^2
h_{ji}	Función de transferencia de la vecindad entre neuronas j e i	-
I	Intensidad	A
I_k	Valor de corriente correspondiente a cada punto de la curva	A
I_{SC}	Corriente de cortocircuito	A
I_{pmax}	Intensidad máxima	A
$I_{SC,medida}$	Corriente de cortocircuito medida	A
$I_{SC\ TOP, medida}$	Corriente de cortocircuito medida para la unión top	A
$I_{SC\ MID, medida}$	Corriente de cortocircuito medida para la unión middle	A
$I_{SC\ STC}$	Corriente de cortocircuito bajo condiciones STC dada por el fabricante	A
$I_{SC\ TOP\ STC}$	Corriente de cortocircuito en condiciones STC para la unión top	A
$I_{SC\ MID\ STC}$	Corriente de cortocircuito en condiciones STC para la unión middle	A
$I_{SC,norm}$	Corriente de cortocircuito normalizada	-
$I_{SC,norm,simul}$	Corriente de cortocircuito normalizada simulada	-

Ind	Individuo original de la población inicial	-
Ind_A	Individuo aleatorio de la población inicial	-
Ind_B	Individuo aleatorio de la población inicial	-
Ind_C	Individuo aleatorio de la población inicial	-
Ind'	Individuo mutado	-
K	Constante	W
L	Longitud tubo colimador	mm
m	Número de muestras totales introducidas en clasificador SOM de Kohonen	-
n	Variables de entrada a SOM/número de neuronas en su capa de entrada	-
n_c	Número de coeficientes de regresión que componen cada individuo para algoritmo DE	-
$nFils$	Número de filas en retícula salida SOM	-
$nCols$	Número de columnas en retícula salida SOM	-
N	Número de muestras	-
N_p	Número de individuos de la población inicial en algoritmo de DE	-
p	Neuronas capa de salida del clasificador SOM de Kohonen	-
P_{max}	Potencia máxima	W
$P_{max,AC}$	Potencia máxima en corriente alterna	W
$P_{max,AC,SIT}$	Potencia máxima del sistema en condiciones STC de DNI y T_C	W

$P_{\max, \text{norm}}$	Potencia máxima normalizada	-
$P_{\max, \text{medida}}$	Potencia máxima medida	W
$P_{\max, \text{norm, simul}}$	Potencia máxima normalizada simulada	-
$P_{\max, \text{simul}}$	Potencia máxima simulada	W
$P_{\max, \text{real}}$	Potencia máxima real	W
P_{STC}	Potencia máxima bajo condiciones STC dada por el fabricante	W
P_0	Población inicial en algoritmo de DE	-
r_i	Posición de la neurona actualizada en la red de salida	-
r_j	Posición de la neurona ganadora en la red de salida	-
s	Número de pares de valores de la curva V - I medida	-
t	Número de valores (tensión o ángulo) generados para introducir en el MLP	-
SMR	Spectral Matching Ratio	-
T_{amb}	Temperatura ambiente	°C
T_C	Temperatura del módulo	°C
V	Tensión	V
U_1	Coficiente de pérdida de calor	W/(m ² ·K ²)
U_2	Coficiente de pérdida de calor	W/(m ² ·K ²)
V_k	Valor de tensión correspondiente a cada punto de la curva	V
$V_{P_{\max}}$	Tensión máxima	V

V_{OC}	Tensión de circuito abierto	V
$V_{OC\ STC}$	Tensión de circuito abierto bajo condiciones STC dada por el fabricante	V
W_S	Velocidad del viento	m/s
x_k	Posición de la muestra de entrada	-
x_j	Valor de una variable de entrada	-
Z	Factor espectral	-

CAPÍTULO 1

Introducción

1.1. DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA TECNOLOGÍA DE CONCENTRACIÓN FOTOVOLTAICA. ÚLTIMOS AVANCES Y DESARROLLOS TECNOLÓGICOS

La tecnología fotovoltaica (FV) convencional se encuentra actualmente en un estado de madurez tecnológica fruto de un largo periodo de investigación, desarrollo y comercialización, habiéndose convertido hoy día en una alternativa real y rentable para la producción masiva de electricidad. Como consecuencia de esta situación de desarrollo, dicha tecnología FV convencional se encuentra en una posición muy avanzada de su curva de aprendizaje, lo que hace que su evolución tecnológica sea más lenta. Este hecho se agrava debido a que la eficiencia de las células solares convencionales de Silicio está limitada por un valor de eficiencia teórica máxima [1] del 30% según Shockley y Queiser [2]. Por ello, se estima urgente y necesario buscar otras tecnologías FV que permitan perpetuar en el tiempo el carácter expansionista de los sistemas FV y afianzar dicha tecnología como alternativa real a las fuentes de energía no renovables [3].

En este sentido, la tecnología fotovoltaica de concentración (CPV, del inglés *concentrating photovoltaic*), se presenta como una alternativa a la tecnología FV convencional. La tecnología CPV surge con el objetivo de generar electricidad a un menor coste, mediante la utilización de dispositivos ópticos (lentes o espejos), que focalizan la radiación solar incidente sobre la célula solar. De esta manera, se disminuye el área de célula solar necesaria y se obtiene una intensidad de luz concentrada sobre la misma [1]. Por tanto, la intensidad de la radiación que incide sobre la célula dependerá del factor de concentración que imponga el dispositivo óptico utilizado. Se define la concentración óptica o el factor de concentración, como el cociente entre la irradiancia (potencia incidente por unidad de área), sobre la superficie del receptor, y la irradiancia incidente sobre la apertura de entrada del dispositivo óptico de concentración. Dicho cociente suele ser expresado en soles. Atendiendo a dicho factor de concentración, los sistemas de CPV pueden ser divididos en 3 grandes grupos [4]:

- Sistemas de baja concentración (LCPV, del inglés *low concentrating photovoltaics*), concentran la radiación solar entre 1 y 40 veces, por lo que presentan un factor de concentración entre 1 y 40 soles (1-40x).
- Sistemas de media concentración (MCPV, del inglés *medium concentrating photovoltaics*), concentran la radiación solar entre 40 y 300 veces, por lo que presentan un factor de concentración entre 40 y 300 soles (40-300x).
- Sistemas de alta concentración (HCPV, del inglés *high concentrating photovoltaics*). Estos sistemas presentan un amplio rango de concentración, entre 300 y 2000 soles (300-2000x).

Adicionalmente, existen diferentes clasificaciones disponibles en función del criterio utilizado:

- Según la forma de focalizar la radiación solar de los componentes ópticos:
 - Células individuales: módulo CPV como foco puntual.
 - Una agrupación de células en forma circular o cuadrada: módulo CPV como foco puntual.
 - Un conjunto (array) lineal de células: módulo CPV como foco lineal.
- Según el dispositivo óptico utilizado:
 - Elemento óptico de reflexión: uso de espejos.
 - Elemento óptico de refracción: uso de lentes o lentes Fresnel.
 - Combinado: uso combinado de espejos y lentes.
 - Otros: colectores fluorescentes u otro tipo de sistemas de concentración que no están basados en lentes o espejos.
- Según su sistema de seguimiento:
 - Estático: sistema fijo sin seguimiento solar.
 - Seguimiento a un eje: los dispositivos siguen al sol mediante el movimiento alrededor de un solo eje.
 - Seguimiento a dos ejes: el seguimiento solar se realiza mediante el movimiento combinado alrededor de dos ejes.

Otra clasificación diferente es la descrita en la norma IEC62108 [5], que distingue entre cinco tipos de sistemas de concentración (figura 1.1 – figura 1.5):

- Concentrador FV de disco con foco puntual: uso de espejos.
- Concentrador FV cilindro-parabólico de foco lineal: uso de espejos.
- Concentrador FV de lente Fresnel con foco puntual.
- Concentrador FV de lente Fresnel con foco lineal.
- Heliostato CPV.

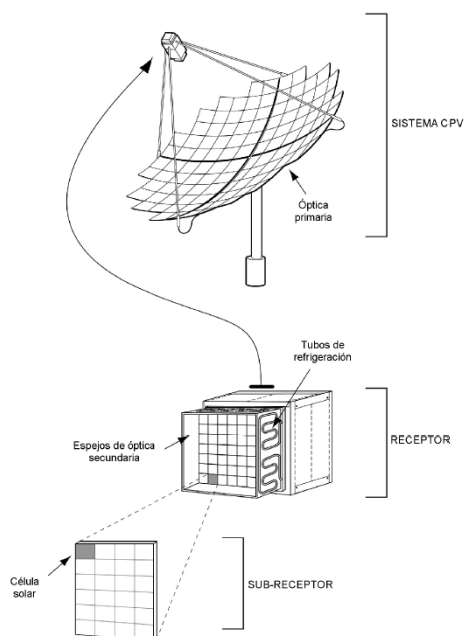


Figura 1.1: Esquema de concentrador FV de disco con foco puntual. Fuente: IEC62108.

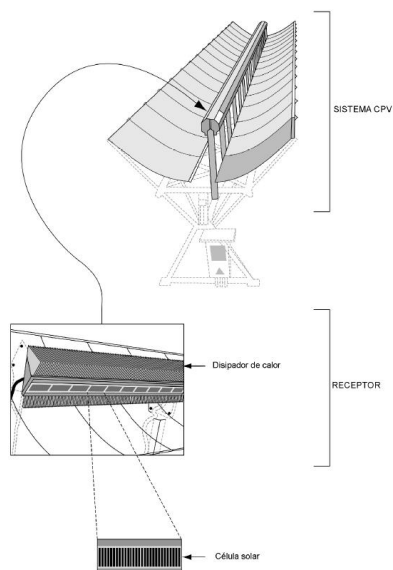


Figura 1.2: Esquema de concentrador FV cilindro-parabólico de foco lineal. Fuente: IEC62108.

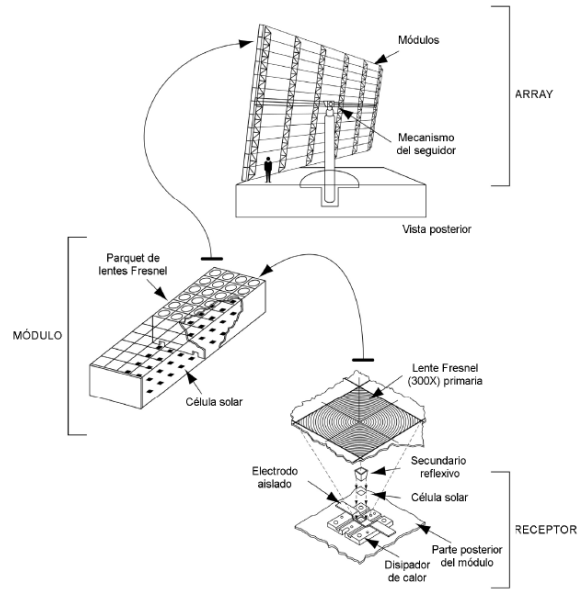


Figura 1.3: Esquema de concentrador FV de lente Fresnel con foco puntual. Fuente: IEC62108.

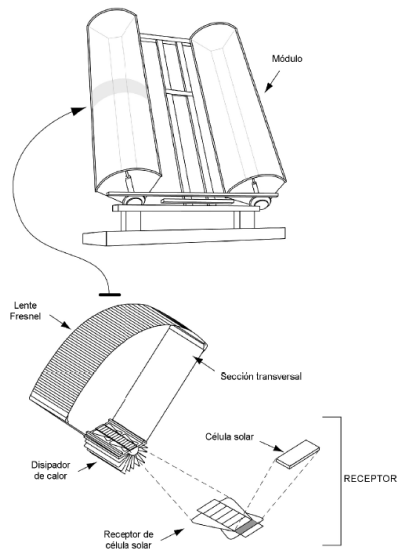


Figura 1.4: Esquema de concentrador FV lente Fresnel con foco lineal. Fuente: IEC62108.

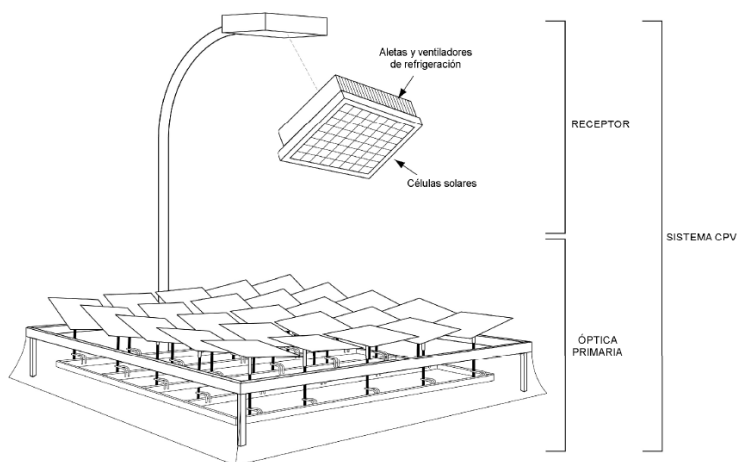


Figura 1.5: Esquema de un heliostato CPV. Fuente: IEC62108.

A pesar de que la tecnología CPV se presenta como una alternativa relativamente nueva, el primer prototipo de sistema CPV fue diseñado a mediados de 1970, en los Laboratorios Sandia [6]. Se trataba de un sistema de 1 kW de potencia, que usaba lentes Fresnel de foco puntual con un factor de concentración de 40 soles, células solares de Silicio, y estaba dispuesto sobre una estructura de seguimiento a dos ejes. Desde entonces, y durante casi 40 años, se ha venido desarrollando la investigación en distintos campos concernientes a la tecnología CPV.

La principal ventaja que presenta la tecnología CPV si se compara con la tecnología FV convencional, se basa en su gran potencial de reducción de costes, asociado al constante aumento de eficiencia que están sufriendo las células que componen los módulos CPV, así como los importantes avances tecnológicos, fruto de la investigación que se ha venido desarrollando en este campo durante los últimos años. Por su parte, la tecnología FV convencional de panel plano se encuentra actualmente en una posición mucho más avanzada de su curva de

aprendizaje, habiendo alcanzado una experiencia consolidada y disponiendo de dispositivos que ofrecen altos valores de eficiencia.

A pesar de ello, y debido precisamente a la novedad que presenta la tecnología CPV, los avances tecnológicos y su desarrollo comercial deben ir inexcusablemente asociados a un conocimiento previo exacto del comportamiento eléctrico presentado por los sistemas CPV trabajando bajo condiciones de operación real. Para ello, resulta necesario disponer de medidas experimentales que permitan analizar, modelar y predecir el funcionamiento de estos sistemas a medio-largo plazo.

Como debilidad, la tecnología HCPV es solo capaz de aprovechar la irradiancia solar directa (*DNI*, [W/m^2], del inglés *direct normal irradiance*) incidente, lo que conlleva la necesidad de utilización de sistemas precisos de seguimiento solar, y lo que hace desaconsejable su implementación en localizaciones con climas de baja irradiación normal directa (*DNIR*, [Wh/m^2], del inglés *direct normal irradiation*) a lo largo del año –inferior a $1.800 \text{ kWh/m}^2 \cdot \text{año}$ -, o con predominio de cielos nublados [4]. En base a ello, es igualmente importante promover el desarrollo de nuevos equipos asociados a la evolución de esta tecnología, como seguidores solares e inversores adaptados al modo de trabajo de los sistemas HCPV.

A lo largo de la presente Tesis Doctoral se va a estudiar y analizar el comportamiento de módulos HCPV, que utilizan lentes Fresnel como foco puntual para concentrar la radiación solar sobre células solares multiunión (MJ, del inglés *multijunction*) de alta eficiencia, y que a su vez, necesitan de complejos sistemas de seguimiento a dos ejes.

Inicialmente, y antes de detallar los principales elementos componentes de un sistema CPV, es necesario aclarar la diferencia entre 4 conceptos básicos: célula solar, receptor solar, módulo y sistema. La célula solar es el elemento principal,

ya que produce el efecto FV y genera la electricidad. La célula solar junto con su correspondiente diodo de paso y disipador de calor componen el receptor solar. Dicho receptor solar cumple la doble funcionalidad de extraer la corriente generada por la célula solar y de disipar el calor. La conexión de varios receptores solares, con sus respectivos elementos de concentración, constituyen un módulo CPV. De este modo, se puede definir el módulo de concentración como: “La unión de células y dispositivos ópticos más pequeña, completa y medioambientalmente protegida, que es capaz de transformar radiación de entrada no concentrada en electricidad a su salida” [4]. Por su parte, el sistema CPV completo estará formado por la conexión eléctrica de todos los módulos componentes, junto con el resto de elementos complementarios e indispensables para el funcionamiento del citado sistema: seguidores solares, estructuras, cableado, cajas de conexión, inversores de conexión a red, sistemas de monitorización, etc.

A continuación se van a describir en profundidad los principales elementos componentes de un sistema CPV, así como los avances tecnológicos más importantes en los mismos [7]: célula solar, dispositivo óptico, módulo CPV y sistema de seguimiento.

a) Célula solar: para sistemas HCPV, las células MJ resultan más adecuadas que las de Silicio, debido a la mayor eficiencia de las primeras (lo que permite la utilización de un menor área de célula para extraer la misma potencia de salida), y al también mayor incremento que dicha eficiencia experimenta a medida que aumenta la concentración a la cual se encuentran sometidas.

Las células solares MJ se constituyen como una disposición en serie (apilamiento) de varias subcélulas de diferente material semiconductor, lo que permite que sean sensibles a un amplio rango de espectro solar, aumentando en su eficiencia. Cuando se utiliza una célula solar monounión (atendiendo a la teoría del efecto fotovoltaico), solo aquellos fotones solares incidentes de energía superior al

ancho de banda prohibido (del inglés, “*band gap*”) de la célula en cuestión serán capaces de liberar un electrón de la capa de valencia y promocionarlo hasta la capa de conducción, desde donde será capaz de generar electricidad. De este modo, los fotones incidentes cuya energía sea inferior a la del *gap* del semiconductor con el que está fabricada la célula no pueden ser aprovechados para generar electricidad. Las células MJ pueden eliminar estas pérdidas debido a la disposición en serie (apilamiento) de subcélulas de diferente material semiconductor, y por tanto, diferente *gap*. Se dispondrán una encima de otra en orden de *gap* creciente (*BOTTOM*, *MIDDLE* y *TOP*), como se muestra en la figura 1.6, de forma que la subcélula colocada debajo podrá absorber la energía del fotón que no pudo ser transformada en la subcélula inmediatamente superior.

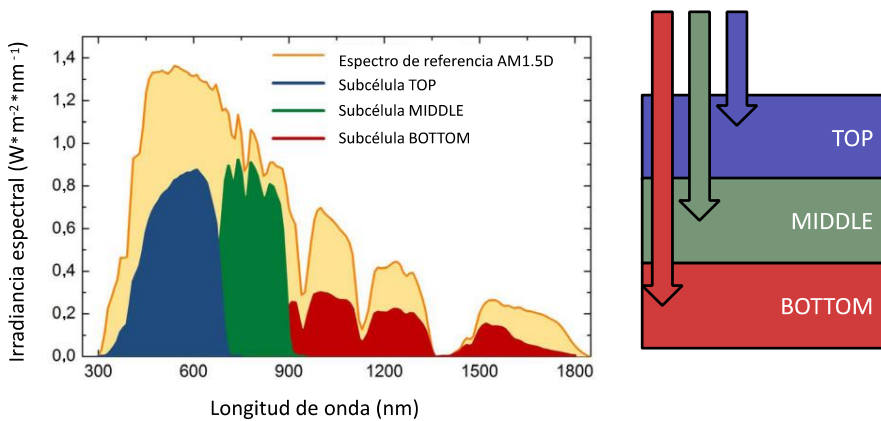


Figura 1.6: Estructura de una célula MJ formada por 3 subcélulas: *top*, *middle* y *bottom*. Intervalo espectral al que es sensible cada una de las subcélulas.

Cada una de estas subcélulas componentes es sensible a una porción del espectro comprendida entre unos determinados valores de longitud de onda, de manera que la célula en su conjunto, es sensible a un rango del espectro solar mucho más amplio [8,9]. Las células solares MJ son también conocidas como células III-V, ya que utilizan elementos que forman parte de los grupos 3 y 5 de la tabla periódica.

En una primera clasificación general de las células solares MJ, y según su proceso de fabricación, éstas se pueden dividir en dos grandes grupos: células MJ por apilamiento mecánico ó células MJ por crecimiento monolítico. En el apilamiento mecánico, las subcélulas solares componentes se fabrican individualmente en sus propios substratos, y a continuación se unen de forma mecánica, de manera que cada unión tiene sus propios contactos positivos y negativos, y por tanto, puede ser conectada de manera independiente. Por el contrario, en el caso del crecimiento monolítico, los diferentes materiales componentes son crecidos en un único substrato y se interconectan entre ellos en serie. Este último proceso de fabricación permite el apilamiento en serie de múltiples capas de diferentes materiales semiconductores, compartiendo un único contacto positivo y un único contacto negativo, como si de una célula convencional de una sola unión se tratara. Por este motivo, la corriente generada por las células MJ fabricadas aplicando técnicas de crecimiento monolítico, está limitada por la menor fotocorriente generada por cada una de las subcélulas componentes [10].

El límite máximo de eficiencia que puede alcanzarse por una célula solar MJ aumenta a medida que se incrementa el número de uniones componentes. Sin embargo, el incremento relativo de eficiencia decrece en cada nuevo aumento de dicho número de uniones debido a la complejidad añadida al sistema. Por ello, en la práctica, no se suelen utilizar células MJ con más de 5 ó 6 uniones [11]. Como consecuencia de lo anterior, los desarrollos más recientes y tecnológicamente más avanzados están basados en células solares de triple unión con crecimiento monolítico. Del mismo modo, la eficiencia de la célula solar MJ también aumenta a medida que se incrementa el factor de concentración impuesto por los dispositivos ópticos, hasta que, en un determinado momento, se alcanza un factor de concentración tal, que la eficiencia de la célula comienza a decaer [12,13]. Este hecho está principalmente motivado por la resistencia en serie de la célula, que limita su funcionamiento [14].

Según los últimos datos publicados en el prestigioso informe “*Solar cell efficiency tables*”, el valor máximo de eficiencia alcanzada a nivel de laboratorio ha sido obtenido por una célula InGaP/GaAs/InGaAs, fabricada a partir de la técnica de crecimiento monolítico por la compañía Sharp, con un valor de 44,4% trabajando bajo una concentración de 302 soles. Sin embargo, recientemente se ha hecho público un nuevo record de eficiencia del 44,7% alcanzado por una célula MJ formada por 4 uniones GaInP/GaAs//GaInAsP/GaInAs, trabajando bajo una concentración de 297 soles [26].

La evolución temporal de los records de eficiencia de laboratorio alcanzados durante los últimos años, quedan resumidos en la tabla 1.1. La eficiencia de las células solares MJ resulta considerablemente superior a las conseguidas por el resto de tecnologías FV existentes hasta la actualidad, como puede apreciarse en la figura 1.7. El aumento progresivo que sufre la eficiencia máxima alcanzada por las células solares MJ, hace prever que dichas células alcanzarán el valor de 50% de eficiencia en los próximos años [27,28].

b) Dispositivo óptico: permite la concentración de la luz solar sobre la célula MJ de gran eficiencia utilizada. Los dispositivos ópticos pueden incluir el elemento óptico primario, que es el encargado de coleccionar y concentrar la *DNI* incidente, y el elemento óptico secundario, cuya función consiste en distribuir uniformemente la radiación desde la óptica primaria a lo largo de la superficie completa de la célula solar, modificando sus propiedades por medio de un filtrado, una homogeneización en la distribución de la radiación, o cambios en su dirección. La óptica secundaria permite reducir la falta de uniformidad de la *DNI* concentrada procedente de la óptica primaria, mejorando el comportamiento final del sistema completo [29,30]. Actualmente destacan los trabajos de investigación encaminados al diseño y desarrollo de novedosos sistemas ópticos, que permitan reducir al máximo los efectos de no-uniformidad en la distribución de irradiancia sobre cada una de las uniones componentes que forman la célula solar MJ [31].

La mayoría de los sistemas HCPV utilizan sistemas ópticos de refracción basados en lentes Fresnel [32], a través de refracción simple o con óptica secundaria.

Tabla 1.1: Evolución (2003-2014) record eficiencia de células MJ a nivel de laboratorio.

FECHA	DESCRIPCIÓN	FACTOR CONCENTR.	EFICIENCIA (%)
Q4 2003 [15]	GaInP/GaAs/Ge (2 terminales)-Spectrolab	309x	36,9
Q4 2004 [16]	GaInP/GaAs/Ge (2 terminales)-Spectrolab	175x	37,3
Q4 2005 [17]	GaInP/GaInAs/Ge (2 terminales)--Spectrolab	236x	39,0
Q4 2006 [18]	GaInP/GaInAs/Ge (2 terminales)-Spectrolab	179x	39,3
Q4 2007 [19]	GaInP/GaInAs/Ge (2 terminales)-Spectrolab	240x	40,7
Q4 2008 [20]	GaInP/GaAs/GaInAs (2 terminales)-NREL	140x	40,8
Q4 2009 [21]	GaInP/GaInAs/Ge (2 terminales)-Spectrolab	364x	41,6
Q4 2010 [22]	InGaAp/GaAs/InGaAs (2 terminales)-Spire	406x	42,3
Q4 2011 [23]	GaInP/GaAs/GaInNAs (2 terminales)-Solar Junct.	418x	43,5
Q4 2012 [24]	InGaAp/GaAs/InGaAs (crec. monolítico)-Sharp	306x	43,5
Q4 2013 [25]	InGaP/GaAs/InGaAs (crec. monolítico)- Sharp	302x	44,4
Q4 2013 [26]	GaInP/GaAs/GaInAsP/GaInAs (2 terminales)-Fraunhofer ISE	297x	44,7

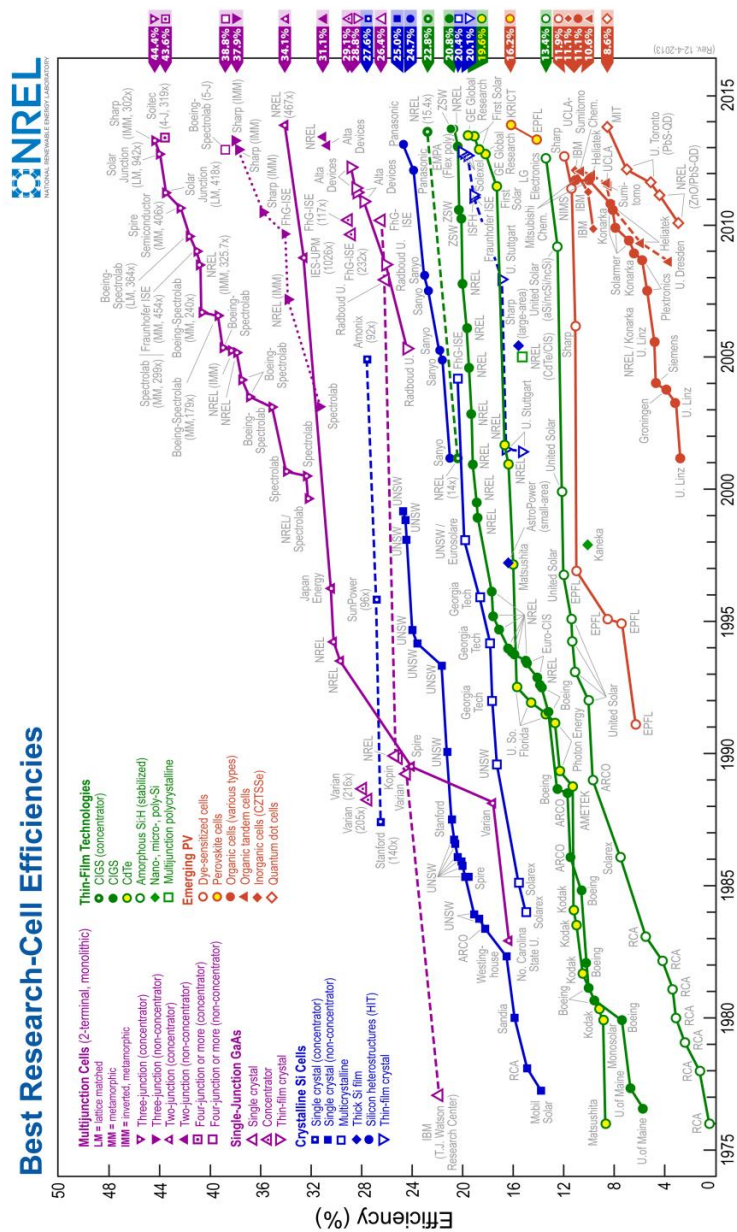


Figura 1.7: Evolución eficiencias obtenidas a nivel de laboratorio para las diferentes tecnologías fotovoltaicas existentes en la actualidad. Fuente: NREL (National Renewable Energy Laboratory).

c) Módulo CPV: como ya se ha expuesto anteriormente, el módulo CPV se constituye a partir de la interconexión de varios receptores solares, cada uno de ellos con sus respectivos dispositivos de concentración. La eficiencia registrada por un módulo CPV puede ser calculada a partir de la eficiencia de la célula que compone dicho módulo, pero deben sumarse las pérdidas de los dispositivos ópticos, y otras pérdidas adicionales relacionadas con la asociación de células con pequeñas diferencias constructivas entre ellas, pérdidas en cableado, etc. Conviene recordar que la eficiencia de los dispositivos ópticos se define como la relación entre la *DNI* incidente sobre la superficie del módulo y la que alcanza la célula solar, estimándose en un valor aproximado del 80% [33].

La obtención de datos acerca de las eficiencias alcanzadas por módulos CPV disponibles a nivel comercial, no es una tarea sencilla, debido principalmente a criterios de confidencialidad de fabricantes. Según los últimos datos publicados, la compañía *Amonix* ha conseguido fabricar módulos HCPV que presentan una eficiencia record a nivel de mercado, alcanzado el valor de 35,9% [25]. Dichos módulos de última generación están compuestos de células solares *Boeing Spectrolab* de triple unión con un 40% de eficiencia [34].

d) Sistema de seguimiento: a pesar de que algunos sistemas LCPV utilizan estructuras estáticas como soporte, o sistemas de seguimiento a un solo eje, los sistemas de seguimiento a dos ejes son los más utilizados actualmente. Estos sistemas de seguimiento se presentan como un elemento imprescindible como soporte del módulo HCPV, y orientación de éste hacia el Sol. Puesto que los sistemas HCPV con foco puntual están basados en la técnica de concentración solar en una pequeña área de célula, sólo la componente directa de la radiación que llegue al dispositivo, podrá ser utilizada para la generación de electricidad. Los seguidores solares cumplen con el objetivo de que las células que componen el módulo CPV se encuentren dispuestas en todo momento perpendicularmente a la trayectoria del rayo solar, maximizando así la *DNI* colectada por dichas células.

Los sistemas de seguimiento deben, por tanto, disponer de precisos algoritmos de control [35], que permitan garantizar en todo momento la disposición óptima de los módulos CPV, manteniendo el foco de la luz en dirección normal a las células solares mientras el Sol se mueve a lo largo del día.

Durante los últimos años se ha incrementando la investigación y desarrollo de seguidores solares, así como los algoritmos de control y modelos de calibración que han permitido la reducción de pérdidas por desalineamiento [36], lo que ha posibilitado la mejora continua en la precisión de estos seguidores, así como la reducción en sus costes de fabricación [37]. Atendiendo a la demanda de algunas empresas del sector para la estandarización de los sistemas de seguimiento, el grupo de trabajo IEC TC82 WG7 elaboró el estándar IEC/TS 62727 [38]: Sistemas fotovoltaicos, especificaciones para seguidores solares, que define las características de comportamiento de los seguidores solares y describe los métodos para calcular y/o medir parámetros críticos a través de recomendaciones sobre las técnicas de medida.

Además, existen recientes investigaciones basadas en la utilización de pequeños micro-inversores orientados al módulo, con la finalidad de reducción de las pérdidas finales del sistema CPV completo [39].

En la figura 1.8 se muestran los valores de eficiencia reales alcanzados durante el periodo 2007-2011, para la célula MJ tanto a nivel de laboratorio como a nivel comercial, en comparación con las eficiencias alcanzadas por los módulos CPV y con la eficiencia del sistema final completo. Del mismo modo, se representa el pronóstico realizado para el periodo 2011-2020 [40], y las eficiencias máximas previstas al final del citado periodo. Como puede apreciarse, y hasta la fecha, se están cumpliendo con las expectativas predichas en 2011.

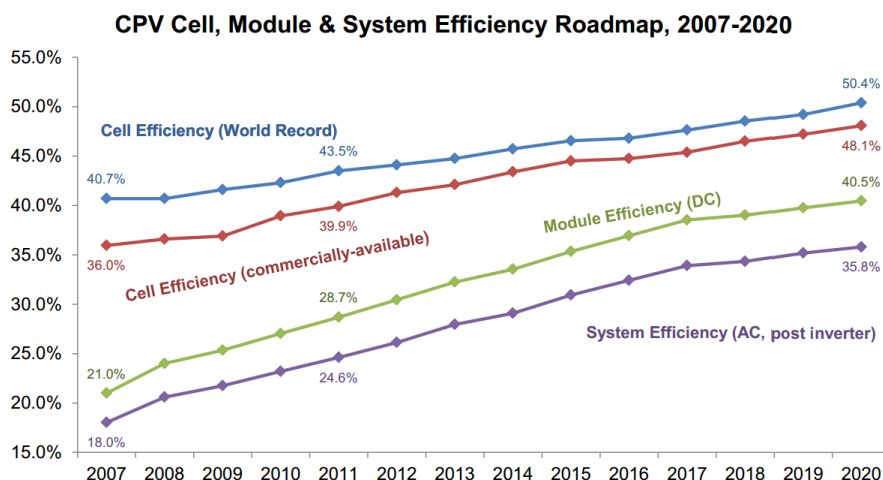


Figura 1.8: Evolución de la eficiencia para células MJ (record mundiales y disponibles a nivel comercial), módulos CPV y sistemas completos. Fuente: Roadmap for CPV Technology: A study conducted by GTM Research, Octubre 2011.

1.2. ESTADO ACTUAL DE LA TECNOLOGÍA DE CONCENTRACIÓN FOTOVOLTAICA

En los últimos años, se vienen incrementando los esfuerzos en investigación y desarrollo, para conseguir que la tecnología CPV de el salto desde una etapa inicial de desarrollo, hacia una etapa de comercialización y mercado. El objetivo final consiste en conseguir la competitividad económica de esta tecnología, de manera que se convierta en una alternativa rentable para la generación eléctrica en localizaciones con altos valores de *DNIR*. Los principales esfuerzos están encaminados al incremento en la eficiencia de las células solares MJ, lo que conlleva una disminución de la cantidad de material a utilizar, y la consecuente disminución en sus costes de fabricación. Destacan del mismo modo los esfuerzos encaminados a obtener experiencia en sistemas CPV trabajando bajo condiciones reales, de manera que se pueda garantizar su predictibilidad y fiabilidad futura.

En este último objetivo se enmarca la propuesta realizada en la presente Tesis Doctoral, en la que se analiza, estudia y modela el comportamiento real en exterior de módulos CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas.

A pesar de todos los esfuerzos realizados hasta la actualidad, la tecnología CPV sigue aún teniendo una participación testimonial a nivel de mercado. Según la Asociación Europea de la Industria Fotovoltaica (EPIA, del inglés *European Photovoltaic Industry Association*) [41], la potencia FV global instalada a nivel mundial a finales del 2012 ascendía a un total de 102 GW, de los cuales únicamente 100 MW correspondían a instalaciones CPV, lo que supone una participación inferior al 0,1%. Posibles razonamientos que expliquen la anterior situación de desventaja están basados en la alta competencia que supone la tecnología FV convencional, como consecuencia de la pronunciada disminución progresiva de sus precios desde 2009 –debido a las economías de escala-, la falta de confianza de inversores privados ante una tecnología relativamente nueva, así como la falta de estandarización en el campo de la tecnología CPV [42,43]. Una de las mayores oportunidades de la tecnología CPV consiste en el desarrollo de una metodología que permita evaluar el comportamiento real, y por tanto la viabilidad financiera de un proyecto CPV, de manera que éste consiga ser atractivo para posibles futuros inversores, disminuyendo en este sentido el riesgo y aumentando la participación de la tecnología CPV a nivel de mercado [44,45]. Para ello, es necesario disponer de una amplia base de datos experimental de funcionamiento real en exterior de sistemas o módulos CPV, de manera que se pueda conocer y predecir su comportamiento eléctrico bajo condiciones ambientales cambiantes.

En la actualidad existen un gran número de proyectos de investigación, que tienen como objetivo y fin último propiciar el desarrollo y evolución del sector CPV. Entre los proyectos financiados bajo el séptimo programa marco (FP7) por la

Unión Europea [46], en el ámbito CPV destacan los siguientes, recientemente finalizados o que se encuentran actualmente bajo ejecución:

Proyecto NACIR (*New applications for CPV: A fast way to improve reliability and technology progress*): el principal objetivo de la propuesta se basaba en reunir a las compañías y centros de investigación europeos más importantes del ámbito CPV, de manera que se consiguiese realizar una investigación en profundidad, desde una posición de liderazgo, sobre nuevas aplicaciones de los sistemas CPV. A parte de la apertura de nuevos mercados, el proyecto tenía como objetivo descubrir posibles fuentes de fallo en nuevos entornos fuera de Europa, de manera que se pueda asegurar la fiabilidad de los componentes. El propósito de la investigación consistía igualmente en mejorar la tecnología existente hasta el momento, para acelerar la curva de aprendizaje, permitiendo al sector CPV alcanzar una posición competitiva a nivel de mercado. Dicho proyecto fue coordinado por el Instituto de Energía Solar (IES) de la Universidad Politécnica de Madrid (UPM), y financiado con fondos europeos durante el periodo comprendido entre 2009 y 2012. Tras la finalización del proyecto se comienzan a publicar los primeros resultados del mismo [47].

Proyecto APOLLON (*Multi-APprOach for high efficiency integrated and inteLLigent cONcentrating PV modules*) [48]: el principal objetivo del proyecto consistía en desarrollar sistemas HCPV de foco puntual y basados en espejos, formados por células solares de triple unión con un coste final de 2 €/W_p. Se pretendían seguir las diferentes etapas de desarrollo de la tecnología, focalizándose en el reconocimiento de los aspectos críticos que conciernen a cada uno de los elementos componentes del sistema, de manera que se consiguiese un incremento global de la eficiencia, y que se asegurase la fiabilidad, reducción de costes y bajo impacto ambiental de dichos sistemas CPV. El proyecto ha sido desarrollado durante el periodo comprendido entre 2008 y 2013. Los primeros resultados de dicho proyecto fueron publicados en “*IEEE Photovoltaic Specialists*

Conference” en 2009 [49], y las conclusiones obtenidas a la finalización del mismo, desde el desarrollo de la tecnología, hasta la caracterización de los sistemas, pasando por el impacto ambiental, fueron presentadas en el “28th *European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*”, el pasado Octubre de 2013.

Proyecto NGCPV (*A new generation of concentrator photovoltaic cells, modules and systems*) [50]: dicho proyecto comenzó en 2011, y culminará a finales del año 2014. Este proyecto supone una investigación colaborativa entre 7 centros de investigación europeos y 9 centros de investigación japoneses, todos ellos pioneros en el ámbito CPV, que persiguen la mejora en la eficiencia de la célula, módulo y sistema final. El principal esfuerzo estará encaminado al desarrollo de células solares MJ con el objetivo de aproximarse al 50% de eficiencia a nivel de célula y 35% de eficiencia a nivel de módulo. Para llevar a cabo el estudio presentado desde una perspectiva global, y particularmente para asegurar una estimación precisa de la energía generada a nivel de sistema, el proyecto pretende construir una planta CPV real de 50 kW.

Proyecto CPV4ALL (*Novel CPV system fit for mass production, for electricity costs beyond grid parity and for applications in B2B, industrial and residential areas*): dicho proyecto comenzó en 2012, y se está realizando hasta 2015. Propone una solución novedosa para la generación eléctrica a través de sistemas CPV, y está orientado a la obtención de resultados a corto plazo. El proyecto pretende ser replicado a gran escala en 2015 (a su finalización), de manera que las tecnologías analizadas puedan ser rápidamente incorporadas al mercado energético y contribuir de esta forma a la generación eléctrica de la Unión Europea y a su política de cambio climático (enunciada bajo el objetivo 20-20-20 para el 2020). Los sistemas CPV desarrollados a lo largo del proyecto se someterán a exhaustivos programas de testeo y validación, realizados por el Instituto Nacional Francés en Energía Solar (CEA-INES).

Proyecto SUN ON CLEAN (*Study of soiling effect and glass surface modification of CPV modules: Climate influence and comparative testing*). Al igual que el proyecto anterior, esta iniciativa se encuentra actualmente, y hasta 2015, bajo desarrollo. Se presenta con el objetivo de fortalecer las relaciones de investigación en el campo de la tecnología CPV, entre Europa (Italia y España), Brasil y Rusia. Se pretende por tanto promover la transferencia de conocimiento entre los países participantes. De igual modo, se estudiará el efecto de la suciedad en los módulos CPV, y se propondrán soluciones alternativas para la modificación de la superficie de cristal que cubre estos módulos CPV, con el objetivo de reducir la suciedad que se acumula sobre ellos.

Fruto de la investigación desarrollada durante los últimos años, y los avances tecnológicos que se incorporan a nivel de mercado, a pesar de la todavía testimonial participación de la tecnología CPV a nivel de mercado, es necesario destacar el despegue que está sufriendo el sector CPV a nivel mundial, con incrementos de potencia instalada en los últimos años superiores al 50% anual (según datos de instituto *Fraunhofer ISE* [51]). La figura 1.9 muestra los valores totales acumulados [MW] de potencia CPV instalada desde 2007 hasta 2012, según datos recogidos y publicados recientemente por *Sunlab* [52].

El informe realizado por *PV Insider* para el congreso “4th Concentrated Photovoltaic Summit” celebrado en EEUU el pasado Octubre de 2012 [53], permite analizar en profundidad el mercado de la tecnología CPV. En la figura 1.10 se muestra un gráfico representativo de la potencia instalada [MW] en plantas HCPV en todo el mundo hasta 2012.

Como se extrae de la gráfica representada en la figura 1.10, EEUU domina actualmente el mercado HCPV a nivel mundial (con un 49% del total de potencia instalada), seguido por España, que presenta la segunda posición en el ranking mundial (con un 26% de total).

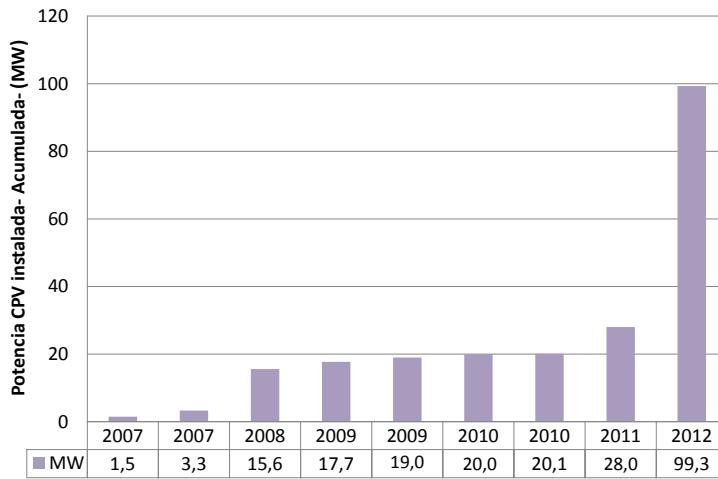


Figura 1.9: Potencia CPV acumulada durante el periodo 2007-2012. Elaboración propia a partir de datos publicados por Sunlab “Concentrated Photovoltaics system costs and learning curve analysis”, 2013.

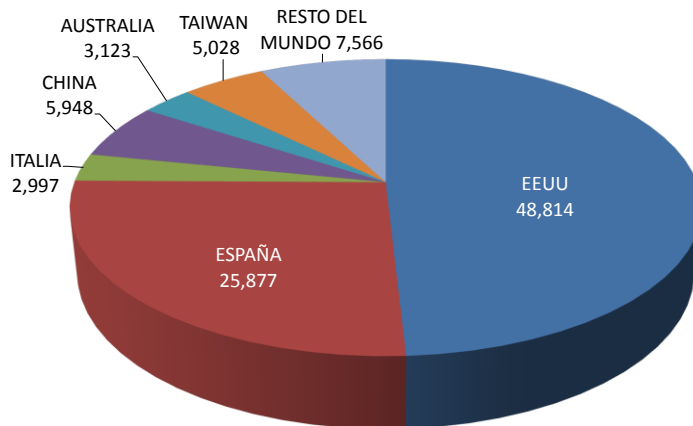


Figura 1.10 : Potencia plantas HCPV en funcionamiento (MW). Elaboración propia a partir de datos ofrecidos en informe “CPV World Map 2012”.

El gran predominio de EEUU se debe principalmente a la reciente puesta en marcha, en Mayo de 2012, de la planta HCPV más grande a nivel mundial hasta

la fecha. Se trata de una instalación de 30 MW de potencia, situada en Alamosa, Colorado, diseñada y construida por compañía *Amonix* (figura 1.11). La planta está formada por un total de 504 arrays de seguimiento solar a doble eje, y 60 kW de potencia cada uno de ellos.



Figura 1.11: Planta CPV de 30 MW en Alamosa. Amonix.

El segundo y tercer puesto en EEUU están igualmente ocupados por plantas de Amonix, de 5 MW y 2 MW, situadas en Hatch (Nuevo Méjico), y Tucson (Arizona), respectivamente. A nivel español destaca la planta HCPV de Villafranca (Navarra), desarrollada por *Guascor fotón* y *Amonix*, y que consta de 313 arrays, con un total de 7,8 MW de potencia.

Como se puede apreciar en la figura 1.10, países como Italia (gracias en parte a su programa *Feed-In-Tariff* (FIT)), China (con bajos costes de producción y altos valores de *DNIR* en su región Este), y Australia, están atrayendo a inversores y convirtiéndose en importantes mercados emergentes en la industria HCPV.

La tabla 1.2 muestra todas las compañías HCPV existentes a fecha de 2012, con información detallada de potencia total instalada [MW], número de plantas, así como la localización de dichas plantas. La tabla está clasificada según orden decreciente de potencia total instalada, y se destacan las 10 compañías más

importantes a nivel mundial, que ocupan los primeros puestos en la anterior clasificación. Como puede extraerse de la tabla 1.2, y ya se había adelantado previamente, *Amonix* es la compañía líder en el mercado HCPV, con casi 40 MW de potencia instalada, repartida en 12 plantas localizadas en EEUU. A una distancia considerable le siguen *Guascor Fotón* y *Solfocus*, está última con instalaciones repartidas por todo el mundo.

A pesar de la testimonial participación que supone la tecnología CPV en el mercado FV actual, existen hasta la fecha múltiples informes técnicos que predicen un rápido aumento de dicha participación en el mercado para los próximos años.

Según el informe de análisis de la industria CPV, realizado por *GTM Research* a principios del año 2011 [54], se pronosticaba un aumento de potencia CPV instalada a nivel mundial, desde los 28 MW existentes en ese momento, a más de 1000 MW en 2015 (un crecimiento superior al 200% anual). Estas previsiones se realizaron bajo la suposición de que las compañías CPV consiguiesen una inminente reducción en los costes de fabricación, situando dichos costes en una cifra un 30% menor para los próximos 4 años (con respecto a precios del año 2011).

Por su parte, y según el informe realizado por *ISM Research* en 2012 [55], se estima que la potencia CPV total acumulada alcanzará los 1,2 GW en 2016. Todo ello a pesar de la gran competencia que los sistemas de tecnología FV convencional suponen en el mercado global. Este hecho impone un continuo decremento en los precios de sistemas CPV que le permita llegar a ser un mercado suficientemente atractivo dentro de su área de operación óptima (sistemas montados en suelo, en localizaciones con una *DNIR* media diaria superior a 6 kWh/m², según el anterior informe).

Tabla 1.2: Información detallada de plantas HCPV existentes a nivel mundial.
Elaboración propia a partir de datos ofrecidos en informe “CPV World Map 2012”.

COMPAÑÍAS	NÚMERO DE PLANTAS	POTENCIA (MW)	LOCALIZACIÓN DE LAS PLANTAS
<i>AMONIX</i>	12	38,901	EEUU.
<i>GUASCOR FOTON</i>	5	12,300	España.
<i>SOLFOCUS</i>	27	10,980	EEUU, España, Italia, Grecia, Malta, Australia, Sudáfrica, Méjico, Chile, Malasia, Arabia.
<i>AMONIX/GUASCOR</i>	4	10,275	España.
<i>SOITEC</i>	10	4,964	EEUU, España, Italia, Francia, Sudáfrica, Abu Dhabi, Egipto.
<i>SUNCORE</i>	2	4,500	China.
<i>ARIMA ECOENERGY</i>	4	3,320	España, Taiwan.
<i>SOLAR /SYLER SYSTEMS</i>	8	2,765	Australia.
<i>SUNTRIX</i>	11	2,241	Italia, China.
<i>MAGPOWER</i>	3	1,504	Portugal
<i>GREENVOLTS</i>	1	1,000	EEUU.
<i>SUNPOWER</i>	1	1,000	EEUU.
<i>INTER</i>	1	1	Taiwan.
<i>EMCORE</i>	4	0,839	EEUU, España, China.
<i>SOL3G</i>	1	0,800	España.
<i>DELTA ELECTR.</i>	1	0,547	Taiwan.
<i>ZENITH SOLAR</i>	4	0,506	Australia, Abu Dhabi, Israel, Japón.
<i>SKYLINE SOLAR</i>	1	0,500	Méjico
<i>ENERGY INNOVATIONS</i>	6	0,363	EEUU, Italia, Taiwan, Korea.
<i>BRAWAVE</i>	1	0,240	Taiwan.
<i>EVERPHOTON</i>	1	0,218	Taiwan
<i>ABENGOA SOLAR</i>	3	0,204	España, Dinamarca.
<i>OPEL SOLAR</i>	2	0,141	EEUU.
<i>ISOFOFÓN</i>	1	0,100	China.
<i>MST</i>	1	0,050	Israel.
<i>DAIDO STEEL</i>	2	0,031	España, Japón.
<i>SICHUAN ZHONGH.</i>	2	0,028	China.
<i>HELIOTROP</i>	3	0,020	Francia, Portugal, Marruecos.
<i>ARIMAECO EUROPE</i>	2	0,013	Italia.
<i>GREEN AND COLD ENERGY</i>	1	0,003	Australia.

El informe realizado por *GlobalData*, y publicado a principios de 2013 [56], ofrece información histórica de potencia total instalada desde 2006 y datos de previsión hasta 2020, como se muestra en la figura 1.12. Según estos datos, se pronostica un crecimiento enorme en el mercado de la tecnología CPV durante los próximos años, con una potencia total estimada de 4,7 GW para el año 2020. De acuerdo con el anterior informe, las grandes empresas del sector, tras haber desarrollado y probado con éxito prototipos de sistemas CPV en localizaciones piloto, se encuentran en proceso de realización y puesta en marcha de plantas reales de varios MW de potencia. El avance pronosticado será posible gracias al continuo incremento en el conocimiento del comportamiento tecnológico de este tipo de sistemas.

Recientemente se ha publicado el nuevo informe redactado por *IHS Inc.* “*Concentrated PV (CPV) Report-2013*” [57]. Las predicciones ofrecidas en el anterior informe resultan menos optimistas, aunque pronostican un incremento en el número de instalaciones CPV, con el consiguiente aumento de potencia instalada a nivel mundial, que pasará de los 160 MW existentes en 2013 a los 1362 MW en 2020. Estos pronósticos vienen propiciados por la caída en los precios de la tecnología CPV sufrida durante los últimos años, como consecuencia directa del aumento en el volumen de fabricación y la mejora en la eficiencia de los diferentes elementos que componen un sistema CPV. Según *IHS Inc.*, se estima que el precio medio para instalaciones HCPV ha descendido desde los 3,54 \$/W_p instalado en 2012 hasta 2,62 \$/W_p en 2013, lo que supone una bajada porcentual del 25,9%. Esta disminución de precios seguirá siendo patente durante los próximos años, alcanzando un valor de 1,59 \$/W_p en 2017, lo que supone un ratio de descenso de precios aproximado del 15% anual desde 2012 hasta 2017.

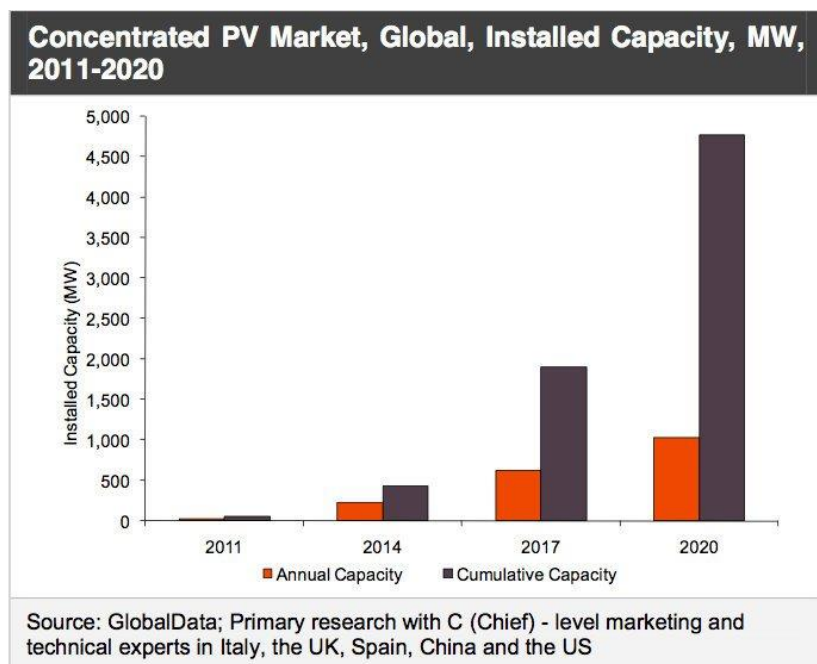


Figura 1.12: Potencia CPV (MW) total instalada a nivel mundial. Fuente: GlobalData, 2013.

En el análisis económico de una determinada tecnología, resulta de vital importancia definir y estudiar el concepto de coste nivelado de la electricidad (LEC, del inglés *levelized electricity cost*), o coste ponderado de la energía (LCOE, del inglés *levelized cost of energy*), que se define como el coste medio, en unidades monetarias actuales, de una unidad de electricidad (kWh) generada por un sistema concreto a lo largo de su vida útil [58]. El pasado mes de Noviembre de 2013, el instituto *Fraunhofer* publicó un informe en el que se detalla y analiza el LCOE de diferentes tecnologías renovables [59]. En el caso particular de la tecnología CPV, se estudia la viabilidad económica de instalaciones en localizaciones con una alta *DNIR* a lo largo del año: 2.000 kWh/m²·año y 2.500 kWh/m²·año. Se considera que los precios de los sistemas CPV actuales con una potencia nominal aproximada de 10 MW oscilan entre 1.400 y 2.000 €/kW. Este gran abanico de precios viene motivado por la gran

variedad de tecnologías diferentes actualmente desarrolladas, así como por tratarse de un mercado en desarrollo y muy variable a nivel regional.

A partir de estas premisas iniciales, se calculan unos valores de LCOE que oscilan entre 0,102 y 0,148 €/kWh para localizaciones con $DNIR=2.000 \text{ kWh/m}^2 \cdot \text{año}$. Sin embargo, y basándose en las previsiones de reducción de aproximadamente un 51% en el precio del sistema CPV entre 2012 y 2020, el informe estima un LCOE entre 0,040 y 0,076 €/kWh para el año 2030 (figura 1.13). Estos índices dependerán a su vez de los valores de PR (del inglés *performance ratio*) alcanzados, así como de los escenarios de mercado considerados.

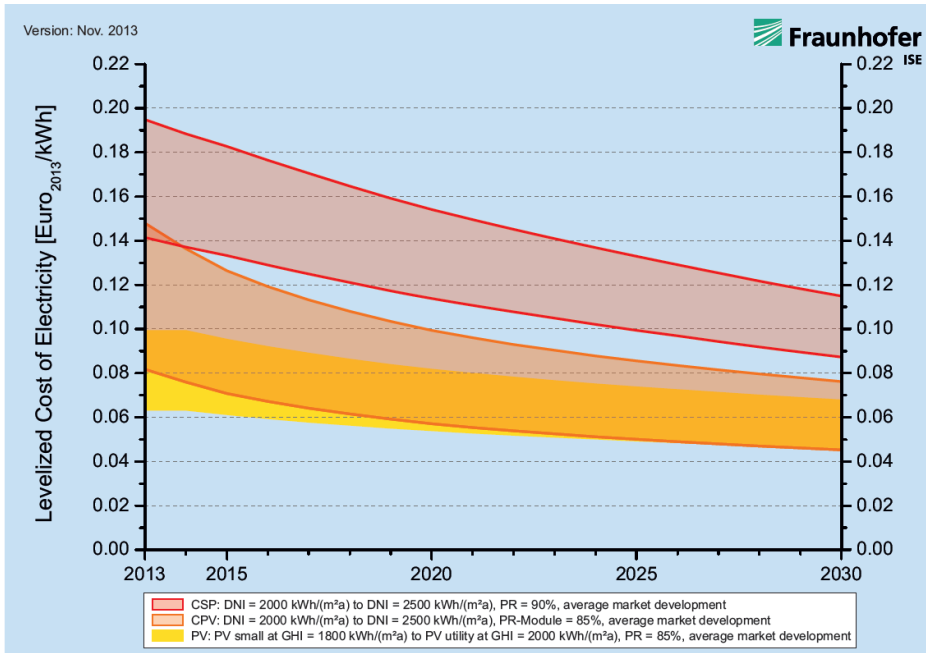


Figura 1.13: Evolución estimada (2013-2030) de LCOE para instalaciones FV, de concentración solar térmica (CSP, del inglés *concentrating solar power*) y CPV, en localizaciones con alta $DNIR$ ($\text{kWh/m}^2 \cdot \text{año}$). Fuente: Fraunhofer ISE, 2013.

1.3. ESTRUCTURA DE LA TESIS DOCTORAL

La Tesis Doctoral se ha estructurado en 7 capítulos y 3 anexos, que se describen a continuación. En este primer capítulo se ha realizado una introducción en la que se han enunciado de manera general los principios de funcionamiento y el estado actual de la tecnología CPV, así como los últimos avances y desarrollos tecnológicos en este sector emergente.

En el capítulo 2 se lleva a cabo un exhaustivo procedimiento de revisión del estado del arte en la caracterización eléctrica de módulos CPV, así como las condiciones ambientales influyentes en su comportamiento.

En el capítulo 3 se describe la justificación, los objetivos que se pretenden alcanzar, así como la metodología seguida en la realización de la presente Tesis Doctoral.

En el capítulo 4 se detalla el sistema de medida diseñado y desarrollado para llevar a cabo las medidas experimentales que permitan modelar el comportamiento en exterior de módulos CPV, a través de la medida de sus parámetros eléctricos registrados bajo unas condiciones atmosféricas específicas.

En el capítulo 5 se proponen modelos de caracterización eléctrica para estimar la potencia máxima entregada por módulos CPV. Para ello se realizará un análisis experimental previo de la influencia de las condiciones atmosféricas en su comportamiento eléctrico.

En el capítulo 6 se proponen e implementan modelos basados en redes neuronales artificiales que permiten obtener la curva $V-I$ completa de módulos CPV trabajando bajo unas determinadas condiciones ambientales que serán introducidas como entradas a los modelos.

Finalmente, en el capítulo 7 se destacan las principales conclusiones y las aportaciones extraídas tras la realización de la presente Tesis Doctoral. De igual

modo se exponen las principales líneas de investigación futuras que permitirán continuar con el trabajo desarrollado.

Las ecuaciones, tablas y figuras se enumeran para cada capítulo. Las referencias bibliográficas están dispuestas al final de la Tesis Doctoral según orden de aparición. Adicionalmente, se presentan 3 anexos. El anexo 1 aporta información adicional del diseño y control del sistema de medida descrito en el capítulo 4. En el anexo 2 se ofrecen las hojas de especificaciones técnicas de los principales equipos de medida utilizados. Finalmente, en el anexo 3 se detalla el código de programación más relevante para la creación e implementación de los modelos de red neuronal descritos en el capítulo 6.

CAPÍTULO 2

Antecedentes

2.1. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos 25 años la tecnología FV de Silicio cristalino ha experimentado un crecimiento muy considerable, presentando actualmente un alto grado de madurez y una experiencia reconocida [60]. Por su parte, la tecnología FV de capa delgada (TF, del inglés *thin film*) surge hace poco tiempo, con el objetivo de generar electricidad a un menor coste, mediante la utilización de materiales semiconductores más baratos y métodos de fabricación alternativos [61]. En este sentido, es importante señalar el progreso en la producción anual de módulos de tecnología TF en los últimos años, que ha evolucionado desde los 100 MW_p en 2005 hasta los 4,3 GW_p en 2012 [60]. Sin embargo, y a pesar de los esfuerzos realizados a lo largo de los últimos años, esta tecnología requiere de un mayor conocimiento sobre su comportamiento en exterior, así como la evolución de su funcionamiento a lo largo de una operación prolongada, y el análisis de su posible degradación.

Al igual que ocurre con la tecnología FV de TF, la clave para hacer que la tecnología CPV se convierta en una alternativa real a la generación de electricidad convencional consiste en conocer perfectamente su comportamiento eléctrico bajo diferentes condiciones ambientales. La predictibilidad de la energía generada por un sistema CPV conducirá, sin lugar a dudas, a un inminente crecimiento del sector.

Como ya se ha enunciado anteriormente, la evolución de la tecnología FV en general necesita disponer de herramientas que le permitan predecir el comportamiento eléctrico de los sistemas trabajando bajo diferentes condiciones externas. En el caso de la tecnología FV de módulo plano, está ampliamente aceptado que su comportamiento eléctrico está marcado fundamentalmente por la irradiancia global incidente (G , [W/m^2]), y por su propia temperatura (T_C , [$^{\circ}\text{C}$]). Los fabricantes disponen de información acerca de los parámetros eléctricos devueltos por un módulo trabajando bajo unas determinadas condiciones estándares de medida (STC, del inglés *standard test conditions*): G de $1000 \text{ W}/\text{m}^2$, T_C de $25 \text{ }^{\circ}\text{C}$, y distribución espectral AM1.5 definida de acuerdo al estándar IEC 60904-3 [62]. Para determinar el comportamiento eléctrico de un módulo bajo unas condiciones atmosféricas distintas a las STC, es necesario aplicar una ecuación de transformación, teniendo en cuenta la información dada por los fabricantes en las hojas de características del módulo en cuestión. Sin embargo, en el caso de los sistemas CPV, esta tarea resulta más complicada debido a la inexistencia de un procedimiento estándar que permita determinar el comportamiento de los módulos CPV bajo unas condiciones externas previamente conocidas. En general, los estándares comparten un objetivo común bien definido que consiste en ofrecer un marco regulatorio práctico y teórico necesario para el desarrollo de una tecnología creciente, como es el caso de la CPV.

Hasta hace poco tiempo el IEC-62108 [63] era el único estándar existente a nivel internacional en el ámbito de la tecnología CPV. Este estándar deriva de dos

anteriores, como muestra E. Muñoz et al. [43], concretamente el IEEE-1513-2001 [64] que describe las pruebas e inspecciones mínimas requeridas para evaluar módulos CPV, y el estándar IEC-61215 [65], que sin estar relacionado con la tecnología CPV, describe la cualificación en el diseño y homologación de módulos de Silicio cristalino para uso terrestre. Por su parte, el estándar IEC-62108 determina las características eléctricas, mecánicas y térmicas de los sistemas CPV trabajando bajo condiciones externas durante un largo periodo de operación.

Tan solo unos meses atrás, el pasado Septiembre de 2013, la Comisión Electrotécnica Internacional (IEC, del inglés *International Electrotechnical Commission*) publicó la primera parte del estándar IEC-62670 [66] que define las condiciones STC para evaluar la potencia generada por sistemas CPV y por sus subcomponentes. El objetivo de esta primera parte de la normativa consiste en definir una serie de condiciones STC que servirán como base común en este campo, y bajo las cuales los fabricantes deberán ofrecer las características eléctricas de los módulos. Esta normativa incluye dos conjuntos de condiciones para llevar a cabo la caracterización de sistemas CPV:

- a) Condiciones de operación.
- b) Condiciones de medida.

La segunda y tercera parte del estándar, IEC-62670-2 e IEC-62670-3, definirán respectivamente un método basado en medidas tomadas a sol real, para determinar la energía generada y el PR de plantas CPV, así como métodos (medida *indoor* y *outdoor*) para la evaluación de la potencia máxima ($P_{\max}$, [W]) generada por un sistema CPV bajo STC. Sin embargo, estas dos últimas partes del estándar están aún en proceso [42]. La inexistencia de un método estándar o procedimiento de normalización que permita determinar el comportamiento eléctrico de un módulo o sistema CPV bajo la variación de las variables ambientales influyentes, se presenta como una de las principales barreras para el

desarrollo de esta tecnología. La publicación completa de este estándar supondrá un empuje imprescindible para su evolución.

Además de la necesidad innegable de métodos estándar o procedimientos de normalización, y debido al alto grado de innovación que supone el uso de esta tecnología, su posicionamiento como una alternativa viable a nivel de mercado, requiere disponer de una amplia base experimental, que permita:

- ✓ Conocer y asegurar el comportamiento de sistemas CPV a medio-largo plazo.
- ✓ Desarrollar herramientas precisas y a la vez sencillas para la estimación de los parámetros eléctricos entregados por módulos CPV bajo condiciones ambientales a sol real previamente conocidas.

Los trabajos desarrollados en la presente Tesis Doctoral, y las aportaciones extraídas de la misma se focalizan precisamente en estos puntos, habida cuenta de la importancia de la existencia de métodos de modelado que definan y estimen el comportamiento eléctrico de módulos CPV a través de la obtención de su $P_{\max}$ o de su curva $V-I$ completa bajo condiciones de operación reales.

El uso apropiado de estas herramientas permitirá calcular la producción de una planta CPV para un determinado intervalo temporal, lo que hará posible analizar la rentabilidad de su funcionamiento. La predicción adecuada disminuye el riesgo y aumenta la confianza de posibles inversores hacia un mercado de reciente creación, propiciando la evolución comercial de esta tecnología.

2.2. INFLUENCIA DE LAS CONDICIONES ATMOSFÉRICAS

A continuación se van a detallar y argumentar los principales factores ambientales que afectan al comportamiento eléctrico en exterior de módulos CPV, los cuales serán considerados en la presente Tesis Doctoral como base para la implementación y análisis de los modelos de estimación propuestos.

2.2.1. Irradiancia normal directa DNI

Contrariamente a lo que ocurre en la tecnología FV de panel plano convencional, se considera la componente directa (*DNI*) de la G que incide en el módulo en cuestión como su fuente de energía solar. Debido al estrecho ángulo de aceptación de los dispositivos ópticos usados en los módulos CPV para concentrar la radiación en la célula solar MJ, tan solo aquella irradiancia que incida en el módulo de manera prácticamente perpendicular, puede ser aprovechada por éste para la conversión eléctrica.

La *DNI* es considerada como la principal variable atmosférica que influye en el comportamiento eléctrico externo presentado por los módulos CPV, siendo su efecto predominante con respecto al ejercido por el resto de condiciones ambientales influyentes. Existe una dependencia muy marcada de la $P_{\max}$ y la corriente de cortocircuito (I_{SC} , [A]) entregadas por un módulo CPV con respecto a esta variable atmosférica.

2.2.2. Distribución espectral de la irradiancia

La distribución espectral de la irradiancia incidente es uno de los parámetros ambientales cuyo estudio resulta más importante a la hora de analizar el comportamiento eléctrico de módulos CPV compuestos por células solares MJ.

Debido al apilamiento de varias subcélulas con diferente respuesta espectral para formar las células solares MJ, y puesto que cada una de estas subcélulas es sensible a una porción del espectro comprendido entre unos determinados límites de longitud de onda, se permite el mejor aprovechamiento de gran parte del espectro solar.

Debido precisamente a la partición del espectro a través de las 3 subcélulas, se observa una alta sensibilidad en el comportamiento eléctrico de la célula solar MJ ante cambios espectrales. Las células solares MJ están diseñadas de tal forma que

funcionan de manera óptima trabajando bajo un espectro que coincide con el estándar AM1.5D [67] para el cual fueron fabricadas (*current-matched*). Sin embargo, durante gran parte de la operación en exterior de los módulos CPV, el espectro incidente es diferente del estándar, dando lugar a modificaciones en el comportamiento eléctrico de la célula solar MJ [68-70], que entregará un menor valor de I_{SC} y por tanto un valor de P_{max} menor al esperado [8,9,71]. Este efecto es igualmente observado a nivel de módulo [72-76].

La explicación justificada de la influencia del espectro sobre las células solares MJ debe buscarse en su propia estructura: las subcélulas o uniones que componen una célula solar MJ están ordenadas formando una estructura en serie, de manera que la tensión total generada por dicha célula MJ coincide con la suma de las tensiones individuales generadas por cada una de las uniones componentes. De igual modo, la corriente total generada por la célula MJ coincidirá con la menor de las corrientes individuales generadas por cada una de las uniones, función de su respuesta espectral (figura 2.1) y de las condiciones espectrales externas en cada momento [77].

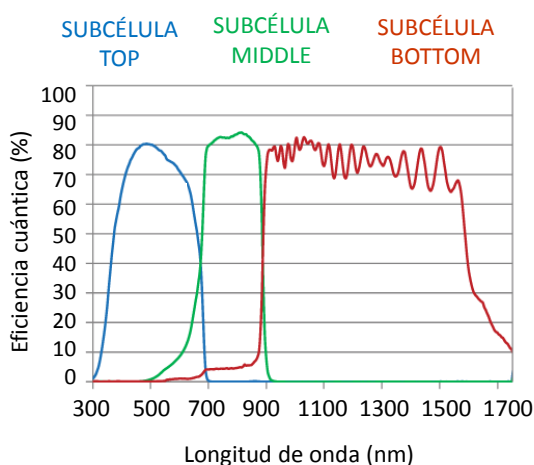


Figura 2.1: Eficiencia cuántica de una célula MJ formada por 3 subcélulas: *top*, *middle* y *bottom*.

En este sentido, si el espectro solar incidente tiene un mayor contenido espectral en longitudes de onda corta, es decir contenido espectral en azul, que la distribución espectral estándar, la fotocorriente generada por la unión *top* será mayor que aquella generada por la unión *middle*, siendo esta última considerada la subcélula limitante. De otro modo, si la distribución espectral incidente tiene un mayor contenido espectral en longitudes de onda largas, es decir contenido espectral en rojo, que la distribución estándar, la fotocorriente generada por la unión *top* será menor, siendo ésta la que limite la corriente total extraída de la célula MJ [72,78]. Como ya se ha introducido anteriormente, estas variaciones espectrales afectan a la I_{SC} generada por la célula MJ y a su P_{max} de una manera menos acusada, pero siguiendo la misma tendencia [79]. Debido al estrecho ancho de banda de la unión *bottom* (substrato de Ge), la corriente generada por esta unión es siempre superior, incluso trabajando bajo distribución espectral estándar, de manera que nunca será la subcélula limitante.

La distribución espectral de la irradiancia, medida habitualmente por medio de un espectro-radiómetro, se expresa a través de un conjunto de puntos, en función de los valores de la longitud de onda bajo la cual son recogidos. Este hecho hace imposible el uso de la distribución espectral completa como una única entrada en los modelos de predicción del comportamiento eléctrico de módulos CPV.

Atendiendo al anterior razonamiento, existe una tendencia generalizada de búsqueda de un parámetro único que pueda dar una información cuantitativa de la influencia de la distribución espectral de la irradiancia en el comportamiento eléctrico de los módulos FV.

En este sentido, se define el índice de energía media del fotón (*APE*, [eV] del inglés *average photon energy*), como un único valor capaz de caracterizar la forma del espectro solar. Este índice resulta ser un buen indicador del contenido espectral en la radiación solar incidente [80,81]. A medida que aumenta el valor

de *APE*, la radiación correspondiente tiene una distribución espectral con mayor contenido en azul.

Este índice se calcula como el cociente entre la irradiancia incidente y la densidad del flujo de electrones total, a partir de la ecuación 2.1:

$$APE = \frac{\int_a^b (G/DNI)_\lambda(\lambda) d\lambda}{\int_a^b \phi(\lambda) d\lambda} \quad (2.1)$$

donde:

- $(G/DNI)_\lambda$ [$\text{Wm}^{-2} \cdot \text{nm}^{-1}$]: irradiancia espectral global o directa.
- ϕ [$\text{m}^{-2} \cdot \text{nm}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$]: densidad espectral del flujo de fotones. Definida como la ratio entre la irradiancia espectral y la energía del fotón a una determinada longitud de onda λ .
- a y b : límites inferior y superior, respectivamente, determinados por el rango espectral de medida del espectro-radiómetro usado.

Actualmente destacan los trabajos realizados por algunos autores en los que se analiza la influencia del índice *APE* en el comportamiento eléctrico de módulos de diferentes tecnologías FV [82-92], evidenciando una importante dependencia en el comportamiento de dichos módulos con la variación del índice *APE*.

Hasta la fecha de redacción de la presente Tesis Doctoral, solo existía un único trabajo en el cual se usaba el índice *APE* para describir la influencia de la distribución espectral en el comportamiento de módulos CPV [93].

Otra manera de obtener un parámetro único que defina la influencia del espectro solar en los módulos de tecnología CPV es por medio del Spectral Matching Ratio (*SMR*, [adimensional]). Para entender el índice *SMR*, y cómo se lleva a

cabo su cálculo, es necesario resaltar previamente el concepto de *mismatch espectral*.

Se define el *mismatch espectral* como la diferencia entre las fotocorrientes generadas por ambas uniones componentes de la célula solar MJ susceptibles de ser limitantes: *top* y *middle*. El estudio del *mismatch espectral* comprende el análisis de la discrepancia existente entre las intensidades generadas por cada una de estas uniones, y cómo esta discrepancia está relacionada con la diferente distribución espectral de la irradiancia incidente, afectando al comportamiento eléctrico del módulo CPV. Por tanto, el *mismatch espectral* representa las pérdidas de corriente que se originan en módulos CPV compuestos por células MJ, como consecuencia de que la corriente producida en cada una de las células MJ, se encuentra en cada momento limitada por la unión que genera la fotocorriente más baja.

Gracias al uso del espectro-heliómetro tribanda se podrá medir de manera independiente la corriente generada por cada una de las uniones, observado de esta forma la influencia del espectro solar cuando estas dos fotocorrientes no presentan el mismo valor. Esta medida se detallará más adelante en el capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral. El espectro-heliómetro tribanda o *células componentes calibradas* es un dispositivo de medida capaz de reproducir la respuesta espectral de cada una de las subcélulas que componen la célula solar MJ. De este modo, se usa para medir la DNI efectiva ($DNI_{\text{subcélula-i}}$, [W/m²]) que es recibida por cada una de dichas subcélulas, según la ecuación 2.2 [94]:

$$DNI_{\text{subcélula-i}} = \frac{I_{\text{SC,medida}}}{I_{\text{SC STC}}(1000 \text{ W/m}^2, \text{AM1.5D})} * 1000 \quad (2.2)$$

Donde $I_{\text{SC,medida}}$ [A] e $I_{\text{SC STC}}$ [A] son las corrientes de cortocircuito medidas y calibradas en condiciones STC, respectivamente, para cada una de las subcélulas.

De este modo, se define el índice *SMR* (referente a la distribución espectral AM1.5D) como el cociente entre las *DNI* efectivas recogidas por cada una de las dos uniones que limitan (*top* y *middle*) la corriente final generada por la célula solar MJ [95-98], y se calcula a partir de las ecuaciones 2.3 y 2.4:

$$SMR = \frac{I_{SC\ TOP, medida} / I_{SC\ MID, medida}}{I_{SC\ TOP\ STC} / I_{SC\ MID\ STC}} \quad (2.3)$$

Donde $I_{SC\ TOP, medida}$ [A] e $I_{SC\ MID, medida}$ [A] son las corrientes de cortocircuito medidas, siendo $I_{SC\ TOP\ STC}$ e $I_{SC\ MID\ STC}$ [A] las corrientes de cortocircuito en condiciones STC, para las uniones *top* y *middle*, respectivamente.

Por tanto:

$$SMR_{\frac{TOP-subcell}{MIDDLE-subcell}} = \frac{DNI_{TOP-subcélula}}{DNI_{MIDDLE-subcélula}} \quad (2.4)$$

Donde $DNI_{TOP-subcélula}$ [W/m²] y $DNI_{MIDDLE-subcélula}$ [W/m²] corresponden a la *DNI* efectiva recibida por las uniones *top* y *middle*, respectivamente. Atendiendo a la anterior ecuación, existen 3 posibilidades de funcionamiento diferentes:

- Si $SMR < 1$, el espectro solar incidente tiene una distribución con un mayor contenido espectral en longitudes de onda largas, es decir un mayor contenido espectral en rojo, que la distribución estándar (de aquí en adelante *distribución espectral rica en contenido rojo*), y por tanto la *DNI* efectiva en la unión *middle* es mayor que la registrada por la unión *top*, siendo esta última la subcélula limitante.
- Si $SMR > 1$, el espectro solar incidente tiene una distribución con un mayor contenido espectral en longitudes de onda cortas, es decir, un mayor contenido espectral en azul que la distribución estándar (de aquí en adelante *distribución espectral rica en contenido azul*), y por tanto la

DNI efectiva en la unión *top* es mayor que la registrada por la unión *middle*, siendo esta última la subcélula limitante.

- Si $SMR=1$, el espectro solar incidente tiene una distribución que coincide con la estándar AM1.5D, y por tanto los valores de *DNI* efectiva colectados individualmente por ambas uniones, *top* y *middle*, son iguales.

2.2.3. Temperatura ambiente T_{amb}

El comportamiento eléctrico de las células solares MJ que componen un módulo CPV viene influenciado por su propia temperatura, como se pone de manifiesto en los estudios encaminados a la obtención de los coeficientes de temperatura de los diferentes parámetros eléctricos de la célula en función del factor de concentración [99-102]. Es destacable la dependencia de los coeficientes de temperatura de la célula con otros parámetros adicionales, como son la distribución espectral y el ancho de banda prohibido [103,104]. A partir de dichos estudios se concluye que la temperatura de la célula MJ tiene un efecto negativo sobre su comportamiento eléctrico, principalmente propiciado por la disminución de la tensión de circuito abierto (V_{OC} , [V]) con el aumento de dicha temperatura. Esta dependencia es menos acusada a medida que se incrementa el factor de concentración y el ancho de banda prohibido de la célula en cuestión, y prácticamente constante e independiente del espectro incidente a una concentración de 1 sol. Este hecho beneficia a los sistemas futuros con altos factores de concentración. Del mismo modo, se concluye que la temperatura de la célula MJ tiene una influencia positiva leve en la I_{SC} generada por ésta. Algunos autores aseguran que esta dependencia es más acusada a medida que se incrementa el factor de concentración [105], y sin embargo en otros casos se enuncia que la influencia de la temperatura sobre la I_{SC} de la célula solar MJ disminuye a medida que aumenta la ratio de concentración [106]. No obstante, cuando se analiza el comportamiento del módulo (en lugar de la célula MJ), las conclusiones obtenidas pueden ser diferentes. Cuando se evalúa la influencia de

la temperatura de la célula MJ sobre la I_{SC} generada por el módulo CPV, el problema puede variar. Así, el aumento en la temperatura de la lente puede suponer un decremento en el comportamiento óptico de la misma, principalmente debido a dos efectos: primero, el índice de refracción de la lente varía con su temperatura; segundo, el aumento de temperatura puede dar lugar a una expansión térmica de la lente, haciendo que su superficie se deforme. De igual modo, se puede producir una expansión térmica lateral de los diferentes elementos componentes del módulo CPV, lo que ocasionará que las células solares MJ se desvíen de su posición óptima perpendicular al rayo solar, y por tanto, la I_{SC} generada sea menor [107].

El estudio de la influencia de la temperatura de las células componentes de un módulo CPV sobre el comportamiento eléctrico de dicho módulo no es una tarea sencilla, debido a la dificultad de acceso a dicha célula que impone la propia constitución del módulo en cuestión (célula solar MJ bajo el sistema óptico de concentración en el interior del módulo). Atendiendo a lo anterior, existen en la literatura diversos modelos que permiten estimar la temperatura del módulo CPV a través de la medida de diferentes parámetros eléctricos de su curva $V-I$ característica [108-110]. Sin embargo, para aplicar estos modelos es necesaria la previa obtención de varios parámetros que deben ser calculados mediante un simulador solar, coeficientes de regresión específicos para una localización concreta, o coeficientes de temperatura no siempre suministrados por el fabricante, lo que hace más complejo el problema de la estimación de la temperatura del módulo. Cuando se utiliza un simulador solar es posible estudiar la influencia de la temperatura del módulo CPV sobre su comportamiento eléctrico [107] bajo un nivel constante de irradiancia y distribución espectral incidente, evitando de este modo la influencia de estos parámetros sobre la temperatura del módulo.

Dada la naturaleza exterior de las medidas llevadas a cabo en la presente Tesis Doctoral, y teniendo en cuenta los razonamientos hasta ahora expuestos, se considera la influencia de la temperatura ambiente (T_{amb} , [°C]) -en lugar de temperatura de módulo- sobre el comportamiento eléctrico de módulos CPV trabajando bajo condiciones de sol real. Todo ello suponiendo que dicha T_{amb} tendrá una dependencia lineal sobre la temperatura del módulo [111]. Bajo este mismo razonamiento, el uso de la T_{amb} como parámetro de entrada en los modelos propuestos por otros autores para análisis *outdoor* [73-75,112], es una práctica extendida.

2.2.4. Velocidad del viento W_s

Desde la inclusión de la velocidad del viento (W_s , [m/s]) como una de las condiciones atmosféricas de partida que deben ser utilizadas para caracterizar la P_{max} entregada por un módulo CPV atendiendo al estándar ASTM E2527-09 [113], algunas investigaciones [74,75] han sido llevadas a cabo tomando en consideración la influencia de este parámetro ambiental sobre el comportamiento eléctrico de módulos CPV.

Los valores de W_s registrados pueden ejercer un doble efecto sobre el comportamiento del módulo CPV: por una parte, un efecto positivo de refrigeración [114] que viene propiciado por la disminución en su temperatura como consecuencia de un aumento en los valores de W_s , beneficiando el comportamiento eléctrico del módulo. Esta dependencia positiva será apreciable a partir del estudio de la V_{OC} entregada por el módulo CPV. Por otra parte, altos valores de W_s pueden provocar una desestabilización del sistema de seguimiento que sustenta al módulo y lo orienta en la posición del Sol [115], haciendo que éste se separe de su posición óptima perpendicular al rayo solar. Este hecho generaría pérdidas en la producción FV. Dicha dependencia negativa se hace visible a partir del estudio de la I_{SC} generada por el módulo y su dependencia con los valores de W_s registrados.

2.3. ESTADO DEL ARTE EN LA CARACTERIZACIÓN DEL COMPORTAMIENTO ELÉCTRICO DE SISTEMAS CPV

La caracterización del comportamiento eléctrico de un módulo o sistema CPV consiste en obtener su curva $V-I$ completa o la potencia entregada por ésta en su punto de máxima potencia (PMP), bajo unas condiciones meteorológicas concretas previamente determinadas.

Los trabajos existentes hasta la actualidad encaminados a obtener conocimiento acerca del funcionamiento de módulos CPV, o por ende, de las células MJ que forman dichos módulos, se pueden dividir en dos grandes grupos: por una parte, los trabajos basados en medidas “*indoor*” realizadas en un simulador solar, y por otra parte, los trabajos que consideran medidas “*outdoor*” a sol real, realizadas bajo condiciones externas.

La caracterización *indoor* es habitualmente usada en procesos de calibración de módulos, y consiste en medir su curva $V-I$ característica bajo unas determinadas condiciones que están controladas en todo momento [116]. Sin embargo, las medidas *indoor* no son capaces de reproducir fidedignamente las condiciones reales observadas en el comportamiento externo, como son la velocidad del viento, los problemas de desalineamiento, las posibles sombras, etc.

Es por ello que resulta de suma importancia disponer de un amplio conjunto de medidas reales de funcionamiento eléctrico y condiciones ambientales, de manera que se pueda estudiar y analizar las dependencias existentes entre ambas. Únicamente mediante el análisis de su comportamiento a sol real, se podrá predecir la operación de un sistema CPV a medio-largo plazo.

En esta sección se realizará una clasificación adicional que separará los métodos cuyo objetivo está basado en la caracterización de módulos o sistemas CPV a través de la obtención de su $P_{\max}$, de otros métodos que son capaces de predecir la curva $V-I$ completa de dichos módulos o sistemas CPV.

2.3.1. Obtención de potencia máxima

Los métodos que proponen la obtención de la $P_{\max}$ de un módulo o sistema CPV se dividen en 2 subgrupos: métodos de simulación, en los que se hace uso de simulaciones previas realizadas a través de software; y métodos experimentales, que proponen la obtención de unos coeficientes de operación extraídos a partir del análisis del funcionamiento real de los sistemas CPV estudiados.

2.3.1.1. Métodos implementados a través de simulación software

Inicialmente, destaca la implementación de un método de predicción de la energía anual generada por un sistema CPV basado en un modelo de simulación por ordenador, que utiliza como entradas tanto datos reales de funcionamiento como datos previamente estimados por el propio programa. Este modelo, desarrollado por Chan et al. [117], propone la estimación del comportamiento eléctrico de un módulo CPV a través de la medida de condiciones ambientales (T_{amb} , T_{C} , humedad relativa y aerosoles), la simulación del espectro solar a través del programa SMARTS[®], y la inclusión de las características físicas de las células solares MJ que componen el módulo CPV (eficiencia cuántica, resistencia parásita y parámetros de recombinación), como información de entrada al modelo.

En segundo lugar, YieldOPT [118] es el nombre usado para definir otro modelo de simulación por ordenador que ha sido recientemente propuesto para predecir la $P_{\max}$ instantánea y la producción eléctrica de diferentes módulos CPV trabajando bajo condiciones ambientales cualesquiera. Dicho modelo considera que el comportamiento real de un módulo CPV está influenciado por los siguientes factores:

- Distribución espectral de la irradiancia incidente sobre la superficie del módulo en cuestión. Dicha distribución es simulada por medio del programa SMARTS2[®].
- Modificaciones de la distribución espectral de la irradiancia causadas por la lente fresnel del módulo. La consideración de dichas modificaciones se lleva a cabo mediante el cálculo de la eficiencia óptica de la lente, teniendo en cuenta su temperatura.
- Corrientes de cortocircuito de cada una de las subcélulas a partir de su eficiencia cuántica externa.
- Curva característica $V-I$ de las células solares MJ que componen el módulo CPV. Dichas curvas se simulan por medio de un modelo implementado en SPICE[®].
- Interconexión eléctrica de las células para formar el módulo. La curva $V-I$ característica del módulo completo se obtiene sumando las tensiones y considerando la corriente de cada una de las células solares conectadas en serie. Si el módulo CPV está formado por la interconexión de células MJ en paralelo, se considerará la suma de las corrientes, y como tensión final se tendrá la tensión individual de cada una de las células.
- Alineamiento del módulo y sistema de seguimiento de manera perfectamente perpendicular al rayo solar. Dicho alineamiento queda definido a través del producto de la corriente de cortocircuito de las subcélulas y un factor derivado de una función del ángulo de aceptación. Dicha función describe la corriente generada por el módulo en función del alineamiento del sistema de seguimiento.
- Consideraciones adicionales como la no-homogeneidad de la luz o la consideración de que las curvas $V-I$ de cada una de las células componentes no sean idénticas, se enmarcan introduciendo un parámetro de ajuste, p , que actuará como factor multiplicador del valor de $P_{\max}$ calculado para el módulo CPV.

Dicho modelo YieldOPt se validó con 5 modelos de módulos CPV diferentes, obteniendo un valor de raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE, del inglés *root mean square error*) normalizado (en función de los valores de $P_{\max}$ máximos y mínimos medidos durante el periodo de tiempo considerado) por debajo del 4% para los valores de producción eléctrica calculados a lo largo de un año completo.

2.3.1.2. Métodos implementados a partir de medidas experimentales outdoor

En este apartado se van a describir ampliamente diferentes métodos analíticos (ecuaciones lineales múltiples, regresiones cuadráticas, ecuaciones de traslación) realizados a partir de medidas reales *outdoor*. Todos estos métodos han sido desarrollados con el objetivo común de estimar la $P_{\max}$ de un módulo o sistema CPV, en función de unas condiciones meteorológicas dadas. La clave que implica la importancia de estos métodos reside en que no están basados en simulaciones, sino que están creados a partir del análisis del funcionamiento a sol real de módulos CPV. Este mismo razonamiento puede conllevar variaciones de los métodos cuando son implementados en localizaciones diferentes a aquellas en las que se realizó el estudio. A continuación se pasa a detallar en profundidad cada uno de estos métodos.

La mayoría de los trabajos de modelado *outdoor* de la $P_{\max}$ entregada por un módulo CPV surgen a partir de la publicación del estándar americano por la Sociedad Americana para medida y materiales (ASTM, del inglés *American Society for Testing and Materials*), E-2527-06, para determinar el comportamiento eléctrico de un módulo o sistema CPV trabajando en condiciones reales externas. Este estándar propone una metodología que permite el cálculo de diferentes coeficientes de regresión que definen la dependencia de la $P_{\max}$ de un módulo CPV con respecto a tres variables ambientales: DNI , T_{amb} y W_s . Sin embargo, hay que resaltar que esta metodología no tiene en cuenta la influencia

de la distribución espectral de la *DNI* como factor influyente en el comportamiento de estos sistemas.

Desde ISFOC (Instituto de sistemas fotovoltaicos de concentración), se aplicó la metodología definida por el estándar ASTM calculando los coeficientes de regresión que componen la expresión lineal múltiple mostrada en la ecuación 2.5 [119]:

$$P_{\max} = DNI * (a_1 + a_2 * DNI + a_3 * T_{\text{amb}} + a_4 * W_S) \quad (2.5)$$

Una vez que se calculan dichos coeficientes de regresión, es posible obtener la $P_{\max}$ entregada por el módulo CPV bajo unas determinadas condiciones de medida. ISFOC definió estas condiciones como: *Standard concentrator reporting conditions*, con los siguientes valores:

- $DNI_0=850 \text{ W/m}^2$.
- $T_{\text{amb},0}=20 \text{ }^\circ\text{C}$.
- $W_{S,0}=4 \text{ m/s}$.

Los coeficientes de regresión fueron obtenidos a través de una función en Matlab[®], a partir de datos reales de operación del módulo durante 5 días, obteniendo un error de -2,93%. Se entiende dicho error como la diferencia en términos porcentuales entre la $P_{\max}$ entregada por el módulo CPV bajo condiciones STC según ISFOC (DNI de 850 W/m^2 , T_C de $60 \text{ }^\circ\text{C}$ y W_S inferior a $3,3 \text{ m/s}$), y la potencia nominal de dicho módulo bajo estas condiciones STC según su hoja de características. Los datos experimentales usados para implementar el anterior análisis son filtrados de manera que DNI sea mayor que 700 W/m^2 . Los autores de este trabajo no ofrecen información acerca del intervalo temporal en el que se lleva a cabo la experimentación y posterior comprobación de la fiabilidad del modelo. Únicamente se destaca que los resultados obtenidos son claramente dependientes de la cantidad de datos usados

para realizar la experimentación, y que los resultados óptimos se obtienen usando datos experimentales de 5 días. Se desconoce si estos 5 días están repartidos a lo largo del año, o si por el contrario, están concentrados en una misma estación.

El estándar ASTM es aplicado en un estudio realizado por el laboratorio nacional de energía renovable (NREL, del inglés *National Renewable Energy Laboratory*) [75] para contrastar su funcionamiento y viabilidad en su uso. Tras este análisis se concluye que existe una alta variabilidad en la estimación de la $P_{\max}$ de un modulo CPV a través de dicho estándar, precisamente porque no considera los efectos espectrales. Una de las causas de la no aceptación de este estándar a nivel internacional debe buscarse precisamente en este razonamiento.

En este contexto, y con el objetivo de búsqueda de otra variación alternativa a la regresión lineal múltiple propuesta por el ASTM, Peharz [108] introduce un modelo para obtener la $P_{\max}$ entregada por 4 modelos diferentes de módulos CPV. En este caso se aplica la expresión definida en la ecuación 2.6, calculando los coeficientes de regresión que definen la influencia de DNI , distribución espectral y temperatura del módulo:

$$P_{\max} = c_{DNI} * DNI + c_Z * Z + c_T * T_C + K \quad (2.6)$$

Siendo Z [adimensional] el factor espectral, que expresa la influencia del espectro solar en función de la diferencia entre las fotocorrientes generadas por 2 uniones componentes de la célula solar MJ, y T_C [°C] la temperatura del módulo previamente calculada por un modelo propuesto por los propios autores del trabajo. K representa una constante. Este modelo, y a diferencia de lo que propone el ASTM, no considera la influencia de W_S .

La ecuación lineal inicial propuesta por el modelo de Peharz fue modificada para uno de los módulos CPV analizados en el trabajo, tras observar un punto de inflexión en su eficiencia para un valor de $Z=0,015$. La expresión modificada quedó expresada según la ecuación 2.7.

$$P_{\max} = c_{DNI} * DNI + c_{ZZ} * Z^2 + c_Z * Z + c_T * T_C + K \quad (2.7)$$

Como puntos débiles de la anterior metodología es necesario destacar:

- ✓ A diferencia de lo que propone el ASTM, no tiene en cuenta la influencia de W_s .
- ✓ Se expresa de manera diferente en función del modelo de módulo CPV al que se aplique, debido a la necesidad de añadir un término cuadrático para expresar el punto de inflexión observado en el comportamiento de uno de los módulos testeados en función de Z , como se ha expuesto en la ecuación 2.7.

Esta metodología calcula valores absolutos para RMSE de 1,3 W, 1,2 W, 1,6 W y 0,6 W para los módulos 1, 2, 3 y 4, respectivamente.

Tomando esta vez como partida la expresión propuesta por Osterwald, recientemente se ha publicado un trabajo en el cual los autores proponen un modelo para estimar la $P_{\max}$ entregada por módulos HCPV trabajando bajo diferentes condiciones atmosféricas [120]. En este modelo, la $P_{\max}$ es expresada como función de los siguientes parámetros ambientales:

$$P_{\max} = f[DNI, T_{\text{amb}}, AM] \quad (2.8)$$

La masa del aire (AM, del inglés *air mass*) se considera en este estudio como una aproximación al espectro solar, y usado por tanto para definir su influencia. Por otra parte, y al igual que ocurría en la metodología descrita anteriormente, no se considera la influencia de W_s para el cálculo de la $P_{\max}$ entregada por los módulos HCPV. Este modelo propone dos ecuaciones diferentes para predecir el comportamiento eléctrico de los módulos, en función del valor de AM registrado:

✓ Cuando $AM \leq 2$, se demuestra que no existe influencia de AM sobre la $P_{\max}$ registrada por los módulos HCPV analizados, por lo tanto la expresión que define el modelo se expresa según la ecuación 2.9:

$$P_{\max} = \frac{P^*}{DNI^*} * DNI * (1 - \delta(T_{\text{amb}} - T_{\text{amb}}^*)) \quad (2.9)$$

Siendo: P^* el valor de la $P_{\max}$ calibrada por los autores para $DNI=900 \text{ W/m}^2$, $T_{\text{amb}}=20 \text{ °C}$, $AM=1.5$ y valores de W_s por debajo de 1 m/s . Se considera DNI^* y T_{amb}^* como la DNI y T_{amb} en las condiciones de referencia, siendo $\delta \text{ [°/°C]}$ el coeficiente que define el impacto de la T_{amb} en la $P_{\max}$.

✓ De otro modo, cuando $AM > 2$, se incluye una corrección lineal en la ecuación, para considerar el efecto del espectro solar, según se muestra en la ecuación 2.10:

$$P_{\max} = \frac{P^*}{DNI^*} * DNI * (1 - \delta(T_{\text{amb}} - T_{\text{amb}}^*)) * (1 - \varepsilon(AM - AM_2)) \quad (2.10)$$

Siendo $\varepsilon \text{ [%]}$ el coeficiente que define la influencia de AM en la $P_{\max}$ y AM_2 el valor de la masa de aire a partir del cual dicho parámetro comienza a influir en la $P_{\max}$ entregada por los módulos.

A partir del análisis de las expresiones de regresión lineal propuestas, se obtienen experimentalmente los valores de δ y ε para los dos modelos de módulos HCPV estudiados. Tras la comparación entre los valores reales de $P_{\max}$ y los predichos por el modelo propuesto, se obtienen valores de RMSE de 3,38% y 3,48% para los módulos A y B, respectivamente.

Como puntos débiles a este modelo cabría señalar la caracterización aproximada del efecto de la distribución espectral a través de la medida de la variable AM , así como la no inclusión de W_s como condición atmosférica influyente.

En el trabajo [121] se presenta un modelo para corregir la $P_{\max}$ entregada por un sistema CPV a unas condiciones atmosféricas consideradas como STC. Para desarrollar este modelo, se propone una expresión lineal en la que se calcula la $P_{\max}$ del sistema CPV como el producto de su $P_{\max}$ en condiciones STC y una serie de factores de corrección que expresan la influencia de los siguientes parámetros: DNI , T_c , AM , turbidez, agua precipitable (PW , del inglés *precipitable water*), y espesor óptico del ozono. A pesar de la fiabilidad sugerida por el modelo debido a la utilización de múltiples variables atmosféricas como entradas al mismo, según los propios autores de este método, se requiere trabajo futuro en la estimación del coeficiente de corrección relativo a la medida de la DNI . Hasta el momento, el método únicamente puede ser usado cuando la ratio DNI/GNI (considerando GNI [W/m^2] como irradiancia normal global, del inglés *global normal irradiance*) sea mayor que 0,8.

Hasta la fecha de redacción de la presente Tesis Doctoral, el último modelo presentado para la estimación de la $P_{\max}$ en corriente alterna (AC) generada por un sistema CPV conectado a red [122], considera la influencia de 4 factores principales: DNI , T_{amb} , W_s , y masa de aire corregida en presión ($PCAM$, del inglés *pressure-corrected air mass*). Los valores de T_{amb} y W_s registrados son usados para la obtención de la temperatura del módulo CPV a través de la ecuación 2.11:

$$T_c = T_{amb} + \frac{DNI}{U_o + (U_1 * W_s)} \quad (2.11)$$

Donde U_o y U_1 [$W \cdot m^{-2} \cdot K^{-2}$] son coeficientes de pérdida de calor determinados experimentalmente en función de los valores de W_s registrados. Para el cálculo de dichos coeficientes solo se utilizaron datos registrados en días claros.

Como ya se ha introducido, este trabajo caracteriza la influencia del espectro a partir de $PCAM$. De este modo, se calcula la dependencia de la eficiencia relativa

de la célula solar MJ con respecto a $PCAM$ a partir de la expresión definida en la ecuación 2.12:

$$\eta(PCAM) = \frac{1}{1 + \mu_o * (PCAM - \mu_1)^2} \quad (2.12)$$

Donde μ_1 [adimensional] se corresponde con el valor de $PCAM$ para el cual la célula solar alcanza su eficiencia relativa máxima, y μ_o [adimensional] es un factor de escala global que expresa la dependencia con el AM. Ambos coeficientes son determinados experimentalmente, sin embargo, este parámetro $PCAM$ es útil únicamente para caracterizar el espectro solar para condiciones de cielo despejado.

Finalmente se propone una expresión (ecuación 2.13) que permite calcular la P_{max} media horaria en AC de sistemas CPV conectados a red:

$$P_{max,AC}(DNI, T_C, PCAM) = P_{max,AC,SIT} * \left(\frac{DNI}{1000} \right) * [1 + \gamma * (T_C - 25)] * \eta(PCAM) \quad (2.13)$$

Donde $P_{max,AC,SIT}$ [W] es la potencia máxima del sistema en condiciones STC de DNI y T_C , y γ [K^{-1}] es el coeficiente de temperatura del sistema completo. Ambos son experimentalmente calculados a partir de datos reales de funcionamiento del sistema. Es necesario considerar que dicha fórmula asume que la dependencia del comportamiento eléctrico del sistema CPV completo con la temperatura va a ser igual que aquella presentada por una célula solar individualmente. Bajo condiciones de T_{amb} más extremas que las registradas en el análisis expuesto, la influencia de dicha T_{amb} en la lente fresnel invalidaría el modelo propuesto.

Las predicciones realizadas con este modelo fueron comparadas con los datos reales medidos con una periodicidad de una hora entre medidas sucesivas, para

un sistema CPV real situado en una localización desértica, observando un valor de RMSE medio de aproximadamente 5%. Sería necesario comparar dichos resultados con los obtenidos para otras localizaciones con valores de DNI más bajos.

Como puntos débiles al anterior modelo destacan la complejidad en el cálculo y dificultad de obtención de los coeficientes experimentales utilizados. Del mismo modo, el efecto de W_s es incluido para el cálculo de la T_C , pero no se considera como parámetro influyente en el cálculo de la P_{max} media horaria.

Adicionalmente, es importante destacar el uso de técnicas basadas en redes neuronales artificiales (ANN), para obtener la P_{max} entregada por módulos CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas. En este sentido, solo existen hasta la fecha dos trabajos recientemente publicados. En [123] se usa un modelo basado en redes neuronales artificiales (ANN, del inglés *artificial neural networks*) compuesto por 5 neuronas en la capa de entrada, referentes a las siguientes condiciones atmosféricas: DNI , AM , PW , T_{amb} y W_s , obteniendo la P_{max} de un módulo HCPV con un valor de RMSE de 3,29% para el subconjunto de datos de validación. Bajo esta misma filosofía, en [124] se propone el uso de un algoritmo basado en ANN para la obtención de la P_{max} de un módulo CPV, introduciendo DNI , APE , T_{amb} y W_s como entradas al modelo, y obteniendo un valor de RMSE de 3,93%.

2.3.2. Obtención de la curva V-I completa

El análisis de la curva $V-I$ de un módulo FV es la manera más generalizada y aceptada de obtener información acerca del comportamiento eléctrico presentado por el citado módulo, bajo unas condiciones de medida determinadas. En el caso de la tecnología FV de módulo plano existen modelos que permiten transformar la curva $V-I$ de un módulo FV, dada por los fabricantes bajo unas condiciones STC de medida, a otras condiciones de G y T_C diferentes. Algunos de estos

procedimientos han sido ampliamente usados durante mucho tiempo, y fueron publicados en el estándar IEC 60891 [125]. El método de interpolación bilinear [126] propone modificaciones que mejoran los anteriores métodos, y ha sido aplicado a varias tecnologías de módulos FV convencionales, presentando un comportamiento muy preciso.

En una publicación de ISFOC se propone la aplicación de una metodología [127] para trasladar la curva $V-I$ completa de un sistema CPV a unas condiciones determinadas de DNI y T_C , a partir del uso de diferentes ecuaciones basadas en el modelo de Shockley.

Sin embargo, y a pesar de que la curva $V-I$ de un módulo CPV se ve afectada por la distribución espectral de la irradiancia incidente (debido al uso de células solares MJ en la mayoría de los casos), ninguno de los métodos previamente mencionados tienen en cuenta la influencia de esta variable espectral.

Atendiendo a lo anterior, algunos autores proponen el uso de métodos más complejos basados en el circuito equivalente que define la célula solar MJ. En este sentido, recientemente se han desarrollado modelos [79,128] que permiten trasladar las curvas $V-I$ entregadas por las células solares MJ a partir de la medida de la DNI , distribución espectral y T_C .

Es necesario resaltar que no existen hasta la fecha trabajos basados en medidas experimentales a sol real que propongan un modelo de estimación de la curva $V-I$ real entregada por un módulo (completo) CPV en el que se considere la influencia de la distribución espectral como un parámetro influyente de entrada a dicho modelo.

2.4. CONCLUSIONES

A lo largo de este capítulo se han descrito y analizado detalladamente diferentes métodos existentes en la literatura para caracterizar el comportamiento eléctrico

de módulos y sistemas CPV a través de la obtención de su $P_{\max}$ o su curva $V-I$ característica, mediante diversas técnicas.

Adicionalmente, y tras la realización de un estudio bibliográfico exhaustivo, se concluye que las principales condiciones ambientales influyentes en el comportamiento eléctrico de un módulo CPV son:

- DNI .
- T_{amb} .
- W_s .
- Distribución espectral de la irradiancia incidente.

DNI , T_{amb} y W_s , son variables ambientales cuyo registro y análisis puede realizarse con relativa sencillez a través del equipamiento de medida correspondiente. No obstante, la medida de la distribución espectral de la irradiancia se expresa como un conjunto de puntos, correspondientes al valor de irradiancia por cada valor de longitud de onda considerado. Debido a la dificultad asociada al análisis de dicho conjunto de datos, resulta interesante disponer de un parámetro único, que pueda caracterizar la forma del espectro incidente en cada momento. En este sentido, se analiza y caracteriza la influencia de la distribución espectral a través de dos índices principales: SMR y APE .

De acuerdo a los métodos de estimación de $P_{\max}$ analizados, es necesario señalar que ninguno de ellos tiene en cuenta el total de variables ambientales consideradas como influyentes a lo largo de la presente Tesis Doctoral, y que han sido descritas en detalle en el apartado 2.2 de este capítulo. Por otra parte, no existe hasta la fecha ningún método que permita estimar la curva $V-I$ característica completa de un módulo CPV trabajando en condiciones reales externas.

CAPÍTULO 3

Justificación, objetivos y metodología

3.1. JUSTIFICACIÓN

La tecnología CPV, como se ha argumentado a lo largo del capítulo 1, es una tecnología relativamente nueva que se encuentra aún en una etapa inicial de desarrollo y comercialización. En este sentido, y a lo largo de los últimos años, destacan los esfuerzos realizados a nivel de investigación encaminados a la consecución de un objetivo definido: que la tecnología CPV se posicione como una alternativa viable a nivel de mercado, propiciando su desarrollo comercial.

Para alcanzar ese objetivo, y como condición indispensable para la evolución de la tecnología CPV, es imprescindible adquirir un conocimiento previo sobre el comportamiento eléctrico real que presentan los sistemas CPV trabajando bajo unas condiciones ambientales determinadas. Para ello, se debe disponer de una extensa base de datos con medidas experimentales para analizar los parámetros

eléctricos registrados por los módulos CPV bajo unas condiciones ambientales reales, y así establecer relaciones de dependencia entre ellos.

A partir de las conclusiones expuestas en el capítulo 2, se justifica el análisis de la influencia de DNI , T_{amb} , W_s y distribución espectral de la irradiancia, como principales condiciones ambientales influyentes en el comportamiento eléctrico de los módulos CPV. Del mismo modo, y como se ha argumentado en dicho capítulo, la distribución espectral de la irradiancia incidente puede caracterizarse a través del cálculo de dos índices, SMR y APE .

En el capítulo 2 se han mostrado y descrito diferentes métodos para estimar la P_{max} de módulos o sistemas CPV a través de simulaciones o mediante el cálculo de diferentes coeficientes experimentales. Sin embargo, no existe ninguna metodología obtenida a través de análisis experimental que tenga en cuenta todos los parámetros ambientales previamente definidos como influyentes. Por ello, se ha considerado necesario proponer e implementar modelos que estimen la P_{max} entregada por módulos CPV como función de dichas variables ambientales.

A pesar de que la principal manera que tenemos de conocer el comportamiento eléctrico presentado por un módulo CPV es a través de la potencia entregada por éste en su PMP, en algunas ocasiones o en análisis más exhaustivos, resulta imprescindible conocer su curva $V-I$ completa registrada bajo unas condiciones ambientales específicas. En esta dirección, destaca la importancia estratégica de la obtención de la curva $V-I$ de un módulo o sistema CPV como medida de alerta frente a anomalías en el funcionamiento de la propia instalación, como son los problemas de sombreado, *mismatch* entre células componentes de un módulo, fallos en el sistema de seguimiento solar, etc.

Resulta necesario destacar que hasta la fecha de redacción de la presente Tesis Doctoral, no se ha encontrado ninguna metodología específicamente desarrollada para obtener la curva $V-I$ característica de un módulo CPV trabajando en

condiciones externas. Atendiendo a lo anterior, basándonos en la experiencia previa del grupo de investigación IDEA en los últimos años y en los conocimientos adquiridos tras la colaboración con el *Centre for Computational Intelligence* (CCI) de la Universidad de De Montfort (Leicester, Reino Unido), se ha creído conveniente trabajar en modelos basados en ANN para la predicción de la curva $V-I$ de módulos CPV.

Como conclusión, y a la vista de la situación actual en la que se encuentra la tecnología CPV, el desarrollo de herramientas de predicción resultaría de primordial importancia para propiciar la evolución de este sector emergente. Una correcta predictibilidad del comportamiento de una tecnología relativamente nueva sería el camino para convertir dicha tecnología en una alternativa viable a nivel de mercado.

3.2. OBJETIVOS

Para responder a la carencia de metodologías enunciada en el epígrafe anterior, el objetivo fundamental de la Tesis Doctoral consiste en profundizar en el estudio y análisis del comportamiento eléctrico de diferentes modelos comerciales de módulos CPV, caracterizando y modelando su funcionamiento en exterior y su dependencia con las principales condiciones atmosféricas.

En esta Tesis Doctoral se proponen modelos de predicción de la $P_{\max}$ y la curva $V-I$ característica entregada por módulos CPV. Dichos modelos están desarrollados a partir del análisis de módulos CPV trabajando en exterior, así como la influencia ejercida por las condiciones atmosféricas sobre su funcionamiento real. Los modelos presentan la suficiente precisión y a la vez sencillez para poder ser aplicados en la caracterización eléctrica de sistemas CPV, extrapolando sus resultados a estimaciones energéticas de grandes plantas CPV.

3.3. METODOLOGÍA

Para alcanzar los objetivos enunciados en el epígrafe anterior, se ha creído conveniente realizar la siguiente metodología:

Inicialmente, se ha desarrollado un proceso de documentación y estudio bibliográfico que permite conocer los principales parámetros atmosféricos que van a influir sobre el comportamiento eléctrico en exterior de módulos CPV compuestos por células solares MJ. Tras este exhaustivo análisis, se impondrá la necesidad de medida de las siguientes variables ambientales:

- *DNI*.
- Distribución espectral de la irradiancia incidente, través de dos índices: *SMR* y *APE*.
- T_{amb} .
- W_S .

Una vez conocidas las variables atmosféricas cuya influencia debe ser analizada, se va a diseñar, desarrollar y poner en funcionamiento un sistema automatizado de medida y control, que permitirá la obtención de la curva *V-I* completa de módulos CPV y las correspondientes condiciones meteorológicas bajo las cuales se recogen dichas curvas *V-I*. La importancia en el diseño de dicho sistema de medida radica en la necesidad de obtención de los parámetros eléctricos registrados por los módulos CPV a la vez que se miden las condiciones ambientales, caracterizando la influencia ejercida y obteniendo así modelos de predicción ajustados.

Para el estudio de la influencia de las variables medioambientales descritas sobre los módulos CPV en estudio y posterior modelado de su comportamiento eléctrico, se ha realizado una campaña experimental de más de 2 años de duración, desde Julio de 2011 hasta Enero de 2014. En dicha campaña experimental se han testeado secuencialmente diferentes modelos comerciales de

módulos CPV. Las medidas experimentales han sido tomadas en la terraza de la Escuela Politécnica Superior, con un intervalo temporal de 5 minutos entre medidas consecutivas. Esto va a permitir que se disponga de una base de datos representativa para la obtención de diferentes modelos que evaluarán el comportamiento eléctrico en exterior de módulos CPV bajo un amplio rango de variables atmosféricas, que serán consideradas como parámetros de entrada a los modelos implementados.

Conforme se vayan registrando y procesando los datos a lo largo de la campaña experimental, se propondrán varios métodos de modelado desarrollados a través de diferentes técnicas. Los métodos de modelado se van a dividir en dos grandes grupos atendiendo al resultado de simulación obtenido:

- a) Desarrollo e implementación de modelos para obtención de la $P_{\max}$ de módulos CPV:
 - i. Modelo para la estimación de la $P_{\max}$ de módulos CPV a partir del análisis experimental previo de la influencia de DNI , SMR , T_{amb} y W_s sobre la I_{SC} , V_{OC} y $P_{\max}$ de un módulo CPV, cuyas características constructivas coincidan con aquellas de los modelos comerciales de módulos CPV más extendidos a nivel de mercado.
 - ii. Modelo de regresión lineal múltiple implementado en colaboración con el Grupo de Investigación de Sistemas Inteligentes y Minería de datos (SIMiDat) del departamento de Informática de la Universidad de Jaén. Tomando como base el estándar ASTM E2527-06, y modificándolo para incluir la influencia de la distribución espectral, se va a proponer un modelo basado en el uso de ecuaciones de regresión lineal múltiple, en el

que a partir de la adición de diferentes sumandos que representan la influencia de cada una de las variables ambientales consideradas (DNI , T_{amb} , W_s y SMR/APE), se obtenga el valor de la P_{max} de módulos CPV.

El modelo propuesto estará basado en ecuaciones de regresión lineal múltiple en las que cada una de las variables ambientales irá multiplicada por un coeficiente de regresión previamente obtenido experimentalmente para tres modelos de módulos CPV a través de un algoritmo basado en evolución diferencial (DE, del inglés *differential evolution*).

- b) Desarrollo e implementación de modelos basados en ANN para obtención de la curva $V-I$ característica de módulos CPV. Dichos modelos de predicción obtendrán todos sus puntos, a través del uso de ANN, concretamente, mediante la implementación de modelos basados en perceptrón multicapa (MLP, del inglés *multilayer perceptron*). La red neuronal tomará las variables atmosféricas (DNI , APE , T_{amb} y W_s) como entradas, y devolverá la representación gráfica de los valores *tensión-intensidad* del módulo, mediante coordenadas Cartesianas o coordenadas polares.

CAPÍTULO 4

Diseño del sistema de medida y campaña experimental

4.1. INTRODUCCIÓN

El presente capítulo está dividido en dos grandes partes. Inicialmente se ofrece una descripción detallada del sistema de medida diseñado e implementado para llevar a cabo la campaña experimental que permitirá posteriormente analizar el comportamiento eléctrico a sol real de los módulos CPV considerados. En segundo lugar, se describe en profundidad dicha campaña experimental de medida, exponiendo mediante representaciones gráficas, las condiciones ambientales características de la localización donde se llevan a cabo las medidas. Finalmente, se exponen los parámetros técnicos y eléctricos de los módulos CPV que serán estudiados a lo largo de la presente Tesis Doctoral, así como el sistema de seguimiento necesario para la sujeción y orientación de dichos módulos.

4.2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA

4.2.1. *Introducción general al sistema de medida*

Para llevar a cabo la campaña experimental, se ha diseñado, desarrollado e implementado un sistema automatizado de medida. Dicho sistema permite la medida periódica (cada intervalo de tiempo definido previamente por el usuario) de los parámetros eléctricos entregados por hasta 4 módulos FV, registrándose a su vez las condiciones atmosféricas que van a influir en el comportamiento eléctrico de dichos módulos FV sometidos a estudio. Anteriormente al diseño del nuevo sistema automatizado, el registro de los parámetros eléctricos de los módulos FV analizados se realizaba de manera puntual mediante trazadores de curvas que no permitían la medida secuencial de las características eléctricas de varios módulos a la vez, ni la medida continuada a lo largo de un periodo de tiempo prefijado. Además, con el sistema propuesto resulta más fácil la incorporación de nuevos equipos de medida o sensores, dependiendo de las necesidades de cada momento o de la campaña experimental en cuestión: medida de la irradiancia, distribución espectral, viento, humedad, presión relativa, etc. El sistema automatizado de medida que se va a describir en este capítulo se ha convertido en una herramienta muy útil para la realización de diferentes trabajos de investigación que requieren del registro de numerosas medidas de funcionamiento de módulos FV (productividad, influencia de condiciones atmosféricas, degradación, problemas de sombreadamiento, etc.), a lo largo de un periodo de tiempo relativamente extenso.

Por tanto, el sistema automatizado de medida se compone de 3 grandes bloques (figura 4.1): medida de los parámetros eléctricos, medida de las condiciones atmosféricas, control y almacenamiento de datos.



Figura 4.1: Diagrama de bloques resumido del sistema automatizado de medida.

Las variables registradas por el sistema (parámetros eléctricos y condiciones atmosféricas), junto con la información temporal en la cual se registran dichas condiciones se muestran en la tabla 4.1. En dicha tabla se especifican todas las condiciones atmosféricas susceptibles de ser recogidas por el sistema. Sin embargo, es necesario considerar que no todas ellas serán utilizadas en los trabajos de modelización del comportamiento eléctrico de módulos CPV recogidos en la presente Tesis Doctoral.

Se debe considerar que los parámetros eléctricos registrados por el sistema automatizado de medida están basados en la adquisición de todos los pares de valores *tensión-intensidad* de la curva característica de cada uno de los módulos FV testeados. A partir de estos datos se obtienen los valores extremos, V_{OC} e I_{SC} , así como el valor de P_{max} , para cada una de las curvas $V-I$ medidas.

Tabla 4.1: Listado de variables registradas por el sistema automatizado de medida.

TIEMPO	Día, mes, año.	aaaa/mm/dd
	Hora, minuto, segundo.	hh/mm/ss
ELÉCTRICAS	<i>Tensión</i>	V
	<i>Intensidad</i>	A
ATMOSFÉRICAS	<i>G horizontal</i>	W/m^2
	<i>GNI</i>	W/m^2
	<i>DNI</i>	W/m^2
	<i>Distribución espectral</i>	$W/(m^2 \cdot \mu m)$
	T_C	$^{\circ}C$
	W_s	m/s
	<i>Dirección viento</i>	$^{\circ}$
	<i>Humedad relativa</i>	%
	T_{amb}	$^{\circ}C$
	<i>Presión atmosférica</i>	mbar
	$DNI_{TOP-subcélula}$	W/m^2
	$DNI_{MIDDLE-subcélula}$	W/m^2
	$DNI_{BOTTOM-subcélula}$	W/m^2

4.2.2. Control del sistema de medida

El sistema automatizado de medida está controlado en su totalidad por una aplicación programada en LabVIEW[®], que gestiona la comunicación con el equipamiento encargado de la medida de la curva $V-I$ de cada uno de los módulos FV, así como con los equipos de medida de los parámetros atmosféricos, y el resto de dispositivos que forman parte del citado sistema. El procedimiento implementado en cada medida está basado en una serie de acciones secuenciales, que se representan en el diagrama esquematizado mostrado en la figura 4.2. El diagrama de flujo completo con información complementaria más detallada se muestra en la sección A1.1.1 del anexo 1.

Inicialmente, y antes de comenzar la medida, el usuario tiene la posibilidad de controlar y configurar diferentes opciones de usuario. De aquí en adelante se

nombrará este paso del proceso como: *configuración de condiciones iniciales*. La información de este paso está explicada en detalle en la sección A1.1.1 del anexo 1.

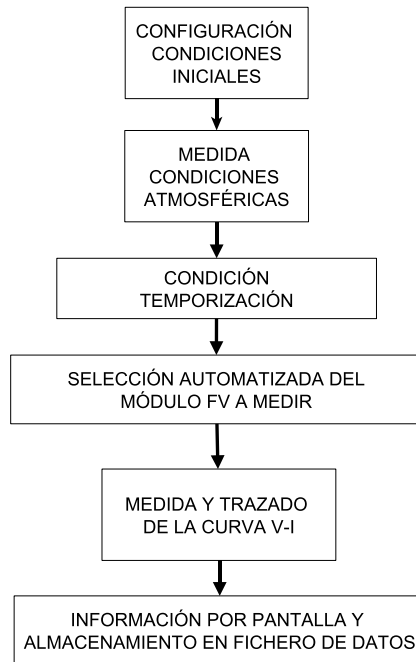


Figura 4.2: Diagrama esquematizado del procedimiento de adquisición de datos y control que realiza el sistema automatizado de medida.

Si se satisfacen las condiciones iniciales, se procede al registro de la distribución espectral de la irradiancia incidente a través del espectro-radiómetro. Dicho espectro-radiómetro se comunica con el PC a través de adaptador RS485-RS232.

Una vez medida la distribución espectral incidente, comienza un proceso iterativo que se repetirá un número determinado de veces en función de la cantidad de módulos FV a medir. Esta opción ha sido previamente seleccionada por el usuario en la configuración de condiciones iniciales del programa. Por defecto se supone la medida de 4 módulos FV.

El primer paso en el proceso iterativo implementado para cada uno de los módulos FV analizados, consiste en el registro de las condiciones atmosféricas. Estas medidas se realizan a través de un piranómetro, un pirheliómetro, un espectro-heliómetro y una estación meteorológica, todos ellos conectados al datalogger AGILENT® 34970A a través de dos tarjetas de adquisición AGILENT® 34901A (figura 4.3) (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2), y éste a su vez al PC a través de GPIB. El equipamiento de medida de las condiciones atmosféricas será descrito en profundidad más adelante en la sección 4.2.3.

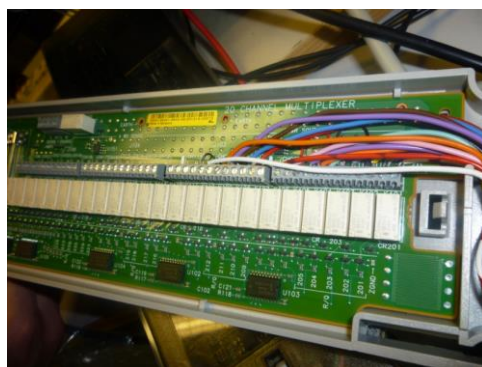


Figura 4.3: Tarjeta de adquisición AGILENT® 34901A para registro de condiciones meteorológicas.

Tras la medida de las condiciones atmosféricas se introduce un nuevo condicionante, de aquí en adelante *condición de temporización*, en el proceso de medida, en el cual se compara la *GNI* medida en el proceso iterativo repetido para cada uno de los módulos FV, con la irradiancia de filtro (G_p , [W/m^2]), registrada al inicio del proceso. La información detallada acerca de dicha *condición de temporización* está descrita en la sección A1.1.1 del anexo 1.

Una vez cumplida la *condición de temporización*, el paso siguiente consistirá en la selección automatizada de los módulos FV a medir, de manera que se registren los parámetros eléctricos de cada uno de ellos siguiendo un orden secuencial, a

partir de la multiplexación de los mismos. Gracias a la función de multiplexación, cada uno de los módulos FV puede ser seleccionado automáticamente o medido secuencialmente. La medida individual e independiente de cada uno de los módulos FV permite reducir los requerimientos de cableado del sistema, de manera que estos son divididos entre el número de módulos utilizados. De esta forma, la logística del sistema completo resulta mucho más sencilla. La figura 4.4 resume gráficamente el comportamiento global del sistema automatizado de medida descrito.

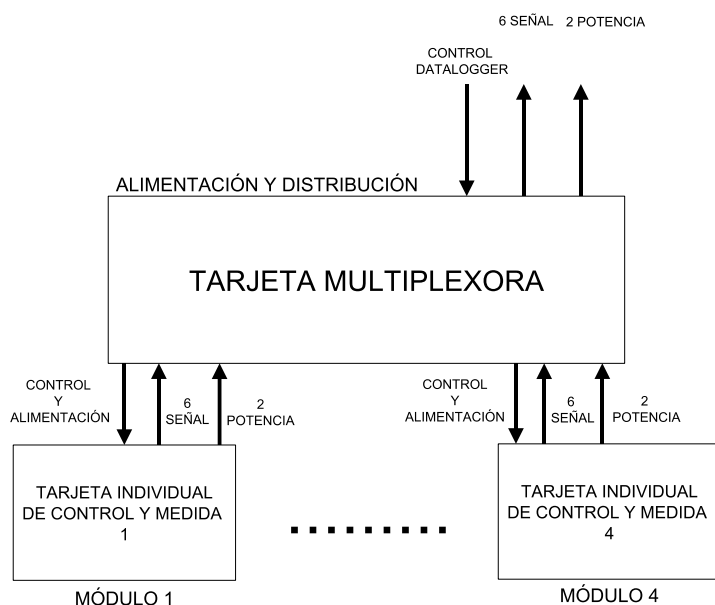


Figura 4.4: Esquema eléctrico general del sistema automatizado de medida.

En la parte superior de la figura 4.4 se muestra la tarjeta multiplexora, que recibe la alimentación a través de una fuente de tensión AGILENT® E3631A a 12V, así como las entradas de control del datalogger para la selección secuencial de los módulos FV a medir. Dicha tarjeta multiplexora será la encargada de cerrar el circuito del módulo FV correspondiente de manera que pueda ser medido. El proceso de multiplexación comienza activando el contactor del módulo en

cuestión y desactivando los del resto de módulos a través de la selección del bit de control correspondiente en la tarjeta digital AGILENT® 34907A (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2). La aplicación desarrollada en LabVIEW® mandará una orden al datalogger para que éste genere una señal de control de 5V. Dicha señal será recibida por la tarjeta multiplexora, que se encargará de seleccionar el módulo FV correspondiente, comenzando a partir de este momento la medida de sus parámetros eléctricos y de su temperatura. La tarjeta multiplexora fue diseñada ex profeso por el grupo de investigación IDEA, quedando alojada en la caja de control colocada a su vez en la parte trasera de la estructura del seguidor solar que soporta los módulos CPV.

A medida que se van cerrando los circuitos de cada uno de los módulos FV, a través de tarjetas individuales de control y medida (mostradas en la parte inferior del esquema representado en la figura 4.4), la señal se devuelve al sistema de medida a través de 6 cables de señal (medida a 4 hilos de T_C a través de PT100, y terminales positivo y negativo del módulo FV en cuestión) junto a 2 cables de potencia, a través de los cuales se medirá la corriente del módulo FV en los terminales de una resistencia Shunt 10A-150mV KAINOS® de clase 0,5 dispuesta a este propósito. A partir de la configuración implementada mostrada en la figura 4.4, varios módulos FV pueden ser seleccionados y medidos de manera secuencial en un corto espacio de tiempo. Los esquemas eléctricos y fotografías reales de la tarjeta multiplexora así como las tarjetas individuales de control y medida se muestran en las secciones A1.1.2 y en la sección A1.1.3 del anexo 1, respectivamente.

Una vez cerrado el circuito correspondiente al módulo FV que se desea medir, se configuran los multímetros en modo de disparo externo. Se dispone de dos multímetros digitales AGILENT® 34411A, uno de ellos para la medida de la tensión (en la terraza, en los terminales del módulo FV), y otro para la medida de la corriente (medida de caída de tensión en los extremos de una shunt dispuesta

en el laboratorio a este propósito). A continuación, se manda una orden al datalogger para la generación de un trigger externo a 5V. Este trigger hará que los multímetros comiencen a medir en el mismo instante de tiempo (en sincronismo), permitiendo que los pares de valores *tensión-intensidad* sean obtenidos simultáneamente. Los datos son almacenados en la memoria interna de ambos multímetros, y son posteriormente descargados mediante la comunicación con el PC a través de puerto GPIB.

A partir del momento en el cual los multímetros comienzan a medir tensión e intensidad en sincronismo, se manda una orden al trazador de curvas PVE® 1000C40 para que proceda a trazar la curva *V-I* del módulo FV. El programa es capaz de adaptar la velocidad de medida de los multímetros teniendo en cuenta las características eléctricas de los módulos FV en estudio, y las variables meteorológicas medidas. El trazador de curvas estará directamente conectado al PC a través de conexión RS232.

Tras recoger los pares de valores *V-I* que definen la curva característica del módulo FV, se descargan los datos medidos, y se limpia la memoria interna de almacenamiento de ambos multímetros. A continuación se desactiva el contactor del módulo actual, y se activa el del módulo siguiente hasta repetir el proceso completo para el total de módulos FV que se deseen medir. Una vez finalizado dicho bucle se representarán las curvas *V-I* de los módulos FV por pantalla.

En la figura 4.5, se presenta la pantalla principal de la interfaz gráfica del sistema automatizado de medida. En ella se aprecian dos partes bien diferenciadas: la primera de ellas, en la parte izquierda de la figura 4.5, muestra la curva *V-I* de cada uno de los módulos FV en estudio. La segunda, en la parte derecha de la figura 4.5, muestra algunas condiciones atmosféricas medidas así como la configuración de condiciones iniciales implementadas. El resto de condiciones atmosféricas se muestran en pantallas auxiliares.

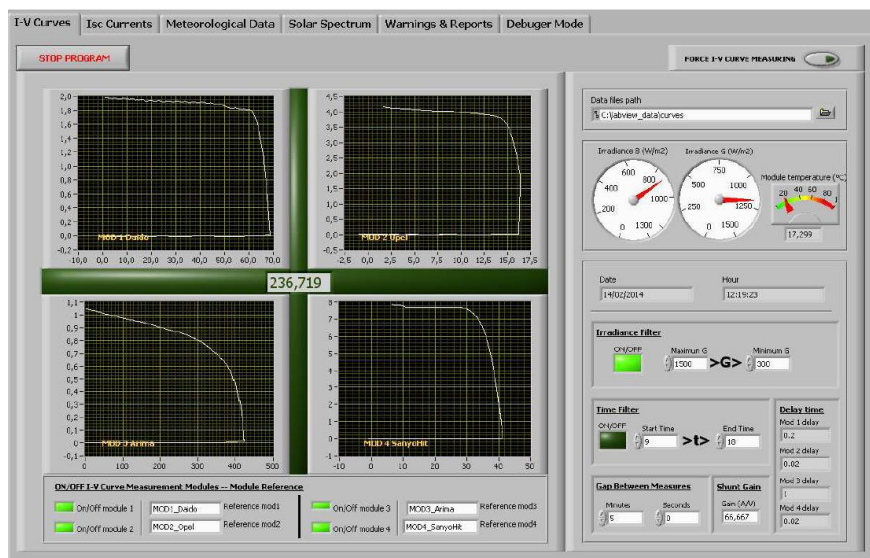


Figura 4.5: Interfaz gráfica del sistema automatizado de medida.

Al finalizar el proceso de medida, se generan los ficheros en formato .csv (uno por módulo FV), en los que se almacenan los parámetros eléctricos (pares de valores $V-I$) registrados por los módulos FV, así como las condiciones atmosféricas medidas. Por defecto, y puesto que previamente se ha definido un intervalo de tiempo de 5 minutos entre una medida y la siguiente, obtendremos ficheros con esa periodicidad temporal.

4.2.3. Medida de las condiciones atmosféricas

A continuación se detalla el equipamiento dispuesto en la terraza para la medida de las condiciones atmosféricas:

- Espectro-radiómetro EKO[®] MS700 (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2) colocado coplanarmente a los módulos FV para la medida de la distribución espectral de la irradiancia (figura 4.6 (a)).

En la primera parte de la campaña experimental de medida (de Julio 2011 a Marzo 2013) se recogen datos del espectro global incidente en la superficie de los

módulos FV en estudio. A partir de Marzo de 2013 se diseña y fabrica un tubo colimador, de manera que el espectro-radiómetro comienza a medir la distribución espectral de la *DNI*. La descripción del proceso de fabricación del tubo colimador, así como las premisas consideradas a lo largo de dicho proceso de fabricación se detallan en la sección A1.2 del anexo 1.

Los datos registrados por medio del espectro-radiómetro, consisten en una unión de puntos, más o menos densa, en función del rango espectral de medida y de la resolución del equipo usado. En este caso, el espectro-radiómetro EKO® MS700 ofrece un rango espectral comprendido entre 350 nm y 1150 nm. A partir de la medida devuelta por este equipo es posible calcular el índice *APE*, que como ya se ha argumentado en el Capítulo 2, se define como un único valor que caracteriza la forma de la distribución espectral incidente [80,81], y se expresa a través de la ecuación 2.1.

- Piranómetro Kipp & Zonnen® CMP 11, colocado sobre el seguidor solar coplanarmente a los módulos FV, para la medida de la *GNI* incidente sobre su superficie (figura 4.6 (b)).
- Pirheliómetro Kipp & Zonnen® CHP 1 (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2), situado sobre la estructura de seguimiento solar, de manera que se encuentra continuamente orientado hacia la posición del sol para la medida de la *DNI* incidente (figura 4.6 (c)).



Figura 4.6: (a) Espectro-radiómetro (izquierda), (b) piranómetro (centro) y (c) pirheliómetro (derecha), antes de ser colocados en el seguidor.

- Espectro-heliómetro tribanda fabricado por IES-UPM (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2), para la medida de la *DNI* efectiva comprendida entre los límites de longitud de onda a los que son sensibles cada una de las subcélulas o uniones que forman las células MJ, y que a su vez componen los módulos CPV analizados (figura 4.7 (a)). Este equipo fue incluido a posteriori en el sistema de medida, registrándose datos a partir de Abril de 2012. El espectro-heliómetro tribanda, también conocido como “*Isotypes*”, está formado por 3 células componentes, cada una de ellas con la misma composición que las células MJ que conforman los módulos CPV analizados. Dichas células componentes son previamente tratadas, de manera que cada una de ellas tenga activa tan solo una de sus uniones [98]. A partir de las medidas realizadas a través del espectro-heliómetro tribanda se puede calcular el índice *SMR*, mediante la ecuación 2.4 [95-97], como ya se enunció en el Capítulo 2.
- Estación meteorológica (figura 4.7 (b)), formada por los siguientes equipos: un anemómetro Young® 05305VM para la medida de la velocidad y dirección del viento (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2), un barómetro Vaisala BAROCAP® PTB110 para la medida de la presión y un sensor de humedad relativa y temperatura ambiente Young® 41382VC (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2).

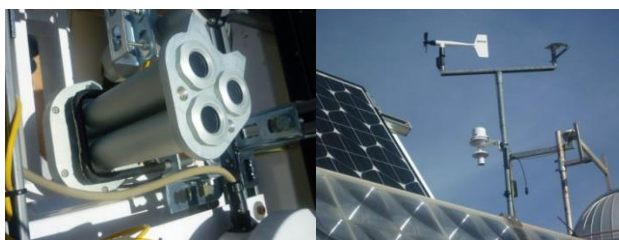


Figura 4.7: (a) Espectro-heliómetro tribanda (izquierda) y (b) estación meteorológica (derecha).

En la figura 4.8 se muestra una fotografía de los equipos de medida situados sobre el seguidor solar en la terraza del edificio A3 de la Universidad de Jaén.



Figura 4.8: Equipos de medida de condiciones atmosféricas colocados en seguidor.

4.3. CAMPAÑA EXPERIMENTAL DE MEDIDA

La campaña experimental de medida comenzó en Julio de 2011 y finalizó en Enero de 2014. A lo largo de estos 28 meses de medida, se han testado diferentes módulos CPV, y se ha modificado el sistema automatizado de medida anteriormente descrito, añadiendo paulatinamente mejoras en equipos y sensores de medida, en función del análisis y procesado de los datos recogidos. Las medidas se realizan en la terraza del edificio A3 del Campus de las Lagunillas en la Universidad de Jaén (figura 4.9).

Jaén (Latitud $37^{\circ} 46' N$ y longitud $3^{\circ} 47' W$) está situada al noreste de Andalucía,

en el Sur de España. Tiene un clima Mediterráneo-Continental, con un gran número de horas de sol al año, con una irradiación horizontal global (*GHIR*, [Wh/m^2], del inglés *global horizontal irradiation*) diaria media anual de 4,9 kWh/m^2 y una *DNIR* diaria media anual de 6,3 kWh/m^2 . Como consecuencia de estos altos valores de irradiación registrados, Jaén es considerada como un emplazamiento muy adecuado para la disposición de módulos FV con el objetivo de generación de energía, así como para su medida y testeo.



Figura 4.9: Terraza de la Escuela Politécnica Superior.

4.3.1. Características ambientales de la localización donde se realiza la campaña experimental

A continuación se representan una serie de gráficas que permitirán mostrar las principales características ambientales de la localización donde se llevan a cabo las medidas experimentales registradas a lo largo de la presente Tesis Doctoral. Para realizar dicho estudio se utilizan datos ambientales (*DNI*, *SMR*, T_{amb} y W_s) de un año meteorológico completo, de Enero de 2013 a Enero de 2014.

Inicialmente resulta conveniente implementar un análisis en el cual, a partir de

representaciones de histogramas, se obtenga el porcentaje de medidas registradas para distintos intervalos en función de las diferentes condiciones ambientales en estudio. De esta manera, se podrá obtener un conocimiento más detallado de las condiciones climatológicas representativas de la localización analizada, Jaén. En este sentido, la figura 4.10 muestra la distribución porcentual de los datos ambientales recogidos y divididos en intervalos en función de DNI , SMR , T_{amb} y W_s .

Como puede apreciarse, y para la localización considerada, la mayoría de los datos se registran bajo condiciones de alta DNI , entre 800 W/m^2 y 900 W/m^2 , con un predominio considerable de datos registrados por encima de 800 W/m^2 . Del mismo modo, destacan las medidas registradas bajo valores de SMR entre 0,95 y 1, es decir, bajo distribuciones espectrales muy cercanas a la distribución espectral estándar AM1.5D [67] (correspondiente aproximadamente a $SMR=1$) en la cual los módulos CPV trabajan de manera óptima. Este hecho pone de manifiesto las condiciones favorables que ofrece el clima de Jaén para la generación eléctrica mediante módulos CPV. Por otra parte, existe un alto porcentaje de medidas registradas bajo valores de T_{amb} relativamente altos (superiores a $28 \text{ }^\circ\text{C}$), y bajos valores de W_s (por debajo de 4 m/s).

Adicionalmente, y una vez que se ha analizado la distribución porcentual de medidas ambientales en distintos intervalos, resulta interesante estudiar cuáles de estos intervalos recogen una mayor cantidad de $DNIR$, a lo largo del año completo. Para ello se van a representar los isocontornos mostrados en las figuras 4.11 (a) y 4.11 (b), en las cuales se aprecian los valores de $DNIR$ colectada en Jaén para el periodo de tiempo considerado anteriormente, en función de los valores de DNI y SMR (Figura 4.11 (a)) o DNI y T_{amb} (figura 4.11 (b)). A la vista de estas gráficas, se puede concluir que la mayor cantidad de $DNIR$ es colectada para valores de DNI alrededor de 800 W/m^2 , valores de SMR muy cercanos a la unidad, y valores de T_{amb} alrededor de $32 \text{ }^\circ\text{C}$.

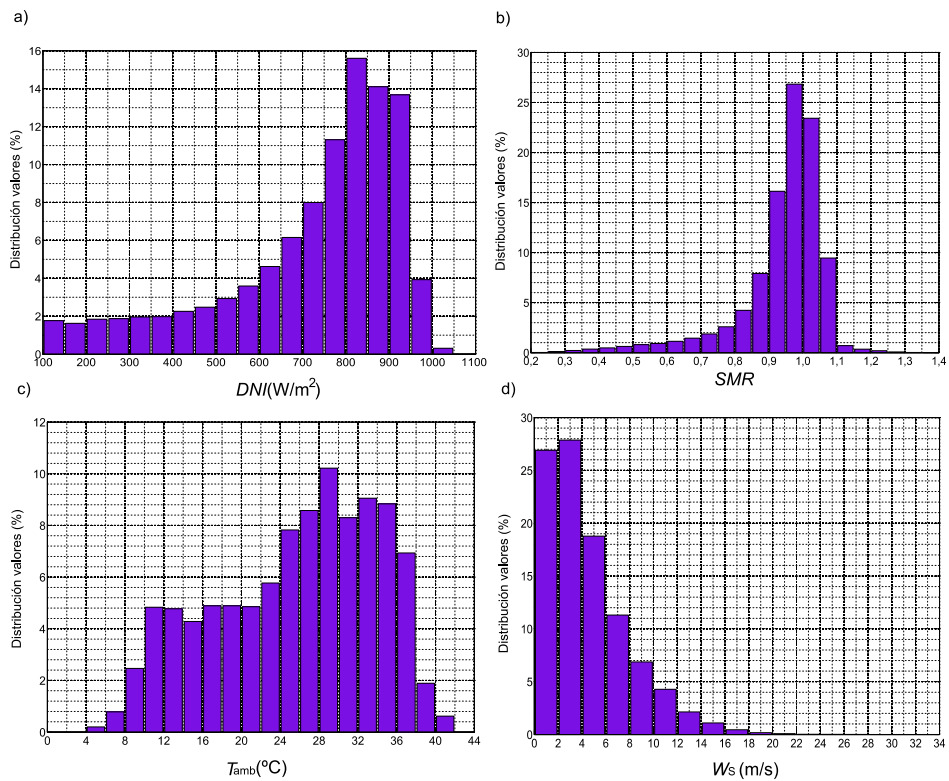


Figura 4.10: Distribución porcentual de datos ambientales recogidos en Jaén, divididos en intervalos de a) DNI, b) SMR, c) T_{amb} y d) W_s .

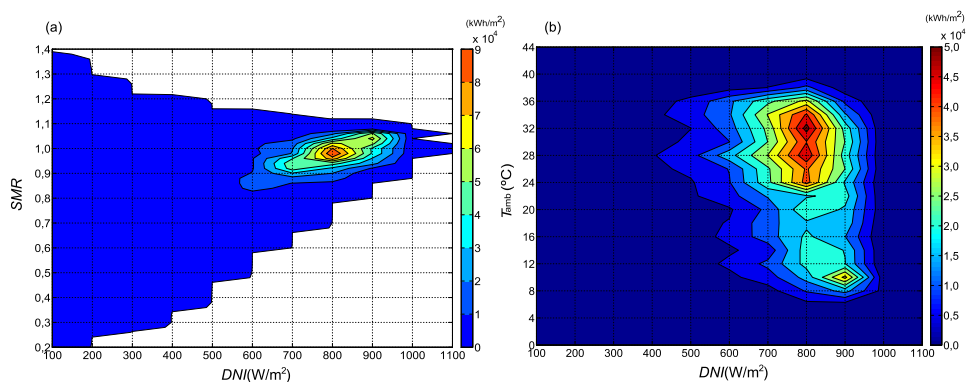


Figura 4.11: (a) Isocontorno de DNIR colectada en función de DNI y SMR, (b) Isocontorno de DNIR colectada en función de DNI y T_{amb} .

En la figura 4.11 (a) es necesario destacar que los espacios en blanco corresponden a condiciones ambientales bajo las cuales no se registra medida. Se observa como para bajos valores de DNI , es posible registrar el abanico completo de valores de SMR . En este caso, los valores de SMR altos corresponden con condiciones de cielo nublado, con distribuciones espectrales ricas en contenido azul. Por el contrario, los valores de SMR bajos corresponden con las horas iniciales y finales del día, amanecer y anochecer, durante las cuales la distribución espectral presenta un mayor contenido en rojo. A medida que aumenta el valor de DNI , se va estrechando el intervalo de valores de SMR registrados, de manera que bajo valores de muy alta DNI , la distribución espectral resulta muy similar a la registrada bajo condiciones estándares AM1.5D (aproximadamente $SMR=1$).

Las figuras 4.11 (a) y 4.11 (b) muestran como disminuye la $DNIR$ colectada a medida que nos distanciamos de las condiciones climatológicas más frecuentes en la localización considerada. Así, los valores de $DNIR$ colectados aumentan a medida que se incrementa DNI , hasta alcanzar un valor máximo alrededor de 800 W/m^2 . Esta situación se repite para SMR , donde el máximo se alcanza en valores algo menores a la unidad. En el caso de la T_{amb} se observa un comportamiento menos lineal, con una influencia menos pronunciada. Se aprecia un máximo de $DNIR$ colectada para un valor de T_{amb} de $32 \text{ }^{\circ}\text{C}$ claramente diferenciado para la época estival, así como un máximo de $DNIR$ en la época invernal para una T_{amb} con un valor alrededor de $10 \text{ }^{\circ}\text{C}$.

En la figura 4.12 se ha representado la distribución espectral de la DNI registrada a través del espectro-radiómetro con tubo colimador entre los límites de longitud de onda comprendidos en el intervalo $[350-1050] \text{ nm}$, para tres medidas puntuales diferentes, mostrando los valores de APE y SMR calculados bajo dichas distribuciones. Como se aprecia, ambos índices están relacionados, pudiendo ser

considerados como maneras alternativas de expresar la forma del espectro solar con un único número.

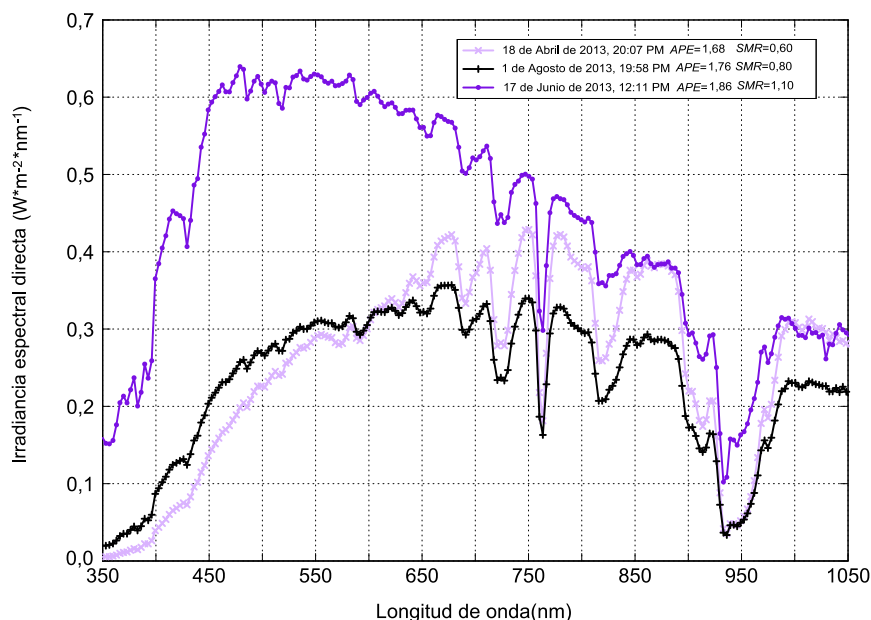


Figura 4.12: Representación de diferentes distribuciones espectrales de DNI, con su correspondiente valor de APE y SMR.

4.3.2. Estructura de seguimiento y módulos CPV testeados

Para llevar a cabo las medidas descritas, es necesario disponer de un seguidor solar a dos ejes. El uso de este dispositivo de seguimiento resulta sumamente importante para la tecnología CPV, debido a que ésta únicamente utiliza la componente directa de la irradiancia solar incidente para la conversión eléctrica. Por ello, y de manera previa al comienzo de la campaña experimental descrita, fue necesario seleccionar un seguidor solar adecuado a los propósitos que se querían conseguir. En este sentido, se eligió un seguidor solar de alta precisión, BSQ[®] D150/6 (hoja de especificaciones técnicas en anexo 2), que realiza las funciones de seguimiento a dos ejes gracias a un potente algoritmo de control que

garantiza su disposición perpendicular óptima con respecto al rayo solar en todo momento (figura 4.13).

No obstante, es necesario señalar que el seguidor solar se calibra en función de los parámetros eléctricos entregados por uno de los módulos CPV testeados a lo largo de un día completo. De este modo, el seguidor solar estará orientado de manera óptima para este módulo CPV *patrón*. Es posible que debido a la distribución no uniforme del peso sobre el seguidor, éste sufra un pequeño pandeo leve, haciendo que el resto de módulos CPV situados sobre él no se encuentren perfectamente orientados. Aunque esta circunstancia, si sucediera, tendría pequeña importancia, es necesario tenerla en cuenta en estudios en los que se analice simultáneamente la influencia de condiciones ambientales sobre distintos módulos CPV.

Las características técnicas de los módulos CPV medidos a lo largo de la campaña experimental se muestran en la tabla 4.2. Como queda patente a la vista de dicha tabla, los módulos CPV elegidos tienen unas características constructivas y un tipo de célula MJ que coinciden con las de los modelos comerciales de módulos CPV más extendidos a nivel de mercado, lo que hará posible extrapolar los resultados de modelización obtenidos, y conseguir una gran aplicabilidad para los modelos propuestos en los siguientes capítulos de la presente Tesis Doctoral. Por criterios de confidencialidad del fabricante no se pueden ofrecer datos eléctricos del módulo A. Los correspondientes datos para los módulos B y C se resumen en la tabla 4.3.

En la figura 4.14 se muestra una vista lateral del sistema de seguimiento, junto con los módulos CPV analizados y los equipos de medida dispuestos en la terraza. Como se aprecia en dicha fotografía, existe un cuarto módulo de tecnología FV convencional de panel plano situado sobre la estructura de seguimiento. Este módulo, aunque no ha sido utilizado en los trabajos de modelización propuestos a lo largo de esta Tesis Doctoral, y debido a que se trata

de una tecnología FV más experimentada, ha servido como módulo de referencia. Así, ha permitido comprobar la fiabilidad de las medidas adquiridas con el sistema automatizado descrito en el presente capítulo.

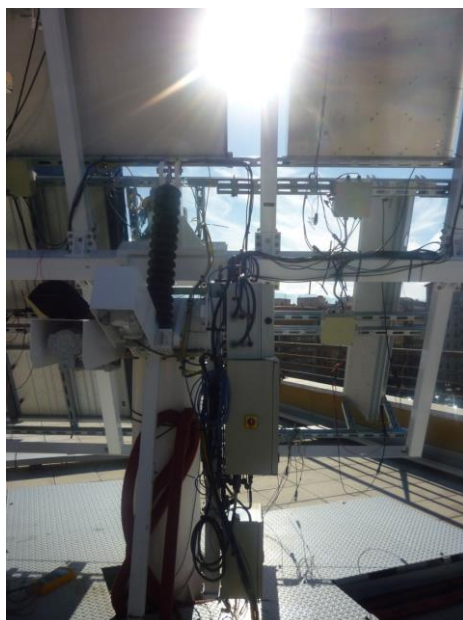


Figura 4.13: Seguidor solar de dos ejes, en la terraza.

Tabla 4.2: Datos técnicos de los módulos CPV analizados.

Ref.	Factor de conc. (soles)	Área (m ²)	Células	Nº células serie	Óptica primaria	Óptica secundaria
A	550	0,69	GaInP/GaInAs/Ge	25	Lente fresnel PMMA (polymethyl methacrylate)	Pirámide refracción
B	625	0,44	GaInP/GaInAs/Ge	6	Lente fresnel PMMA	Pirámide refracción
C	476	2,75	GaInP/GaInAs/Ge	144	Lente fresnel PMMA	Reflector cono en acero inoxidable

Tabla 4.3: Datos eléctricos de los módulos CPV (referencia B y C) analizados.

Ref.	Intensidad máxima (A)	Tensión máxima (V)	I_{sc} (A)	V_{oc} (V)	Condiciones STC
B	5,50	16,4	5,70	18,5	$DNI=1000W/m^2$; $T_c=25^\circ C$; AM1.5D
C	1,05	380	1,15	430	$DNI=850W/m^2$; $T_c=25^\circ C$; AM1.5D



Figura 4.14: Fotografía de los equipos de medida y módulos CPV en terraza.

CAPÍTULO 5

Desarrollo e implementación de modelos para obtención de la potencia máxima de módulos CPV

5.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo de la Tesis Doctoral se van a proponer dos modelos de predicción de la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV bajo diferentes condiciones ambientales que serán introducidas como entradas a dichos modelos. Se proponen dos modelos alternativos con el objetivo de mostrar la viabilidad y precisión de diferentes técnicas de modelización. No obstante, conviene resaltar que ambos modelos han mostrado errores de similar magnitud tras realizar su validación.

En el apartado 5.2 se presenta un modelo que estima la $P_{\max}$ gracias a 2 ecuaciones (lineal y cuadrática), y mediante la consideración de 3 subconjuntos de datos en función del valor de T_{amb} bajo el cual se registren las medidas. Para enunciar el modelo propuesto, fue necesario realizar un estudio previo acerca de la influencia de las condiciones ambientales implicadas en los principales parámetros eléctricos (I_{SC} , V_{OC} y $P_{\max}$) extraídos de un módulo CPV, cuyas características constructivas coinciden con aquellas de los modelos de módulos más extendidos a nivel comercial.

En el apartado 5.3 se expone un modelo de regresión lineal múltiple que, basándose en el estándar ASTM E2527-06 [113] y modificándolo para incluir la influencia de la distribución espectral de la irradiancia incidente, permite estimar la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV. Los coeficientes de regresión que componen las ecuaciones de regresión lineal múltiple que forman dicho modelo son obtenidos experimentalmente para 3 módulos CPV, a través de un algoritmo basado en evolución diferencial (DE, del inglés *differential evolution*).

5.2. MODELO PARA LA ESTIMACIÓN DE LA POTENCIA MÁXIMA DE MÓDULOS CPV A PARTIR DE ANÁLISIS EXPERIMENTAL

5.2.1. Introducción al modelo propuesto

El primer paso necesario para conocer y predecir el comportamiento eléctrico real que presentan los módulos de tecnología CPV consiste en disponer de una amplia base de datos experimentales que permita analizar la operación de dichos módulos y su dependencia con las condiciones atmosféricas registradas.

En esta sección de la Tesis Doctoral, se analiza la influencia de 4 condiciones atmosféricas principales – DNI , distribución espectral de la DNI a través del índice SMR , T_{amb} y W_s – en el comportamiento eléctrico del módulo CPV definido con la

referencia A en el capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral. Como ya se introdujo en dicho capítulo, el seguidor solar dispuesto en la terraza debe calibrarse de manera que se ajuste a la máxima I_{SC} extraída para uno solo de los módulos CPV situados sobre él. En este caso, el seguidor solar está calibrado para que el módulo A trabaje de manera óptima. De ahí que se utilice dicho módulo para realizar el análisis experimental de la influencia que tienen las distintas condiciones ambientales consideradas sobre su comportamiento eléctrico.

Para poder analizar el comportamiento eléctrico bajo sol real de este módulo CPV, afectado por la variación de las condiciones atmosféricas, se llevó a cabo una campaña experimental de un año completo, desde Mayo de 2012 hasta Abril de 2013, compuesta por un total de 8.561 muestras. Cada una de estas muestras se compone de los parámetros eléctricos registrados por el módulo CPV (I_{SC} , V_{OC} y P_{max}), así como las condiciones meteorológicas de referencia (DNI , SMR , T_{amb} y W_s) bajo las cuales fueron recogidos dichos parámetros eléctricos.

En el presente análisis de la influencia de las condiciones atmosféricas en el comportamiento eléctrico del módulo CPV y posterior modelado, solo se estudian los datos registrados bajo unas condiciones de DNI por encima de 600 W/m^2 . Para valores de DNI por debajo de dicho límite, las condiciones de alta nubosidad impiden el correcto funcionamiento del módulo CPV, haciendo que su caracterización resulte complicada.

Una vez que se ha analizado la influencia de las diferentes condiciones ambientales, y en base a los resultados obtenidos en la campaña experimental, se propone un modelo de predicción de la P_{max} entregada por módulos CPV trabajando bajo condiciones atmosféricas previamente seleccionadas.

5.2.2. Influencia de las condiciones atmosféricas en los parámetros eléctricos registrados por el módulo CPV

En este apartado se detalla y muestra gráficamente la influencia de las distintas condiciones ambientales (DNI , SMR , T_{amb} y W_s) sobre el comportamiento eléctrico (I_{SC} , V_{OC} y P_{max}) de un módulo CPV cuyas características constructivas son las más extendidas a nivel comercial. En base a los resultados obtenidos y a las conclusiones extraídas tras la realización del presente análisis, se formula y justifica el modelo propuesto.

5.2.2.1. Influencia de la distribución espectral de la DNI a través de SMR

La DNI es considerada como el principal efecto influyente en el comportamiento eléctrico de cualquier módulo CPV. Esta influencia está principalmente marcada por el efecto de la DNI sobre la I_{SC} generada por el módulo en cuestión, y por ende, sobre su P_{max} . Dicho efecto queda patente en la figura 5.1, donde se muestra la influencia de la DNI sobre la ratio $I_{SC}/I_{SC\ STC}$ (valor de I_{SC} normalizado en función de la I_{SC} estándar dada por el fabricante bajo condiciones de DNI de 1000 W/m^2 , T_C de $25\text{ }^\circ\text{C}$, y distribución espectral AM1.5D [67]).

Como se puede apreciar, existe una relación prácticamente lineal entre ambas variables representadas. Sin embargo, y a pesar de lo anterior, la I_{SC} generada por el módulo CPV no es completamente proporcional a la DNI incidente. La explicación a la anterior afirmación está basada en los efectos espectrales que modifican la corriente generada por cada una de las células MJ que componen el módulo. De acuerdo a la figura 5.1, dichos efectos espectrales son visibles para valores bajos de DNI (distribución espectral rica en contenido rojo al amanecer y al anochecer o distribución espectral rica en contenido azul bajo condiciones de cielo nublado), y altos valores de DNI (distribución espectral rica en contenido azul), con el consiguiente decremento de la I_{SC} generada con respecto a su línea de tendencia representada.

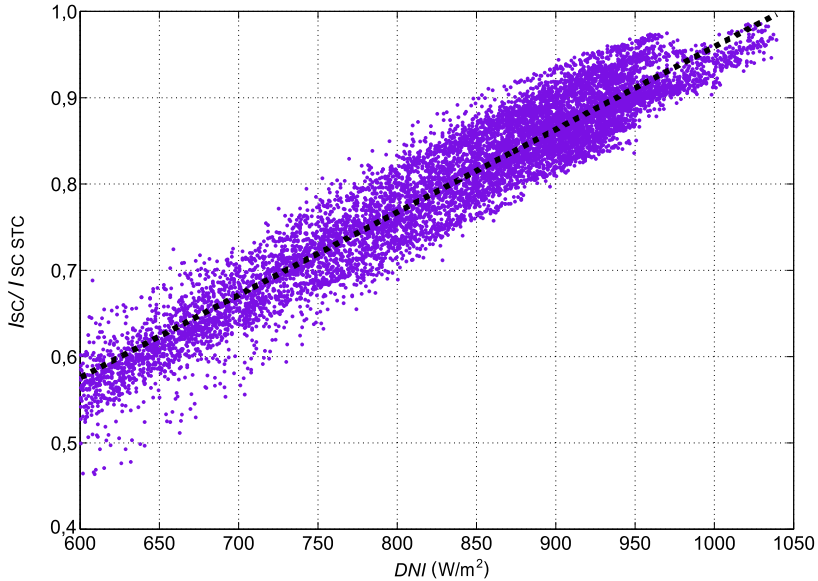


Figura 5.1: Influencia de DNI sobre la $I_{SC}/I_{SC\ STC}$ entregada por el módulo.

Según lo argumentado, en el estudio del comportamiento eléctrico de módulos CPV a sol real, resulta de vital importancia analizar el “*mismatch spectral*” en función de la fotocorriente generada por cada una de las uniones componentes de las células solares MJ que componen el módulo CPV. En este sentido, la influencia de la distribución espectral de la DNI puede ser estudiada a través del uso del índice SMR , el cual, como ya se ha introducido previamente en capítulos anteriores, define la relación entre la DNI efectiva colectada por las uniones *top* y *middle* de la célula solar MJ. La distribución espectral de la DNI , definida a través del índice SMR tiene una influencia muy acusada en el comportamiento eléctrico de un módulo CPV, de manera que la I_{SC} generada por dicho módulo tiende a decrecer a medida que el índice SMR se aleja de la unidad, por encima o por debajo.

En la figura 5.2 se muestra la evolución de los valores de SMR en comparación con la ratio I_{SC}/DNI (I_{SC} normalizada en función de DNI para evitar su influencia)

registrados a lo largo de un día completo (en este caso se trata del día 6 de Julio de 2012). Las medidas fueron tomadas desde las 11 de la mañana hasta las 20:30 de la tarde. Las medidas registradas antes de las 11 de la mañana fueron filtradas debido a problemas de sombreamiento en la terraza. Es por ello que se obtienen valores de *SMR* superiores a la unidad incluso para las primeras medidas del día.

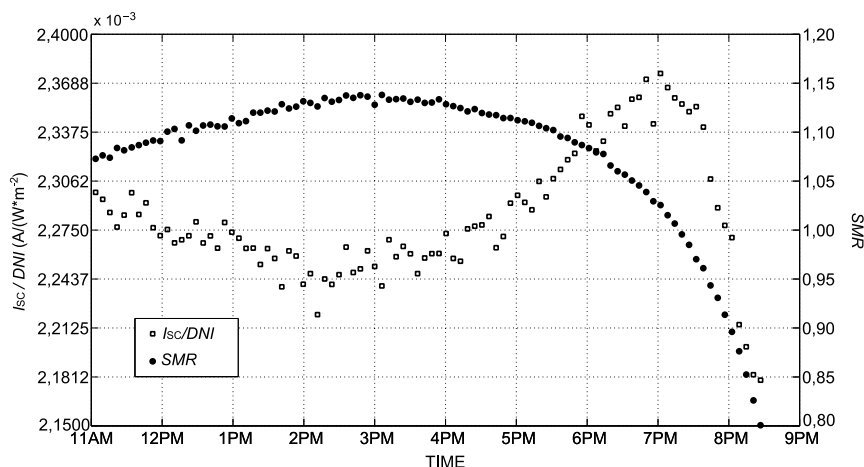


Figura 5.2: Evolución diaria (6 de Julio de 2012) de I_{SC}/DNI en comparación con el índice *SMR*.

Atendiendo a la figura 5.2, se observa una distribución espectral registrada a las 11 de la mañana que tenía ya un mayor contenido espectral en azul que la distribución estándar AM1.5D ($SMR > 1$). A medida que va avanzando el día se observa como dicho índice *SMR* va aumentando, con el consiguiente decremento en la ratio de I_{SC}/DNI generada. Cuando el índice *SMR* alcanza su valor máximo (alrededor de las 3 de la tarde) y decae, se aprecia como la I_{SC}/DNI comienza a aumentar, alcanzando su valor máximo cuando $SMR = 1$. Este hecho demuestra el comportamiento óptimo del módulo CPV analizado cuando la distribución espectral coincide con la estándar para la que fue fabricado. A partir de este momento, que puede ser considerado como el inicio del anochecer, todas las medidas registradas corresponden a condiciones espectrales con un mayor

contenido espectral en rojo que la distribución espectral estándar ($SMR < 1$), disminuyendo paulatinamente el valor de SMR hasta el final del día, con el consiguiente decremento en la ratio I_{SC}/DNI .

Una vez descrita la importancia de la distribución espectral de la DNI , a través del índice SMR , sobre el comportamiento eléctrico del módulo CPV a lo largo de un día concreto, la figura 5.3 muestra la influencia de dicho índice sobre los valores de I_{SC}/DNI registrados a lo largo del año completo (desde Mayo de 2012 hasta Abril de 2013).

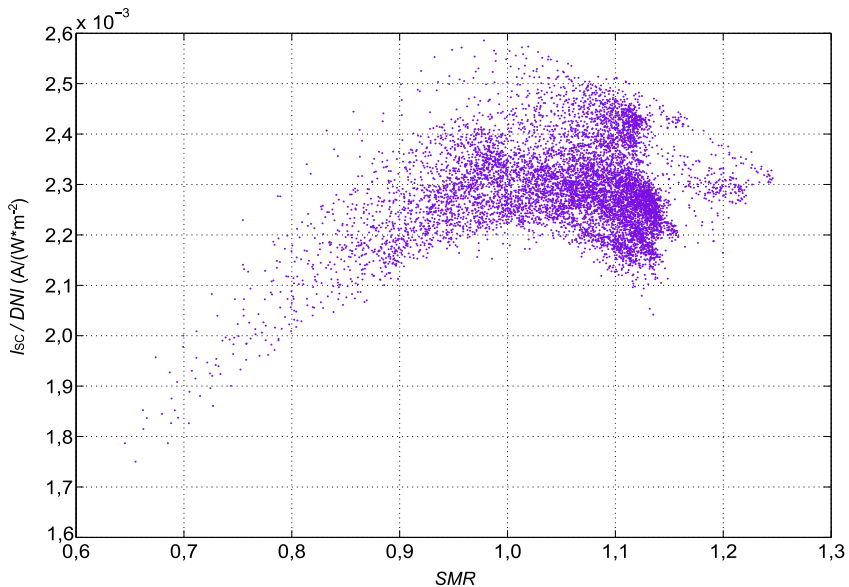


Figura 5.3: Influencia de SMR sobre I_{sc}/DNI para el conjunto completo de datos registrados.

La distribución espectral de la DNI es dependiente tanto de la hora del día en la que nos encontremos, como de la época del año, con distribuciones espectrales con mayor contenido en azul a medida que nos acercamos al solsticio de verano y mayor contenido en rojo a medida que nos acercamos al solsticio de invierno.

Atendiendo a lo anterior y para comprender mejor el efecto de la desviación de la distribución espectral en un momento determinado con respecto a la estándar, se va a representar un mes característico de las estaciones de primavera-otoño, verano e invierno. Así, en las figuras 5.4 (1), 5.4 (2) y 5.4 (3) se muestra la influencia de la distribución espectral de la *DNI* (a través del índice *SMR*), sobre las relaciones I_{SC}/DNI y P_{max}/DNI para el mes de Mayo 2012, Agosto de 2012 y Enero 2013, respectivamente. La representación gráfica está dividida por meses característicos de manera que su análisis sea más directo y permita adquirir un mayor conocimiento acerca del efecto causado por la desviación de la distribución espectral con respecto a la estándar AM1.5D. Los datos representados han sido a la vez divididos en 4 grandes grupos:

- *HIGH DNI*. Altos valores de $DNI > 800 \text{ W/m}^2$.
- *LOW DNI*. $DNI < 800 \text{ W/m}^2$ en horas cercanas al medio día solar. Se corresponden con condiciones nubladas.
- *LOW DNI MORNING*. $DNI < 800 \text{ W/m}^2$ en las primeras horas del día. Como se ha comentado anteriormente, y debido a los problemas de sombreadamiento, la monitorización comienza a las 11 de la mañana, por tanto los datos registrados en este grupo no se corresponden con el amanecer, sino con horas previas al medio día.
- *LOW DNI EVENING*. $DNI < 800 \text{ W/m}^2$ en las horas finales del día. Este grupo de datos registra los valores más bajos de *SMR*, puesto que corresponden con distribuciones espectrales ricas en contenido rojo propias del anochecer.

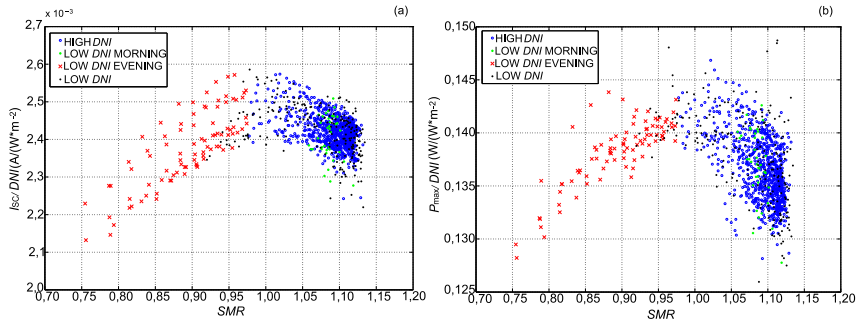


Figura 5.4 (1): Influencia de SMR en (a) I_{sc}/DNI (b) P_{max}/DNI para medidas registradas a lo largo del mes de Mayo de 2012.

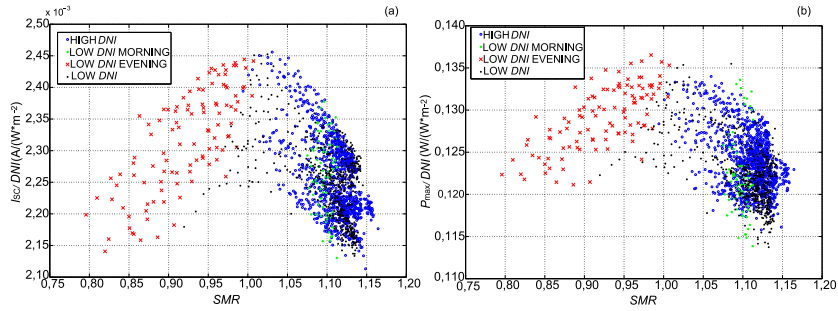


Figura 5.4 (2): Influencia de SMR en (a) I_{sc}/DNI (b) P_{max}/DNI para medidas registradas a lo largo del mes de Agosto de 2012.

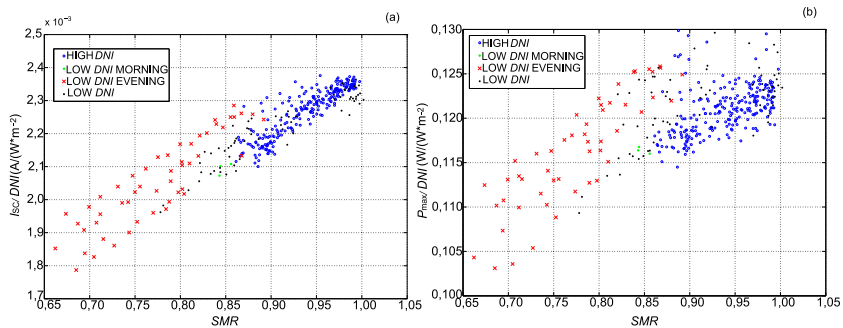


Figura 5.4 (3): Influencia de SMR en (a) I_{sc}/DNI (b) P_{max}/DNI para medidas registradas a lo largo del mes de Enero de 2013.

A partir del análisis de las figuras 5.4 (1), 5.4 (2) y 5.4 (3) se observa una importante influencia del índice SMR sobre ambos parámetros eléctricos representados. Para valores de SMR inferiores a la unidad, este índice ejerce una influencia positiva sobre el comportamiento eléctrico del módulo CPV. Cuando los valores de SMR se encuentran próximos a la unidad, el módulo CPV trabaja de manera óptima, entregando los parámetros eléctricos más elevados. Este hecho indica la correspondencia de $SMR=1$ con distribuciones espectrales muy similares a la estándar AM1.5D. Para valores de SMR superiores a la unidad, se observa como dicho índice ejerce una influencia negativa sobre el comportamiento eléctrico del módulo CPV. Este comportamiento negativo no llega a observarse en el mes de Enero, ya que para este mes no existen distribuciones ricas en contenido espectral azul ($SMR>1$). La influencia del índice SMR presenta un efecto más remarcable sobre la ratio I_{SC}/DNI que sobre la relación P_{max}/DNI , pero siguiendo una tendencia común, como puede extraerse del análisis de las anteriores gráficas. Se puede concluir que la distribución espectral de la DNI , caracterizada a través del índice SMR , afecta de forma importante al comportamiento eléctrico del módulo CPV.

5.2.2.2. Influencia de la temperatura ambiente

La influencia que ejerce la T_{amb} sobre la relación I_{SC}/DNI generada por el módulo CPV se representa en la figura 5.5. Al mismo tiempo los datos representados en dicha figura son divididos en función del valor de SMR bajo el cual fueron registrados, diferenciando entre aquellos datos medidos bajo distribuciones espectrales ricas en contenido rojo ($SMR<1$), y aquellos otros registrados bajo condiciones espectrales ricas en contenido azul ($SMR>1$).

Como puede extraerse de la figura 5.5, por una parte, no se aprecia el esperado incremento de I_{SC} con valores crecientes de T_{amb} (coeficiente de temperatura para I_{SC} de células MJ positivo [105]), suponiendo una relación lineal entre T_{amb} y la temperatura de dichas células, para el intervalo comprendido entre 20 °C y 45 °C

de T_{amb} . Esto puede ser debido a la expansión térmica que sufren los dispositivos sobre los que se sitúan las células MJ con el aumento de T_{amb} , pudiendo ocasionar que las células se desvíen de su alineamiento óptimo en el foco de la lente, y que por tanto disminuyan su fotocorriente generada. Adicionalmente, el aumento de los valores de T_{amb} registrados, puede variar la temperatura de la lente fresnel, disminuyendo por tanto su eficiencia óptica [107,129].

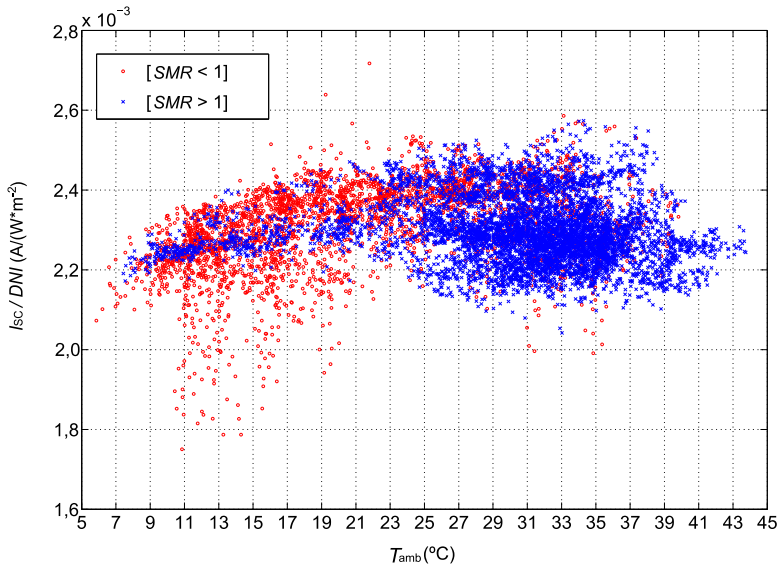


Figura 5.5: Influencia de T_{amb} sobre I_{sc}/DNI para el conjunto completo de datos registrados.

Para valores de T_{amb} superiores a 40 $^{\circ}C$, se aprecia una marcada caída en los valores de I_{sc}/DNI generados. Este descenso puede venir propiciado debido a que dichos datos fueron recogidos bajo unas condiciones espectrales con un alto contenido en azul. En este caso, el espectro rico en contenido azul, junto con el efecto negativo de expansión térmica a altos valores de T_{amb} y la disminución de la eficiencia óptica de la lente contrarresta el coeficiente de incremento de I_{sc} con el aumento de su temperatura que presentan habitualmente las células solares MJ.

Sin embargo, es necesario considerar que estas medidas suponen un porcentaje inferior al 2% con respecto al total del conjunto de datos registrados para el año completo, siendo su influencia despreciable en el comportamiento global que presenta el módulo CPV.

Por otro lado, se aprecia un leve descenso de la ratio I_{SC}/DNI para valores de T_{amb} bajos ($T_{amb} < 20$ °C). Sin embargo, y como se muestra en la figura 5.5, existe una relación intrínseca entre los valores de T_{amb} y las condiciones espectrales bajo las cuales se registraron los datos mostrados. De este modo, se observa como la gran mayoría de datos registrados para bajos valores de T_{amb} , fueron igualmente recogidos bajo condiciones espectrales ricas en contenido rojo, contribuyendo de este modo al descenso de la I_{SC} generada.

En general, para aquellas medidas registradas en el intervalo de T_{amb} entre 20 °C y 40 °C, que suponen más del 75% del total de medidas obtenidas a lo largo del año completo, la ratio I_{SC}/DNI presenta un comportamiento prácticamente constante con el aumento de T_{amb} .

La influencia de T_{amb} sobre $V_{OC}/V_{OC\ STC}$ (valor de V_{OC} normalizado en función de la V_{OC} estándar dada por el fabricante bajo condiciones de DNI de 1000 W/m², T_C de 25 °C, y distribución espectral AM1.5D) se analiza a través de la figura 5.6. Como se puede extraer de dicha figura 5.6, la T_{amb} ejerce un efecto negativo sobre el comportamiento eléctrico del módulo CPV, de manera que a medida que aumenta el valor de T_{amb} , tiende a aumentar el valor de la temperatura de las células MJ en el interior del módulo, haciendo que éste trabaje a un valor de V_{OC} inferior. De acuerdo con los datos registrados en la figura 5.6, y la línea de tendencia que los define, para el valor de T_{amb} más bajo registrado (5 °C), se calcula un valor de V_{OC} que corresponde al 93,5% de la $V_{OC\ STC}$. Del mismo modo, para el valor de T_{amb} más alto registrado a lo largo del año completo (45 °C), se estima un valor de V_{OC} que corresponde al 91% de la $V_{OC\ STC}$. Por ello, se

puede afirmar que la T_{amb} tiene una influencia negativa mínima en el valor de V_{OC} registrado por el módulo.

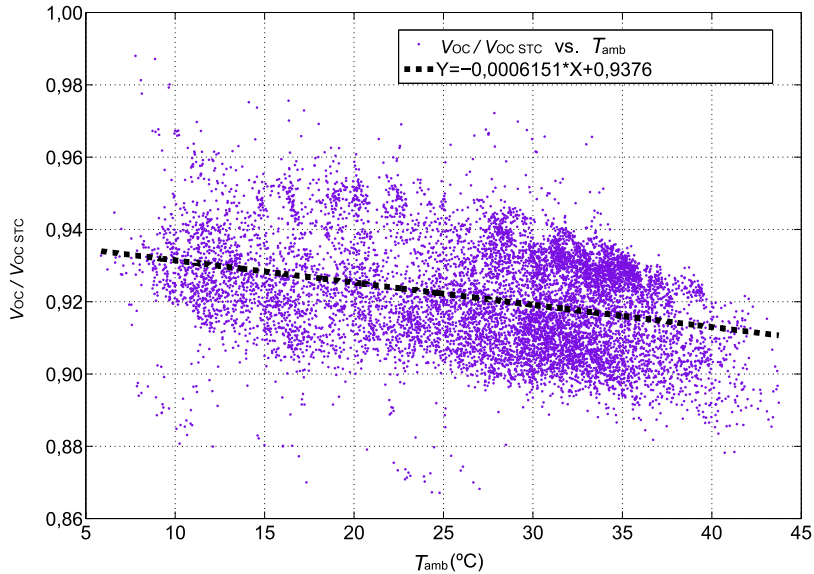


Figura 5.6: Influencia de T_{amb} sobre $V_{OC}/V_{OC\ STC}$ para el conjunto completo de datos registrados.

A partir del estudio de la influencia de la T_{amb} sobre los parámetros eléctricos del módulo CPV estudiado, se concluye que esta condición ambiental representa una influencia leve sobre la I_{SC} y la V_{OC} entregadas por dicho módulo.

5.2.2.3. Influencia de la velocidad del viento

Los valores de W_s registrados pueden ejercer un doble impacto en el comportamiento eléctrico de un módulo CPV. En primer lugar, altos valores de W_s pueden ocasionar un impacto negativo causado por oscilaciones en la estructura de seguimiento, que ocasionarían que las células MJ se separaran de su disposición óptima. Esto conllevaría la aparición de pérdidas por *mismatch* entre las diferentes células componentes del módulo, dando lugar a una disminución en

la I_{SC} generada por éste. Para analizar la posible desestabilización de la estructura de seguimiento bajo valores crecientes de W_S , en la figura 5.7 se representa la influencia de W_S sobre la ratio I_{SC}/DNI para el total de datos recogidos a lo largo del año completo.

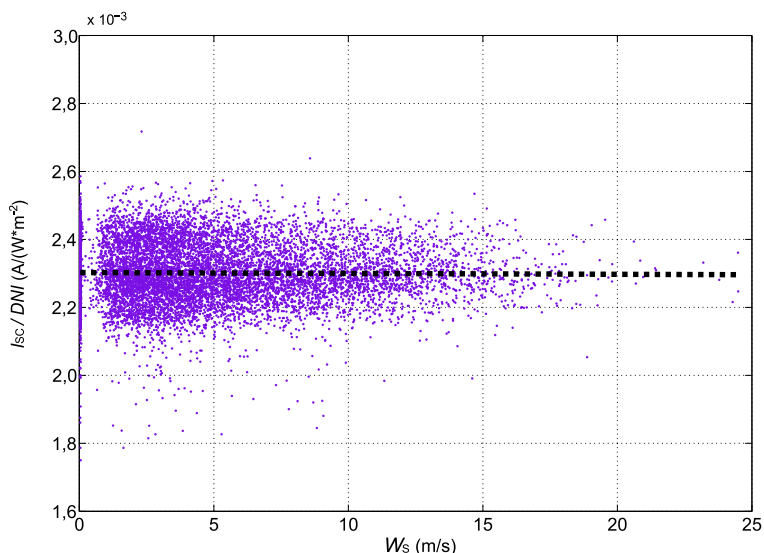


Figura 5.7: Influencia de W_S sobre I_{SC}/DNI para el conjunto completo de datos registrados.

De acuerdo con la figura 5.7, se aprecia como la I_{SC} generada por el módulo CPV no está negativamente influenciada por un aumento en los valores de W_S . Esto lleva a la conclusión de que los valores de W_S registrados en la localización donde se realiza el presente estudio, no son lo suficientemente elevados como para desestabilizar la estructura de seguimiento considerada.

En segundo lugar, el incremento en los valores de W_S puede ocasionar un efecto positivo de refrigeración del módulo, que implicaría un descenso en la temperatura de las células componentes, y que por tanto supondría un incremento en los valores de V_{OC} registrados por el módulo CPV. La figura 5.8 muestra la influencia de W_S sobre los valores de $V_{OC}/V_{OC\,STC}$ registrados por el módulo.

A partir de la figura 5.8 se aprecia una pequeña influencia positiva de W_s sobre la V_{OC} entregada por el módulo trabajando bajo valores de velocidad del viento bajos ($W_s < 10$ m/s). Esta capacidad de refrigeración es prácticamente despreciable para altos valores de velocidad de viento ($W_s > 10$ m/s).

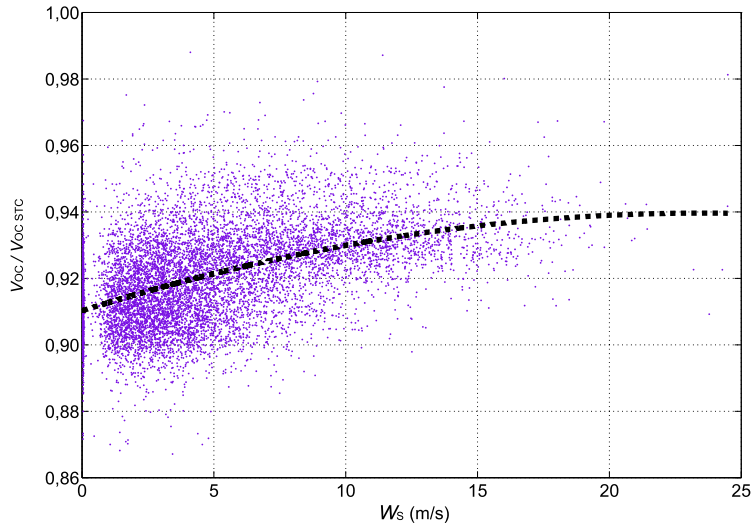


Figura 5.8: Influencia de W_s sobre $V_{OC}/V_{OC\ STC}$ para el conjunto completo de datos registrados.

A partir del estudio de la influencia de W_s sobre los parámetros eléctricos del módulo CPV estudiado, se concluye que ésta representa una influencia mínima sobre el comportamiento eléctrico de dicho módulo. La baja influencia de la V_{OC} sobre la P_{max} generada hace que el efecto de W_s sea casi inapreciable sobre la P_{max} registrada por un módulo CPV.

5.2.2.4. Conclusiones al estudio de la influencia de las condiciones atmosféricas

Tras el estudio llevado a cabo en los epígrafes anteriores para definir la influencia de las condiciones atmosféricas sobre el comportamiento eléctrico del módulo

CPV analizado, se deducen las siguientes conclusiones, que serán posteriormente usadas como punto de partida en el modelo implementado:

- Se considera que la I_{SC} entregada por un módulo CPV está afectada por la DNI como factor principal, bajo una proporción prácticamente lineal.
- Existe una remarcable influencia ejercida por la distribución espectral de la DNI (definida a través del índice SMR), sobre la ratio I_{SC}/DNI . Por ello se considera que la influencia ejercida por el índice SMR implica la no-linealidad entre la I_{SC} entregada por un módulo CPV y la DNI incidente.
- Se supone que la ratio de I_{SC}/DNI entregada por un módulo CPV se ve levemente afectada por los cambios acaecidos en la T_{amb} registrada. Este efecto está influenciado por la relación intrínseca existente entre T_{amb} y el índice SMR : la mayoría de las medidas experimentales obtenidas con valores de T_{amb} bajos son registradas bajo distribuciones espectrales ricas en contenido rojo, y de otro modo, valores de T_{amb} altos son en su mayoría recogidos bajo condiciones espectrales ricas en contenido azul. Sin embargo, pueden existir excepciones a las anteriores afirmaciones, como días de invierno muy fríos y claros a horas centrales del día, así como días calurosos de verano al anochecer.
- Por otra parte, se considera igualmente que el aumento en los valores de T_{amb} ejerce una mínima influencia negativa en la V_{OC} entregada por el módulo CPV.
- Se supone despreciable la influencia de W_s sobre la I_{SC} del módulo CPV. Este hecho se debe a la estabilidad que presenta la estructura de seguimiento sobre la cual se sitúa el módulo CPV estudiado, incluso trabajando con valores altos de W_s .

- Finalmente, W_s ejerce una leve influencia positiva sobre la V_{OC} entregada por el módulo debido al efecto de refrigeración derivado del descenso en el valor de la temperatura de las células componentes.

5.2.3. Modelado de la potencia máxima entregada por un módulo CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas

Para realizar el análisis expuesto en el apartado 5.2.2 se ha utilizado un conjunto total de datos compuesto por 8.561 muestras. Si todos estos datos hubieran sido usados para llevar a cabo el modelado del comportamiento eléctrico del módulo CPV bajo condiciones reales de funcionamiento, no quedarían muestras para comprobar la precisión del modelo propuesto. Atendiendo a la anterior razón, se realizó una selección aleatoria del 50% de muestras del conjunto inicial de datos para implementar el modelo (subconjunto de entrenamiento), de manera que el resto de muestras se utilizan para su posterior validación (subconjunto de prueba). Dicho subconjunto de datos de entrenamiento será utilizado para calcular los polinomios de regresión mostrados en las figuras 5.9-5.12, y permiten modelar el comportamiento eléctrico de un módulo CPV. Posteriormente, el subconjunto de datos de prueba será usado para comprobar la precisión del modelo propuesto como se describe en el apartado 5.2.4. Es necesario resaltar que se han llevado a cabo distintos análisis basados en la selección aleatoria de diferentes conjuntos de datos para ser utilizados como muestras de entrenamiento, encontrando resultados muy similares para todos ellos.

Inicialmente es importante definir $I_{SC,norm}$ [adimensional] y $P_{max,norm}$ [adimensional] como parámetros que respectivamente definen la I_{SC} y P_{max} normalizada en función del valor de DNI medida y DNI estándar dada por el fabricante, bajo la cual se ofrecen los parámetros eléctricos del módulo (en este caso es de 1000 W/m^2). La forma de cálculo de ambos parámetros está expresada en las ecuaciones 5.1 y 5.2, respectivamente. El modelo propuesto e

implementado propone esta normalización habida cuenta de la alta influencia que ejerce la DNI tanto en la I_{SC} como en la P_{max} entregadas por el módulo CPV, representando valores relativos en función de sus valores de referencia medidos bajo STC y ofrecidos por el fabricante.

$$I_{SC,norm} = \frac{I_{SC,medida} * DNI_{STC}}{I_{SC\ STC} * DNI_{medida}} \quad (5.1)$$

$$P_{max,norm} = \frac{P_{max,medida} * DNI_{STC}}{P_{STC} * DNI_{medida}} \quad (5.2)$$

donde:

- $I_{SC,medida}$ [A] y $P_{max,medida}$ [W] representan respectivamente los valores de I_{SC} y P_{max} medidos experimentalmente.
- $I_{SC\ STC}$ y P_{STC} son los valores ofrecidos por el fabricante bajo condiciones de medida estándar.
- DNI_{medida} [W/m^2] y DNI_{STC} [W/m^2] son los valores de DNI medida y estándar, respectivamente.

Tras la normalización de parámetros eléctricos propuesta, se ha obtenido una expresión (polinomio de regresión de segundo grado) que estima la $I_{SC,norm}$ del módulo CPV para un valor de SMR determinado. Se ha considerado la necesidad de obtener un polinomio de segundo grado para caracterizar el efecto de SMR sobre $I_{SC,norm}$, habida cuenta de la influencia ejercida por este parámetro ambiental, marcada por un punto de inflexión para SMR aproximadamente igual a la unidad, como se ha mostrado en las figuras 5.3 y 5.4. Para considerar la pequeña influencia que ejerce la T_{amb} sobre la I_{SC} generada por el módulo, el conjunto de datos de modelado (subconjunto de entrenamiento) ha sido a su vez dividido en tres subconjuntos diferentes, en función del valor de T_{amb} bajo el cual fueron recogidos: (5-20) °C, (20-30) °C, (30-45) °C (figuras 5.9-5.11), a partir del comportamiento eléctrico analizado en la figura 5.5, e intentado hacer una

separación entre valores de T_{amb} bajos, medios y altos, para la localización donde se han registrado las medidas experimentales. De este modo, es posible calcular el valor de $I_{SC,norm}$ entregada por el módulo CPV, bajo un valor determinado de SMR y T_{amb} . Los polinomios de segundo grado mostrados en las figuras 5.9-5.11 se obtienen a partir de la herramienta de Matlab® *curve fitting toolbox*, que permite realizar un análisis de regresión y ajustar los datos experimentales a una expresión con una forma determinada previamente introducida por el usuario. Los datos experimentales serán ajustados a un polinomio de segundo grado para considerar el efecto positivo y negativo que ejerce el índice SMR sobre $I_{SC,norm}$ para valores de SMR menores o mayores que la unidad, respectivamente.

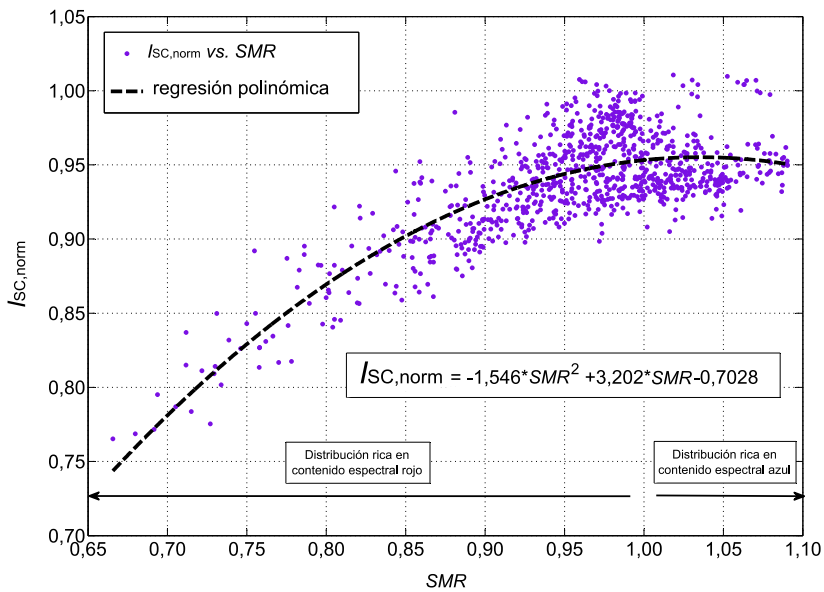


Figura 5.9: $I_{SC,norm}$ en función del índice SMR para un total de 916 medidas recogidas bajo valores de T_{amb} entre 5 °C y 20 °C.

La figura 5.9 muestra el polinomio de regresión de segundo grado que mejor ajusta los datos registrados para valores de T_{amb} entre 5 °C y 20 °C, devolviendo

un valor RMSE de 0,02252 (calculado por la herramienta Matlab[®] *curve fitting toolbox* a partir de la ecuación 5.3):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Valor_simul - Valor_real)^2}{N}} \quad (5.3)$$

Siendo N el número de muestras.

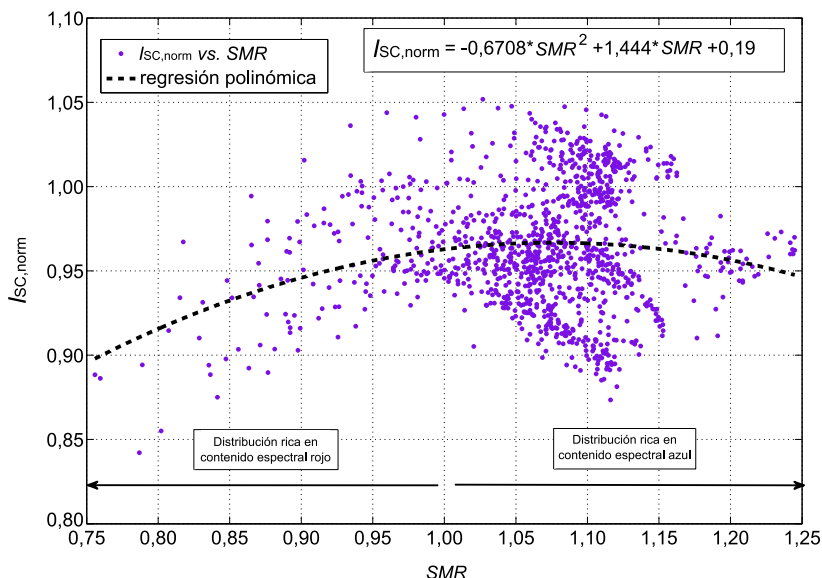


Figura 5.10: $I_{SC,norm}$ en función del índice SMR para un total de 1.172 medidas recogidas bajo valores de T_{amb} entre 20 °C y 30 °C.

Del mismo modo, la figura 5.10 muestra el polinomio de segundo grado que mejor ajusta los datos experimentales obtenidos bajo un valor de T_{amb} entre 20 °C y 30 °C, ofreciendo un valor RMSE de 0,03502 dado por el software que realiza dicho ajuste. La regresión polinómica de grado 2, que define el comportamiento de los datos recogidos para una T_{amb} entre 30 °C y 45 °C con un valor de RMSE de 0,03291, se muestra en la figura 5.11.

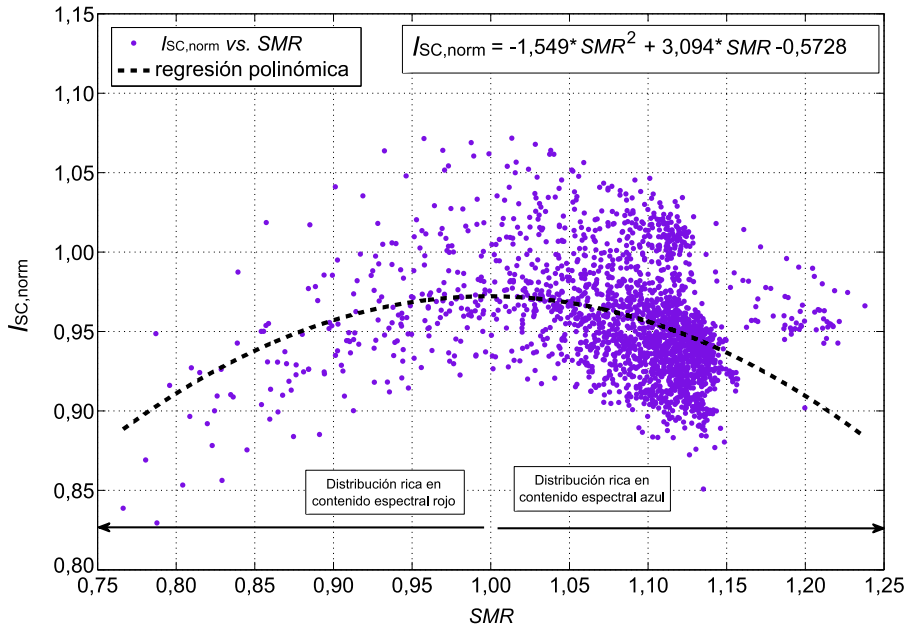


Figura 5.11: $I_{SC,norm}$ en función del índice SMR para un total de 2.193 medidas recogidas bajo valores de T_{amb} entre 30 °C y 45 °C.

A partir de los polinomios de regresión obtenidos en las figuras 5.9, 5.10 y 5.11, es posible calcular el valor de $I_{SC,norm}$ entregada por un módulo CPV a partir del conocimiento previo de la T_{amb} y valor de SMR bajo los cuales se encuentra trabajando dicho módulo. Conociendo la relación existente entre la $I_{SC,norm}$ y la $P_{max,norm}$ para el subconjunto de datos de entrenamiento del módulo CPV analizado, obtenida a través de la regresión lineal representada en la figura 5.12, es posible calcular la $P_{max,norm}$ de dicho módulo. En esta relación ya quedaría implícita la influencia de W_S sobre la P_{max} entregada como factor que ejerce una influencia leve. Al igual que en los casos anteriores, la regresión lineal que define la dependencia entre $I_{SC,norm}$ y $P_{max,norm}$, representada en la figura 5.12, se obtiene a partir de la herramienta de Matlab[®] *curve fitting toolbox*, y en este caso ofrece un valor de RMSE de 0,02427.

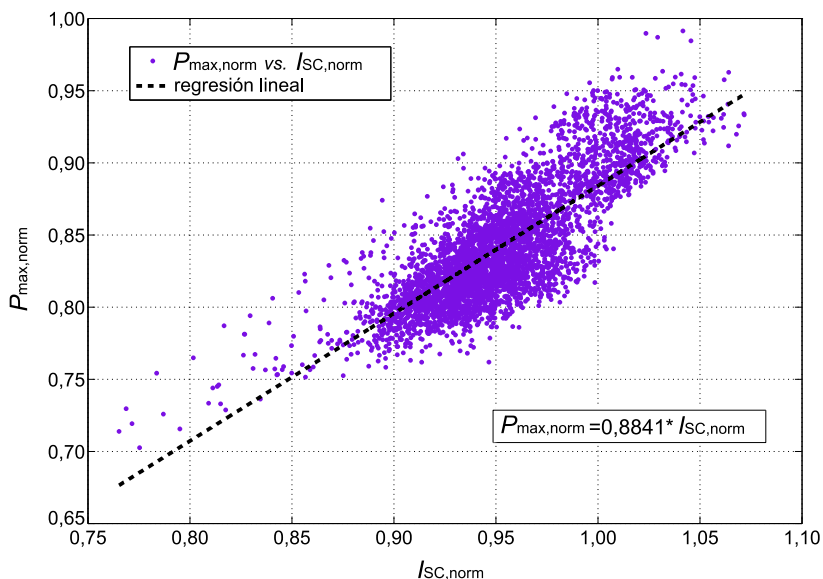


Figura 5.12: Regresión lineal que define la dependencia entre $I_{\text{SC}, \text{norm}}$ y $P_{\max, \text{norm}}$ para un total de 4.281 medidas.

En resumen, el modelo descrito permite calcular la $P_{\max, \text{norm}}$ entregada por un módulo CPV trabajando bajo unas determinadas condiciones ambientales de T_{amb} y SMR . Dicho modelo ha sido definido en base a la obtención de regresiones polinómicas de segundo grado que modelan la influencia de SMR sobre la $I_{\text{SC}, \text{norm}}$ entregada por el módulo para tres intervalos de T_{amb} , así como una regresión lineal que define la dependencia entre la $I_{\text{SC}, \text{norm}}$ y la $P_{\max, \text{norm}}$. El valor de potencia máxima simulada ($P_{\max, \text{simul}}$, [W]) puede ser obtenido a través de la ecuación 5.2, introduciendo el valor de DNI bajo el cual se realiza la medida, así como la $P_{\max}$ entregada por el módulo CPV en cuestión, bajo condiciones STC y DNI_{STC} , según hoja de características facilitada por el fabricante.

5.2.4. Validación del modelo propuesto

El modelo propuesto será validado para los datos del subconjunto de prueba, calculando el error cometido en la estimación de la $P_{\max}$ del módulo CPV con

respecto a los valores reales medidos. El proceso seguido en la validación se resume en la figura 5.13.

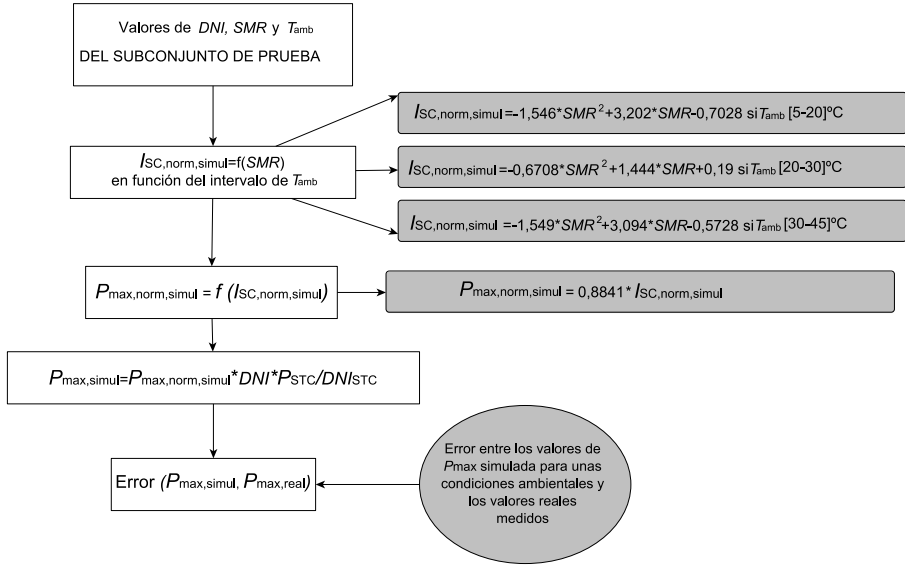


Figura 5.13: Diagrama del proceso seguido en la validación del modelo.

Tras la aplicación del proceso de validación descrito en el diagrama de la figura 5.13, se obtienen los valores de la potencia máxima normalizada simulada ($P_{\max,\text{norm},\text{simul}}$, [adimensional]) entregada por el módulo CPV bajo condiciones atmosféricas específicas. La $P_{\max,\text{simul}}$ se calculará tomando como referencia la ecuación 5.2, y despejando el término de $P_{\max,\text{medida}}$, que en este caso corresponderá con la $P_{\max,\text{simul}}$ como se muestra en la figura 5.13. Tras ello, estos datos serán comparados con los valores de potencia máxima real ($P_{\max,\text{real}}$, [W]) registrados por el sistema de medida para el subconjunto de datos de prueba. La figura 5.14 muestra la relación entre los datos reales y los simulados por el modelo (ambos normalizados en función de P_{STC}) para los intervalos de T_{amb} considerados. Como se puede extraer de la figura 5.14, existe una buena relación entre los valores de $P_{\max}$ calculados a partir del modelo, $P_{\max,\text{simul}}$, y los

correspondientes valores reales, $P_{\max, \text{real}}$. En la tabla 5.1 se muestran los valores de RMSE y error porcentual medio en valor absoluto (MAPE, del inglés *mean absolute percentage error*), calculados a partir de las ecuaciones 5.4 y 5.5 respectivamente, para cada intervalo de T_{amb} considerado. El error RMSE se mide en Watios y muestra el valor del error medio cometido en términos absolutos. Debido a criterios de confidencialidad del fabricante no es posible ofrecer datos de potencia nominal del módulo CPV en estudio. Este hecho impulsó el cálculo del valor de MAPE, como un error en términos porcentuales, relativo a la $P_{\max}$ entregada por el módulo. Como puede extraerse a la vista de los resultados obtenidos, los valores de error resultan lo suficientemente bajos para considerar el modelo preciso.

$$\text{RMSE}(W) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_{\max, \text{simul}} - P_{\max, \text{real}})^2}{N}} \quad (5.4)$$

$$\text{MAPE}(\%) = \frac{100}{N} * \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_{\max, \text{simul}} - P_{\max, \text{real}}}{P_{\max, \text{real}}} \right| \quad (5.5)$$

Como ya se ha indicado anteriormente, $P_{\max, \text{simul}}$ representa la $P_{\max}$ simulada por el modelo propuesto y $P_{\max, \text{real}}$ corresponde con la $P_{\max}$ real del subconjunto de prueba. Por otra parte, N es el número de muestras que componen este subconjunto de datos de prueba para cada uno de los intervalos de T_{amb} considerados.

Tabla 5.1: Valores de RMSE y MAPE para cada intervalo de T_{amb} considerado.

Intervalo de T_{amb}	RMSE (W)	MAPE (%)
[5-20] °C	4,26	3,20
[20-30] °C	5,68	4,53
[30-45] °C	4,56	3,49

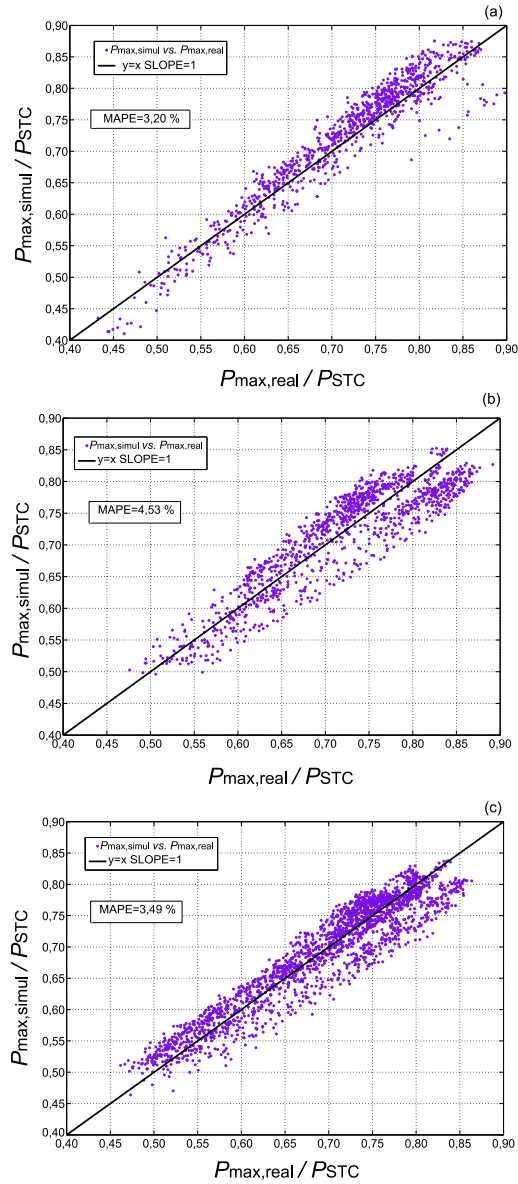


Figura 5.14: Relación entre $P_{\max, \text{simul}}$ y $P_{\max, \text{real}}$ para un total de (a) 919 medidas de prueba registradas bajo valores de T_{amb} comprendidos en el rango [5-20] °C. (b) 1.159 medidas de prueba registradas bajo valores de T_{amb} en el rango [20-30] °C. (c) 2.202 medidas de prueba registradas bajo valores de T_{amb} en el rango [30-45] °C.

5.2.5. Conclusiones

En este apartado de la Tesis Doctoral se propone e implementa un modelo que permite calcular la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV trabajando bajo unas condiciones atmosféricas determinadas. Para validar el modelo propuesto se comparan los datos de $P_{\max}$ simulados por el citado modelo bajo condiciones atmosféricas específicas, con los datos de $P_{\max}$ reales medidos para un módulo CPV bajo dichas condiciones ambientales de operación. Como resultado de la comparación se calculan valores de RMSE de 4,26 W, 5,68 W y 4,56 W que corresponden con valores de MAPE de 3,20%, 4,53% y 3,49% para los intervalos de T_{amb} de [5-20] °C, [20-30] °C y [30-45] °C, respectivamente.

Este modelo ha sido aplicado y validado con un módulo CPV cuyas características constructivas, tipo de óptica y células componentes coinciden con aquellas usadas por los modelos de módulos CPV más extendidos a nivel de mercado. Consecuentemente, se podrían extrapolar los resultados obtenidos en la caracterización inicial, y aplicar este modelo propuesto a otros módulos CPV. En este estudio no ha sido posible aplicar el modelo propuesto y validar su fiabilidad con los otros modelos de módulos CPV, debido a que, como ya se ha introducido previamente, el seguidor solar estaba calibrado para ajustarse de manera óptima y conseguir la máxima productividad del módulo A. Esto provoca que el resto de los módulos CPV testeados presenten ligeras diferencias en su funcionamiento eléctrico y en su dependencia con las condiciones atmosféricas, principalmente en la influencia de SMR sobre $I_{SC, \text{norm}}$, lo que imposibilita la validación del modelo con estos módulos. Sin embargo, este modelo podría aplicarse a cualquier otro módulo CPV con características constructivas similares a las del módulo A, siempre que su comportamiento eléctrico estuviera optimizado a partir de una calibración del seguidor solar a este propósito. De este modo, se obtendrían los valores normalizados de $P_{\max}$ ($P_{\max, \text{norm}, \text{simul}}$) entregados por el módulo CPV en cuestión trabajando bajo unas determinadas condiciones atmosféricas (SMR y

T_{amb}). Los valores de $P_{max,simul}$ (sin normalizar) pueden ser posteriormente calculados conociendo el valor de los parámetros eléctricos dados por el fabricante en condiciones STC, así como el valor de DNI medido.

5.3. CÁLCULO DE LA POTENCIA MÁXIMA DE MÓDULOS CPV A TRAVÉS DE APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE.

5.3.1. *Introducción y descripción del modelo propuesto*

En esta sección de la Tesis Doctoral, y en colaboración con el con el Grupo de Investigación de Sistemas Inteligentes y Minería de datos (SIMiDat) de la Universidad de Jaén, se ha desarrollado un modelo basado en ecuaciones de regresión lineal múltiple para estimar la P_{max} entregada por módulos CPV bajo condiciones de operación real.

Como ya se introdujo en el Capítulo 2 de la presente Tesis Doctoral, hasta la actualidad, el único estándar establecido para el cálculo de la P_{max} de módulos o sistemas CPV bajo condiciones de operación exterior, fue definido por ASTM en 2006 [113]. Sin embargo, dicho estándar ASTM E-2527-06 no está reconocido a nivel internacional. El estándar propone el uso de una ecuación lineal múltiple (ecuación 5.6) para calcular la P_{max} entregada por módulos o sistemas CPV como función de las siguientes variables de entrada: DNI , T_{amb} y W_S . Para obtener la P_{max} será necesario calcular los coeficientes de regresión (a_1 , a_2 , a_3 y a_4) que componen dicha ecuación lineal a partir de análisis experimental previo.

$$P_{max} = DNI * (a_1 + a_2 * DNI + a_3 * T_{amb} + a_4 * W_S) \quad (5.6)$$

Sin embargo, y como ya ha sido ampliamente demostrado por estudios de investigación previos y por la propia experimentación llevada a cabo a lo largo de esta Tesis Doctoral, la distribución del espectro solar tiene una importancia muy

remarcable en el comportamiento eléctrico de las células MJ que componen los módulos CPV. A pesar de la anterior afirmación, el ASTM E-2527-06 no tiene en cuenta la influencia de la distribución espectral de la *DNI* en la estimación de la $P_{\max}$ de módulos CPV, lo que constituye el principal inconveniente de la metodología propuesta por dicho estándar.

A partir del estándar ASTM E2527-06, y con el objetivo de incrementar su precisión, se propone incluir la influencia de la distribución espectral como sumando adicional a la regresión lineal múltiple mostrada en la ecuación 5.6, caracterizando dicha distribución espectral por medio de dos índices: *SMR* y *APE*.

Como ha sido demostrado en la sección anterior de la presente Tesis Doctoral, la distribución espectral de la *DNI* afecta negativamente a la $P_{\max}$ extraída de los módulos CPV, a medida que dicha distribución se separa de la estándar AM1.5D. Como consecuencia de dicho razonamiento, en el modelo propuesto se estima necesario usar dos ecuaciones de regresión lineal múltiple para cada índice implementado (*SMR* o *APE*), en función del intervalo espectral en el que nos encontremos. De este modo, la primera ecuación será usada cuando la distribución espectral de la *DNI* tenga un contenido espectral en rojo mayor que la distribución estándar. Por otra parte, la segunda ecuación será aplicada cuando la distribución espectral de la *DNI* tenga un contenido espectral en azul mayor que la distribución estándar. Se considerará que la distribución solar incidente coincide con la estándar AM1.5D cuando $SMR=1$. Por tanto, éste será el punto de inflexión considerado para dividir la metodología implementada en dos intervalos de operación diferentes. El punto de inflexión para el índice *APE* se determina mediante un proceso descrito e implementado en la sección 5.3.2.

Para proceder al análisis experimental y calcular los coeficientes de regresión de las ecuaciones lineales que componen el modelo propuesto, se realizó una campaña experimental en Jaén, desde Marzo de 2013 (a partir de este momento se comienza a medir la distribución espectral a través de espectro-radiómetro con

tubo colimador) hasta Noviembre de 2013. Aunque dicha campaña experimental no pudo completarse durante un año completo, comprende suficientes medidas representativas acerca de la influencia de las condiciones atmosféricas sobre la $P_{\max}$ entregada por los módulos CPV analizados, para conseguir el objetivo de ajuste de los coeficientes de regresión que forman las ecuaciones propuestas. La experimentación se implementa a tres módulos CPV diferentes, definidos en el capítulo 4 con las referencias A, B y C. El conjunto completo de datos está formado por 8.780 muestras para el módulo A, 4.710 muestras para el módulo B y 8.410 muestras para el módulo C. Se obtiene un menor número de muestras para el módulo B ya que éstas fueron filtradas debido a problemas de sombreamiento y fallos puntuales en su funcionamiento. Cada una de estas muestras está formada por los valores de $P_{\max}$ registrada por cada uno de los módulos CPV a los que se aplica la experimentación propuesta, así como las condiciones meteorológicas (DNI , APE , SMR , T_{amb} , y W_s) bajo las cuales dichos módulos fueron medidos.

5.3.2. Justificación del modelo propuesto

El modelo de estimación de la $P_{\max}$ de módulos CPV propuesto en esta sección de la Tesis Doctoral está particularizado para dos intervalos espectrales considerando la distribución espectral estándar AM1.5D, correspondiente al índice $SMR=1$, como punto de separación entre ambos intervalos espectrales.

La figura 5.15 muestra la relación existente entre los valores de SMR y DNI para la campaña experimental realizada. Como puede apreciarse, con valores de DNI bajos, se registran distribuciones espectrales ricas en contenido rojo (bajos valores de SMR) para las primeras y últimas horas del día. Por el contrario, bajo condiciones de cielo nublado se registran distribuciones espectrales muy ricas en contenido azul (altos valores de SMR). Adicionalmente, para condiciones de cielo despejado, a medida que se incrementa el valor de DNI , va creciendo

paulatinamente el valor de *SMR* registrado. Se observa como para altos valores de *DNI*, el valor de *SMR* está muy próximo a la unidad, y por tanto la distribución espectral será muy similar a la estándar AM1.5D.

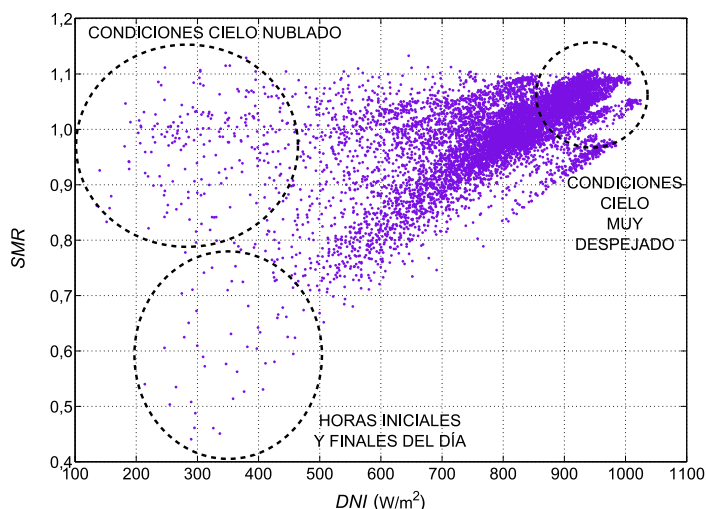


Figura 5.15: Relación entre *DNI* y *SMR*.

Como ya quedó patente en la sección 5.2.2.1 del presente capítulo dedicada al estudio de la influencia de la distribución espectral de la *DNI* sobre los parámetros eléctricos registrados por un módulo CPV, el índice *SMR* ejerce un efecto remarcable en los valores de I_{SC} y P_{max} entregados por un módulo CPV. La influencia del índice *SMR* sobre los valores de I_{SC}/DNI para el módulo definido con la referencia A, se mostró en la figura 5.3. A partir del análisis de dicha figura se concluyó que la influencia de *SMR* sobre I_{SC}/DNI estaba marcada por un punto de inflexión que se correspondía con valores de *SMR* cercanos a la unidad, y que definía el comportamiento eléctrico óptimo del módulo. Para valores de *SMR* inferiores o superiores a la unidad el valor de I_{SC}/DNI decrecía, entregando el módulo consecuentemente un menor valor de P_{max}/DNI a su salida. Este hecho permite afirmar que los datos experimentales registrados con valores de $SMR=1$ fueron recogidos bajo distribuciones espectrales muy similares a la estándar.

Como se ha indicado anteriormente, el modelo propuesto plantea el uso de dos índices alternativos (*SMR* y *APE*) para incluir el efecto de la distribución espectral de la *DNI* en la metodología propuesta por el estándar ASTM. La figura 5.16 muestra la relación intrínseca existente entre ambos índices, para la campaña experimental considerada en este estudio.

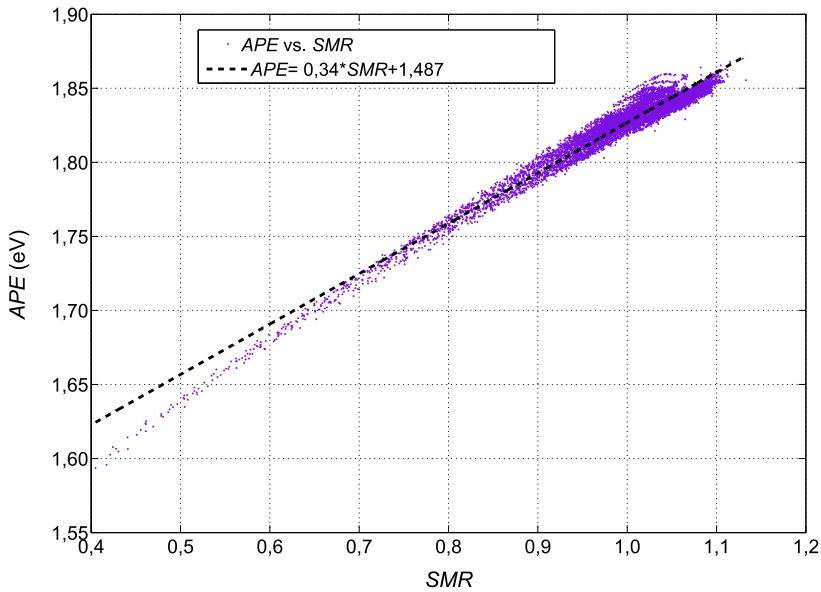


Figura 5.16: Relación entre *SMR* y *APE*.

Como queda patente en la figura 5.16, la relación entre *SMR* y *APE* es prácticamente lineal, a excepción de distribuciones espectrales muy ricas en contenido rojo, durante las cuales los valores registrados de *APE* son inferiores a los esperados según la tendencia lineal. De este modo, es posible obtener una expresión polinómica de primer grado (ecuación 5.7) para definir la relación entre ambos índices, a través de la herramienta de Matlab[®] *curve fitting toolbox*:

$$f(x) = p_1 * x + p_2 \quad (5.7)$$

Coeficientes (con intervalo de confianza del 95%):

- $p_1 = 0,340$
- $p_2 = 1,487$

Bondad del ajuste según Matlab[®] *curve fitting toolbox*:

- $R^2 = 0,9601$
- $RMSE = 0,00644$

A partir de la expresión obtenida, es posible calcular el valor de *APE* que corresponde a la distribución espectral estándar AM1.5D, o en otras palabras, el valor de *APE* que corresponde al punto de inflexión *SMR*=1, considerado en el estudio. De acuerdo con la expresión extraída de los datos representados en la figura 5.16, se obtiene un valor de *APE*=1,83 (correspondiente a *SMR*=1) como punto de separación que dividirá las ecuaciones de regresión lineal múltiple en dos intervalos espectrales.

En resumen, tomando como base la metodología propuesta en el estándar ASTM E2527-06, se presenta un modelo basado en ecuaciones de regresión lineal múltiple, para modificar el anterior estándar mediante la inclusión de la influencia del espectro solar. A partir de análisis experimental se obtendrán los coeficientes de regresión que mejor ajusten las siguientes ecuaciones lineales múltiples (ecuación 5.8 – ecuación 5.11) aplicadas a tres módulos CPV diferentes:

Si *SMR* < 1

$$P_{\max} = DNI * (a_1^a + a_2^a * DNI + a_3^a * T_{\text{amb}} + a_4^a * W_s + a_5^a * SMR) \quad (5.8)$$

Si *SMR* >= 1

$$P_{\max} = DNI * (a_1^b + a_2^b * DNI + a_3^b * T_{\text{amb}} + a_4^b * W_s + a_5^b * SMR) \quad (5.9)$$

Las ecuaciones 5.8 y 5.9 (en función del intervalo espectral considerado) serán aplicadas cuando se utilice el espectro-heliómetro tribanda para caracterizar la influencia de la distribución espectral de la *DNI*, a través de la inclusión del índice *SMR* como sumando adicional a la ecuación dada por estándar ASTM E-2527-06.

Si $APE < 1,83$

$$P_{\max} = DNI * (a_1^a + a_2^a * DNI + a_3^a * T_{\text{amb}} + a_4^a * W_s + a_5^a * APE) \quad (5.10)$$

Si $APE \geq 1,83$

$$P_{\max} = DNI * (a_1^b + a_2^b * DNI + a_3^b * T_{\text{amb}} + a_4^b * W_s + a_5^b * APE) \quad (5.11)$$

Por su parte, las ecuaciones 5.10 y 5.11 serán aplicadas cuando se utilice el espectro-radiómetro con tubo colimador para considerar la influencia de la distribución espectral de la *DNI*. En este caso, dicha influencia quedará caracterizada a través de la inclusión del índice *APE* como sumando adicional a la ecuación dada por estándar ASTM E-2527-06.

5.3.3. Metodología de DE para el cálculo de coeficientes de regresión

Para llevar a cabo la experimentación expuesta en este trabajo se hizo una separación entre el subconjunto de datos de entrenamiento (80% del total, para el cálculo de los coeficientes de regresión) y el subconjunto de datos de prueba (20% del total, para comprobar la capacidad de predicción del modelo implementado). La separación entre el subconjunto de entrenamiento y el subconjunto de prueba se realiza atendiendo a una selección aleatoria en función del valor de *DNI* de cada una de las muestras, de manera que el subconjunto de prueba sea representativo del conjunto total de datos. Para obtener los coeficientes de regresión lineal que componen las ecuaciones 5.8-5.11 para los 3 módulos

CPV en estudio, se propone el uso de un algoritmo de minería de datos basado en DE.

Los algoritmos evolutivos son algoritmos estocásticos enfocados a la búsqueda y optimización, basados en el proceso de evolución natural. Estos algoritmos evolutivos fueron introducidos por Holland [130] en el año 1975. Dentro de las estrategias de computación evolutivas, se puede destacar la DE, definida por primera vez por Storn [131] en 1997 como un optimizador de funciones versátil, enfocado a la optimización con parámetros reales, donde se enfatiza la mutación. El algoritmo basado en DE usa un operador de cruce o recombinación, posteriormente a la mutación, para promocionar la diversidad en la población. Esta estrategia de DE ha mostrado un buen comportamiento en problemas de optimización real como el que representa el aprendizaje de coeficientes de regresión reales mostrados en las ecuaciones 5.8-5.11.

Conviene recordar que cada una de las ecuaciones de regresión lineal que componen el modelo propuesto (ecuaciones 5.8-5.11) presenta un problema de optimización individual e independiente y, por tanto, el proceso iterativo seguido en el algoritmo basado en DE se ejecutará una vez para cada una de estas ecuaciones. Antes de comenzar a describir dicho proceso es necesario definir ciertos conceptos básicos previos.

- La población inicial consiste en un conjunto de individuos generados de forma aleatoria, a partir de los cuales comienza el proceso evolutivo.
- Cada individuo representa una solución al problema planteado. En el caso que se presenta en este estudio, cada individuo consiste en un vector formado por 5 valores correspondientes a cada uno de los coeficientes de regresión que componen las ecuaciones 5.8-5.11.

El algoritmo evolutivo de DE se basa en la idea de realizar diferencias escaladas entre los distintos individuos que componen la población, de manera que se

perturbe dicha población inicial y evolucione hacia la solución buscada. La búsqueda de la solución óptima se basa en la aplicación de un operador de mutación de dos o más individuos y un operador de recombinación. Un aspecto importante a tener en cuenta en DE es la sustitución final: cada nuevo individuo generado solo se incluye si éste presenta una solución mejor que la original. La bondad de cada solución se mide en base a una función de evaluación o función *fitness*. Para este problema la función de evaluación consiste en el cálculo del error MAPE (según la ecuación 5.5) entre los valores de $P_{\max}$ predichos por la ecuación de regresión lineal a partir de los coeficientes del individuo analizado, y los correspondientes valores de $P_{\max}$ real para el subconjunto de datos de entrenamiento. El mejor individuo obtenido tras la realización de un número determinado de generaciones, será el individuo seleccionado como solución óptima al problema propuesto. De acuerdo a la definición original de algoritmo de DE, sus principales etapas se definen a continuación:

1. Inicialización: se genera una población inicial (P_0), formada por N_p individuos. Cada individuo está formado por 5 coeficientes de regresión, por tanto 5 valores reales. La generación de la población inicial se hace de manera aleatoria, dentro de unos límites máximo y mínimo previamente definidos. En este caso en particular, se ha considerado el dominio $[-1,1]$ para la generación de una P_0 formada por 100 individuos.
2. Para cada nueva generación en el proceso evolutivo, la siguiente población se completa a través del proceso descrito a continuación:
 - a. Para cada individuo original, Ind , se extraen aleatoriamente tres individuos (Ind_A , Ind_B , e Ind_C) de la población.
 - b. Aplicando la expresión definida en la ecuación 5.12 para cada uno de los coeficientes de regresión que forman un individuo, y a partir de los tres individuos previos seleccionados de forma aleatoria, se obtiene un nuevo individuo mutado (Ind').

- c. A continuación se lleva a cabo una recombinación entre Ind e Ind' , como se muestra en la ecuación 5.13.
 - d. Finalmente, el individuo que presente el mejor valor de la función de evaluación entre Ind e Ind' , se introducirá en la población para la siguiente generación.
3. El criterio de finalización del proceso evolutivo consiste en alcanzar un número determinado de generaciones, previamente fijado. En este caso se han realizado 10.000 generaciones.
 4. Finalmente, se extrae de la población final aquel individuo que presente mejor función de evaluación, o dicho con otras palabras, aquel conjunto de coeficientes de regresión lineal que genere un menor error en la estimación de la P_{max} .

El individuo mutado se genera a partir de la ecuación 5.12 para un $j = 1, \dots, n_c$, siendo n_c el número de coeficientes de regresión que compone cada individuo.

$$Ind'[j] = Ind_A[j] + F(Ind_B[j] - Ind_C[j]) \quad (5.12)$$

Donde F es el factor de escalado para el operador de mutación. En este caso se utiliza un número aleatorio en el intervalo $[0,1]$ como factor de escalado.

El individuo recombinado se obtiene de manera probabilística a partir de la expresión 5.13.

$$Ind'[j] = \begin{cases} Ind[j], & \text{si aleatorio } [0,1] \leq C_r \\ Ind'[j], & \text{en el resto de los casos} \end{cases} \quad (5.13)$$

Siendo C_r un ratio de cruce predefinido. En este caso se utiliza un $C_r=0,5$.

5.3.4. Análisis experimental

A continuación en la tabla 5.2 se muestran los coeficientes de regresión ajustados por el algoritmo basado en DE para los 3 módulos CPV en estudio.

Tabla 5.2: Coeficientes de regresión obtenidos por el algoritmo basado en DE para los 3 módulos CPV.

Ref.	Intervalo espectral	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
A	$SMR < 1$	0,07642	$-1,63 \cdot 10^{-5}$	$-1,11 \cdot 10^{-4}$	$3,00 \cdot 10^{-4}$	0,06223
	$SMR \geq 1$	0,15091	$-9,48 \cdot 10^{-6}$	$-3,63 \cdot 10^{-4}$	$3,38 \cdot 10^{-4}$	-0,01229
	$APE < 1,83$	-0,17841	$-1,66 \cdot 10^{-5}$	$-1,53 \cdot 10^{-4}$	$3,01 \cdot 10^{-4}$	0,17423
	$APE \geq 1,83$	0,21910	$-8,79 \cdot 10^{-6}$	$-3,75 \cdot 10^{-4}$	$3,06 \cdot 10^{-4}$	-0,04418
B	$SMR < 1$	0,04501	$-6,15 \cdot 10^{-6}$	$-7,52 \cdot 10^{-5}$	$-5,78 \cdot 10^{-5}$	0,02558
	$SMR \geq 1$	0,06309	$-7,10 \cdot 10^{-6}$	$7,86 \cdot 10^{-5}$	$-1,17 \cdot 10^{-5}$	$2,80 \cdot 10^{-3}$
	$APE < 1,83$	$7,20 \cdot 10^{-5}$	$-7,98 \cdot 10^{-7}$	$-4,80 \cdot 10^{-4}$	$-5,23 \cdot 10^{-5}$	0,03544
	$APE \geq 1,83$	-0,02364	$-8,73 \cdot 10^{-6}$	$5,18 \cdot 10^{-5}$	$-6,57 \cdot 10^{-5}$	0,04999
C	$SMR < 1$	0,11709	$1,77 \cdot 10^{-5}$	$7,07 \cdot 10^{-4}$	$1,46 \cdot 10^{-3}$	0,14811
	$SMR \geq 1$	0,24975	$-1,97 \cdot 10^{-5}$	$3,06 \cdot 10^{-4}$	$5,55 \cdot 10^{-4}$	0,02541
	$APE < 1,83$	-0,37436	$7,48 \cdot 10^{-6}$	$8,75 \cdot 10^{-4}$	$1,45 \cdot 10^{-3}$	0,34547
	$APE \geq 1,83$	0,04643	$-2,10 \cdot 10^{-5}$	$2,48 \cdot 10^{-4}$	$4,02 \cdot 10^{-4}$	0,12691

Como se ha indicado anteriormente, el seguidor solar está optimizado para el módulo CPV con referencia A. Es por ello, que los datos eléctricos entregados por dicho módulo A han sido considerados como base de estudio de la influencia de las condiciones ambientales sobre el comportamiento eléctrico de módulos CPV. De este modo, a la vista de los coeficientes de regresión obtenidos para el módulo A se concluye:

- Influencia prácticamente lineal entre DNI y $P_{\max}$ entregada por un módulo CPV. Esto queda patente a la vista de los bajos valores que presentan los coeficientes a_2 , cuando se comparan con los coeficientes a_1 .
- Influencia negativa muy leve de T_{amb} sobre la $P_{\max}$ del módulo CPV. Esta influencia está caracterizada por los coeficientes de regresión a_3 .
- Influencia positiva muy leve de W_s sobre la $P_{\max}$ del módulo CPV. Esta influencia está caracterizada por los coeficientes de regresión a_4 .

- Influencia positiva de la distribución espectral de la *DNI* para valores de $SMR < 1$ o $APE < 1,83$. A medida que aumenta el valor de *SMR* o *APE* aumenta el valor de P_{max} entregada por un módulo CPV. Esta influencia queda caracterizada a través de los coeficientes de regresión a_5 para el primer intervalo espectral.
- Influencia negativa de la distribución espectral de la *DNI* para valores de $SMR > 1$ o $APE > 1,83$. A medida que aumenta el valor de *SMR* o *APE* disminuye la P_{max} entregada por un módulo CPV. Este efecto es visible a partir del análisis de los coeficientes de regresión a_5 para el segundo intervalo espectral.

Se observa como a través del estudio de los coeficientes de regresión calculados a partir del algoritmo basado en DE para el módulo A, se llega a las mismas conclusiones que se enunciaban en el apartado 5.2.2.4 del presente capítulo tras la realización del análisis experimental previo a ese mismo módulo CPV. No obstante, se observa que existen algunas diferencias en el comportamiento eléctrico de los tres módulos CPV estudiados y su dependencia con las condiciones ambientales. Esto puede deberse a las variaciones constructivas existentes entre ellos, y al hecho de que el seguidor solar está calibrado para que quede orientado de forma que el módulo A trabaje de manera óptima. En campañas experimentales futuras se propone orientar el seguidor para que los módulos B y C trabajen de manera óptima, lo que permitirá comparar dichos resultados con los obtenidos en la presente experimentación, y enunciar conclusiones más generalistas.

Una vez calculados los coeficientes de regresión que mejor ajustan las ecuaciones de regresión lineal múltiple que componen el modelo propuesto, se predicen los valores de P_{max} entregada por los módulos CPV bajo diferentes condiciones ambientales de operación, para el subconjunto de datos de prueba. Los resultados de error RMSE y MAPE entre los valores de $P_{max,real}$ y los valores de $P_{max,simul}$

obtenidos por el modelo para los 3 módulos CPV en estudio, se muestran en la tabla 5.3.

Tabla 5.3: Resultados de errores RMSE y MAPE obtenidos mediante el algoritmo DE para 3 módulos CPV.

Ref.	Intervalo espectral	RMSE (W)	MAPE (%)
A	$SMR < 1$	2,89	3,07
	$SMR \geq 1$	2,73	2,17
	$APE < 1,83$	2,90	2,94
	$APE \geq 1,83$	2,61	2,05
B	$SMR < 1$	1,45	2,45
	$SMR \geq 1$	1,77	3,08
	$APE < 1,83$	1,52	2,48
	$APE \geq 1,83$	1,53	2,59
C	$SMR < 1$	8,37	3,92
	$SMR \geq 1$	12,73	4,75
	$APE < 1,83$	9,30	4,12
	$APE \geq 1,83$	12,79	4,68

En términos generales, los resultados obtenidos muestran la bondad del modelo de regresión lineal propuesto, con errores MAPE que en ninguno de los casos superan el 5%. Se consideran los errores MAPE como base para el estudio de la propuesta definida en este trabajo, ya que dicho error nos ofrece una medida global e independiente de la potencia nominal del módulo CPV sobre el que se aplique el modelo. A partir del análisis de los errores MAPE calculados para los 3 módulos CPV estudiados, se remarca la posibilidad de uso tanto del índice APE como SMR para definir la influencia de la distribución espectral de la DNI en la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV.

5.3.5. Conclusiones

En este apartado de la Tesis Doctoral se implementa un modelo que propone el uso de ecuaciones de regresión lineal múltiple para obtener la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV bajo unas condiciones ambientales específicas. A partir de la

metodología presentada por el estándar ASTM E2527-06, y con el objetivo de aumentar su precisión, en el modelo propuesto en este trabajo se presenta la posibilidad de uso de dos índices alternativos: *SMR* y *APE*, como sumandos adicionales a la ecuación de regresión lineal propuesta por el estándar ASTM. De esta forma, se incluye la influencia de la distribución espectral de la *DNI* para el cálculo de la $P_{\max}$ de módulos CPV. Adicionalmente, cada una de las ecuaciones lineales propuestas se divide a su vez en dos intervalos espectrales, a partir del punto de inflexión dado por la distribución espectral estándar AM1.5D.

Para calcular los coeficientes de regresión que mejor ajustan las ecuaciones de regresión lineal múltiple propuestas en el modelo, se presenta el uso de un algoritmo basado en DE. Dichos coeficientes de regresión son calculados a partir de los datos experimentales medidos para tres modelos de módulos CPV. Finalmente, en la validación del modelo se comparan los datos de $P_{\max}$ calculados por dicho modelo bajo unas condiciones ambientales determinadas con los datos de $P_{\max}$ reales medidos para el subconjunto de datos de prueba, para los tres módulos CPV en estudio. Como resultado se obtienen unos valores de error MAPE para los tres módulos CPV estudiados, que en ninguno de los casos superan el 5%.

Se destaca la importancia del modelo basado en ecuaciones de regresión lineal múltiple presentado en este trabajo, debido a que ha mostrado su bondad en la predicción de la $P_{\max}$ para tres módulos CPV diferentes. Por otra parte, es un modelo de predicción que puede ser implementado de manera sencilla y a la vez precisa por la gran mayoría de la comunidad a la que va dirigido, debido a la posibilidad alternativa de uso del índice *SMR* (medido a través de espectro-heliómetro tribanda), o el índice *APE* (medido a través de espectro-radiómetro con tubo colimador), para cuantificar la influencia de la distribución espectral de la *DNI* en la $P_{\max}$ entregada por los módulos CPV.

CAPÍTULO 6

Desarrollo e implementación de modelos basados en ANN para predecir la curva V-I de módulos CPV

6.1. INTRODUCCIÓN

Las redes neuronales artificiales (ANN, del inglés *artificial neural networks*), ofrecen una forma de modelar alternativa a la usada por las técnicas convencionales, y resultan una solución óptima cuando no existe una ecuación matemática que defina el comportamiento físico de un determinado dispositivo. Con esta base en este capítulo de la Tesis Doctoral se propone el uso de modelos basados en perceptrón multicapa (MLP, del inglés *multilayer perceptron*), y se

aplican dichos modelos para generar las curvas $V-I$ características de uno de los módulos comerciales CPV más extendidos en el mercado, a partir de la introducción de determinadas condiciones atmosféricas previamente medidas. Estos modelos se aplican al módulo CPV definido con la referencia A en el Capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral.

Como ya se argumentó en el Capítulo 3, a pesar de que la forma más extendida y rápida de obtener información generalizada acerca del funcionamiento eléctrico de un determinado módulo o sistema, se basa en la obtención de su $P_{\max}$, en algunos análisis o estudios más exhaustivos resulta importante conocer su curva $V-I$ completa. El análisis de dichas curvas $V-I$ permitirá extraer una información más detallada acerca del comportamiento del módulo o sistema CPV testado, permitiendo dilucidar posibles problemas de *mismatch* entre células de un módulo o módulos de un sistema, problemas de sombreadamiento, inexactitudes en el sistema de seguimiento, problemas asociados a los dispositivos ópticos, etc.

Para llevar a cabo el entrenamiento y posterior validación de los modelos MLP implementados en este estudio, se realizó una campaña experimental en Jaén, desde Julio de 2011 hasta Junio de 2012. Finalmente se obtuvieron un total de 15.915 muestras registradas. Cada una de estas muestras se compone de la lista completa de pares de valores *tensión-intensidad* (aproximadamente 300 pares de valores $V-I$ por curva) que definen cada una de las curvas medidas, así como las condiciones meteorológicas de referencia (DNI , APE , T_{amb} , y W_s) bajo las cuales fueron recogidas estas curvas.

Las ANN implementadas, modelos basados en MLP, se diseñan y se usan para obtener la curva $V-I$ completa del módulo CPV, introduciendo como entradas: DNI , distribución espectral de la irradiancia incidente a través del índice APE , T_{amb} , y W_s . Es necesario considerar que en este estudio y para llevar a cabo el diseño y posterior implementación de los modelos basados en MLP propuestos, sólo se utilizan datos de DNI por encima de 600 W/m^2 , evitando así condiciones

de cielo nublado que impiden el correcto funcionamiento y dificultan la caracterización eléctrica de módulos CPV, como ya se argumentó en el capítulo 5.

Por otra parte, en la implementación de los modelos propuestos se introduce como entrada el valor de *APE* dado por el espectro-radiómetro sin tubo colimador. Por tanto se trata del valor de *APE* para *GNI*. Es conocido que en el análisis de la influencia de la distribución espectral de la irradiancia incidente sobre el comportamiento eléctrico de un módulo CPV, el índice *APE* debe ser calculado teniendo en cuenta la componente directa de la irradiancia incidente (medidas de espectro-radiómetro con tubo colimador). Sin embargo, los espectro-radiómetros convencionales más extendidos a nivel de mercado miden la distribución espectral de la *GNI* (los espectro-radiómetros para *DNI* han sido incorporados muy recientemente al mercado), y dicha información se encuentra disponible ya en ciertas bases de datos atmosféricas. Es por ello que para simplificar el uso de los modelos implementados y ofrecer una mayor aplicabilidad de los mismos en el análisis energético de grandes plantas de CPV, en este estudio se considera la distribución espectral de *GNI* en lugar de *DNI* para el cálculo del índice *APE*. Atendiendo a este mismo razonamiento, se considera el intervalo de longitud de onda entre 350 nm y 1050 nm como límites de integración en el cálculo de *APE*, intentando ajustar dichos límites de longitud de onda al rango que, según las especificaciones, ofrecen los espectro-radiómetros más extendidos a nivel comercial.

6.2. JUSTIFICACIÓN, DESCRIPCIÓN Y ESTRUCTURA DEL MODELO PROPUESTO

Para predecir la curva *V-I* entregada por módulos CPV, se propone el uso de dos métodos alternativos: un MLP entrenado a partir de coordenadas Cartesianas (MLP_{VI}), y un MLP entrenado con coordenadas polares ($MLP_{\rho\alpha}$). Adicionalmente a la implementación y uso de los modelos presentados, se usa un mapa auto-

organizado (SOM, del inglés *self-organizing map*) de Kohonen, como herramienta para la selección de las muestras más representativas del conjunto inicial de datos, de manera que sean usadas como conjunto de entrenamiento de los modelos MLP. Este proceso de selección permitirá que los modelos simulen las curvas V - I de un módulo CPV trabajando incluso bajo condiciones atmosféricas poco frecuentes, de manera que su comportamiento no dependa de las condiciones climáticas propias de la localización donde se lleve a cabo el estudio, buscando siempre la máxima aplicabilidad de los modelos presentados. El resto de muestras no seleccionadas para el entrenamiento se utilizarán para comprobar la capacidad de generalización de los modelos, es decir, la capacidad de predicción del comportamiento eléctrico del módulo CPV trabajando bajo condiciones atmosféricas distintas a aquellas para las cuales fue entrenado.

En el primer modelo, MLP_{VI} , (figura 6.1), se introducen las condiciones atmosféricas (DNI , APE , T_{amb} y W_s), junto con los valores de tensión V_k de cada punto de la curva, como entradas a la red, obteniendo como salida los valores de corriente I_k que corresponden a cada valor de tensión introducido como entrada. De esta manera, y a partir de los pares de valores *tensión-intensidad*, la curva V - I puede ser representada fácilmente.

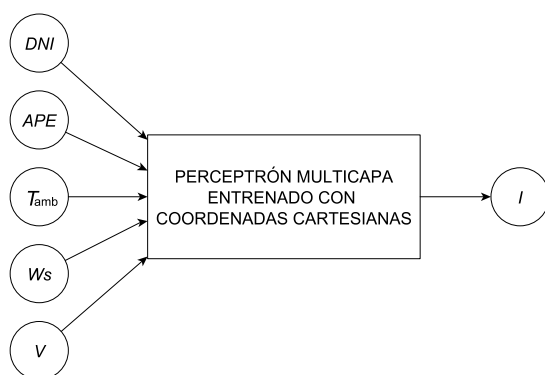


Figura 6.1: Esquema de funcionamiento del MLP entrenado con coordenadas Cartesianas.

Adicionalmente al modelo basado en curvas V-I definidas como una lista de puntos expresados en coordenadas Cartesianas, se presenta un modelo alternativo basado en curvas V-I definidas por puntos expresados en coordenadas polares, $MLP_{\rho\alpha}$. En este caso, cada uno de los puntos que forman la curva quedan definidos a partir de dos valores, la longitud ρ del radio-vector desde el origen de coordenadas (0, 0) hasta el punto en cuestión, y el valor de ángulo α formado entre dicho vector y el eje X positivo. La conversión de coordenadas Cartesianas a coordenadas polares se realiza atendiendo a las ecuaciones 6.1 y 6.2 (para cada par de valores V-I con índice k):

$$\rho_k = \sqrt{I_k^2 + V_k^2} \quad (6.1)$$

$$\alpha_k = \arctan\left(\frac{I_k}{V_k}\right) \quad (6.2)$$

Por tanto, para cada curva simulada se introducen las variables atmosféricas bajo las cuales dicha curva es recogida (DNI , APE , T_{amb} y W_s), junto con los diferentes valores de ángulo α_k , obteniendo en este caso como salida de la red, el valor de radio ρ_k correspondiente a cada valor de ángulo introducido. El esquema de funcionamiento del perceptrón multicapa entrenado con coordenadas polares se representa en la figura 6.2.

Este segundo modelo puede usarse introduciendo las variables atmosféricas de entrada y únicamente variando el valor de ángulo desde 0° hasta 90° , obteniendo de este modo el valor del radio asociado a cada valor de ángulo introducido y por tanto la curva V-I completa en el primer cuadrante. En geometría básica existen algunas funciones o curvas que pueden ser directamente obtenidas a partir de coordenadas polares, como son el círculo o la espiral. El mismo razonamiento se puede seguir para la representación de la forma típica de la curva V-I de un módulo CPV. De aquí surge la idea de utilizar dichas coordenadas polares como

entradas al MLP, de manera que se simplifique la tarea de aprendizaje, en busca de un modelo con una estimación de la forma real de la curva $V-I$ lo más realista posible.

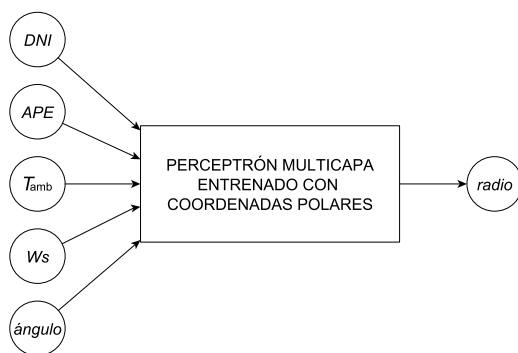


Figura 6.2: Esquema de funcionamiento del MLP entrenado con coordenadas polares.

6.3. ESTRATEGIA DE SELECCIÓN DE PATRONES REPRESENTATIVOS PARA EL ENTRENAMIENTO DEL PERCEPTRON MULTICAPA: CLASIFICADOR DE KOHONEN

6.3.1. Introducción a la estrategia de clasificación de Kohonen

Como ya se ha indicado anteriormente, el conjunto de inicial de datos está formado por 15.915 muestras, cada una de ellas compuesta por la curva $V-I$, con sus respectivas condiciones atmosféricas asociadas: DNI , distribución espectral de la irradiancia a través del índice APE , T_{amb} y W_s . Este conjunto inicial de datos es demasiado extenso para ser usado de manera completa en el proceso de entrenamiento de la red neuronal, lo que ocasionaría un coste computacional excesivo. Además, si se utiliza el conjunto completo de datos para el entrenamiento de la red, no se dispondrá de datos sobrantes para poder testear su comportamiento. En este sentido, resulta necesario realizar una selección previa

de un número reducido de muestras del conjunto inicial de medidas, para realizar el entrenamiento de los modelos MLP implementados.

Habitualmente esta selección se plantea de forma aleatoria, sin embargo, mediante esta estrategia, y debido a la propia naturaleza de los datos introducidos como entradas, aquellas muestras que contengan las condiciones atmosféricas más frecuentes de la localidad de estudio tienen una alta probabilidad de ser elegidas. En el caso de la localización del presente estudio, las condiciones climáticas presentes en Jaén tienen un carácter fuertemente marcado y se repiten asiduamente. En este sentido, se puede asegurar que del total de muestras que componen el conjunto inicial de datos, ciertas de ellas ofrecen información redundante. La implementación de una selección aleatoria de datos implica que aquellas muestras registradas bajo las condiciones ambientales más frecuentes en la localización del estudio, tienen más probabilidad de ser aleatoriamente elegidas. Si esta selección aleatoria se utiliza como conjunto de entrenamiento del MLP, la simulación implementada se basará en esas muestras que más se repiten. Consecuentemente, cuando el objetivo sea usar el modelo MLP para la predicción del comportamiento del módulo CPV bajo condiciones meteorológicas poco frecuentes en la localización estudiada, los resultados pueden alejarse bastante de la realidad.

Con el objetivo de mejorar los resultados obtenidos, se propone el uso de un clasificador SOM [132,133], para llevar a cabo la selección de las muestras de entrenamiento que utilizará el MLP. El SOM de Kohonen es un clasificador que habitualmente se usa para dividir las muestras de entrada en un determinado número de grupos o clases. Para llevar a cabo dicha clasificación se buscan patrones de comportamiento similares entre las muestras de entrada, agrupando en una misma clase aquellas que comparten una estructura común. De esta manera, se introducen como entrada los vectores que van a ser clasificados, y la red será la encargada de encontrar patrones similares entre ellos, situando en una

misma clase todos aquellos que presenten similares características. Así, la similitud entre dos vectores disminuye a medida que aumenta la distancia que separa a los grupos en los que se encuentran ubicados. Las estructuras de Kohonen están formadas por una capa de entrada y una capa de salida. La capa de entrada tendrá un número de neuronas igual al número de variables que componen cada uno de los vectores reales introducidos como entrada y que se van a clasificar. La capa de salida de la red neuronal de clasificación será una matriz de neuronas, que contiene tantas celdas como clases en las que queramos dividir el conjunto inicial de datos. Así, la red de clasificación tendrá tantas neuronas en su capa de salida como muestras se quieran seleccionar para ser usadas como patrones de entrenamiento para los modelos MLP propuestos.

6.3.2. Configuración del clasificador de Kohonen

La clasificación para la elección del conjunto destinado al entrenamiento del MLP se ha realizado en base a los parámetros atmosféricos que definen cada una de las curvas $V-I$ que componen la muestra inicial, recordemos, DNI , APE , T_{amb} , y W_s . Por tanto, la red de clasificación estará formada por un total de 4 neuronas en su capa de entrada. Por otro lado, se disponen de 3.600 neuronas en la capa de salida, correspondientes a 3.600 clases o grupos de muestras que comparten condiciones atmosféricas similares. Esta clasificación ha sido implementada a través del SOM de Kohonen para seleccionar las 3.600 muestras más representativas del conjunto inicial de datos, que serán los patrones de entrenamiento para los modelos MLP.

Es importante señalar que cada neurona en la capa de salida no se encuentra dispuesta de manera aislada e independiente en el espacio físico. Por el contrario, cada una de ellas tiene una posición física determinada y conforma una estructura con el resto de neuronas que forman dicha capa. Se pueden adoptar diferentes configuraciones que definen las relaciones existentes entre las neuronas que componen la capa de salida del clasificador SOM de Kohonen. En este caso, se ha

elegido una estructura bidimensional en la cual las neuronas que componen la capa de salida se ordenan en un mismo plano. Adicionalmente, la topología define la localización específica que ocupa cada una de las neuronas componentes de la capa de salida en el plano, así como la relación de vecindad existente entre dos neuronas diferentes. Como ya se ha expuesto anteriormente, la idea de la red de clasificación define que si dos muestras son muy similares, serán clasificadas en una neurona común, y por tanto en la misma clase. Sin embargo, si dos muestras son parecidas, pero no lo suficiente para poder clasificarse en el mismo grupo, estarán dispuestas en neuronas vecinas, según la topología de red considerada. En este trabajo se ha implementado una topología hexagonal para definir la disposición de las neuronas en la capa de salida del clasificador SOM de Kohonen, ya que esta topología ofrece mejores resultados de clasificación [134].

En la topología hexagonal, como su propio nombre indica, las neuronas se organizan siguiendo un patrón hexagonal. Así, las neuronas que forman parte de la misma fila comparten la coordenada Y, sin embargo, aquellas neuronas que forman parte de la misma columna comparten la misma coordenada X de forma alternativa. La topología hexagonal se define de manera que cada neurona de la capa de salida está rodeada por otras 6 neuronas vecinas, todas ellas a una distancia euclídea igual a 1. En la figura 6.3, y a modo de ejemplo, se muestran las posiciones que ocupan las neuronas en el espacio en una red hexagonal de dimensiones 12x8.

Además es necesario seleccionar el tipo de distancia a utilizar para medir la diferencia en posición entre cada neurona de la capa de salida y sus vecinas. En este estudio se ha considerado la distancia *linkdist* (recomendada por el software de programación) para medir la distancia entre dos neuronas componentes de la red creada. Dicha distancia se define como el número de saltos de longitud unitaria (o menor) que son necesarios acometer para pasar de una neurona a otra.

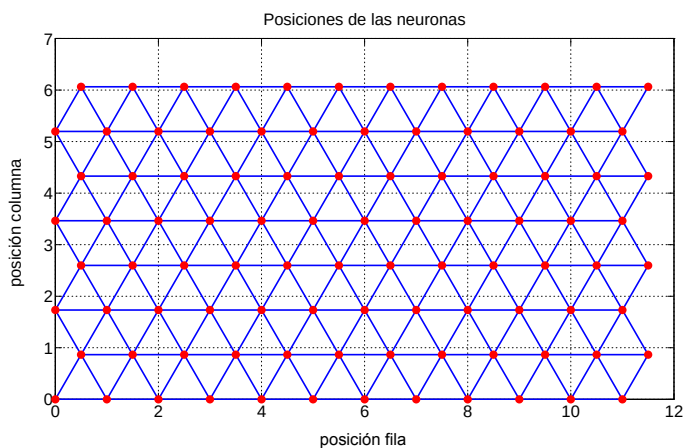


Figura 6.3: Posiciones que ocupan las neuronas que componen una topología hexagonal de dimensiones 12x8.

Como se ha descrito anteriormente, la red de clasificación dispone de 3.600 neuronas en su capa de salida, dispuestas de manera que forman una red de dos dimensiones repartidas en 60 filas por 60 columnas. La figura 6.4 muestra una simplificación esquemática de la red de clasificación implementada.

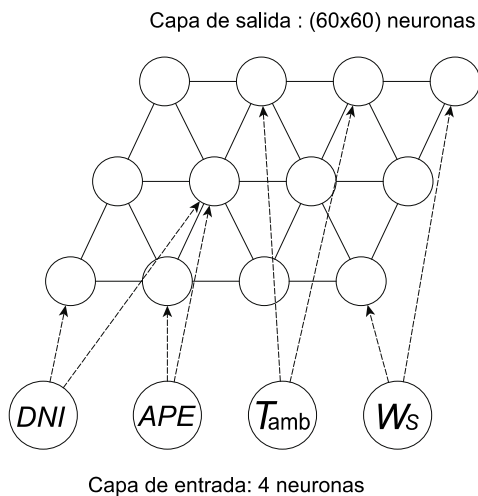


Figura 6.4: Estructura esquematizada de la red de clasificación SOM.

Cada neurona de la capa de entrada estará conectada con todas aquellas neuronas de la capa de salida. Cada conexión existente entre una neurona de la capa de entrada y una neurona en la capa de salida se pondera con un valor determinado. Por tanto, cada neurona de la capa de salida tiene asociado un vector de pesos.

La red de clasificación de Kohonen tendrá una duración determinada que dependerá del número de iteraciones a realizar que se imponga como criterio inicial. A continuación se describe una explicación más detallada del procedimiento llevado a cabo a lo largo del proceso de entrenamiento de la red SOM.

Inicialmente las muestras de entrada se presentan a la red, de manera que una única neurona de la capa de salida se convierte en la clase ganadora. Sin embargo, en el proceso de aprendizaje no solo se modifican los pesos de dicha neurona ganadora, sino los de todas aquellas que pertenecen a su misma vecindad (en menor grado a medida que nos alejamos de la neurona ganadora dentro de la misma vecindad). Así, se introduce el vector de entrada, formado en este caso por las condiciones atmosféricas asociadas a cada curva $V-I$, y se determina la neurona ganadora (aquella cuyo potencial de activación sea mayor), actualizándose los pesos de esta neurona y los de todas sus vecinas. Existen dos versiones para llevar a cabo el algoritmo de entrenamiento en la red de clasificación SOM: modo *online* y modo *batch* [135,136].

El modo *online* es el procedimiento original propuesto por Kohonen, en el cual la actualización de los pesos de cada neurona tiene lugar inmediatamente después de que cada nueva muestra de entrada se presente a la red. Al inicio de cada nueva iteración el conjunto de muestras se ordenan siguiendo un criterio aleatorio. Después, dichas muestras se presentan a la red de una en una. Para cada una de las muestras presentadas, la neurona más cercana a dicha muestra, se convierte en

la neurona ganadora. A continuación, se actualiza el vector de pesos de la recién obtenida neurona ganadora y de sus vecinas, mediante la ecuación 6.3:

$$\omega_i(t+1) = \omega_i(t) + \alpha(t) * [x_k - \omega_i(t)] * h_{j,i}(t) \quad (6.3)$$

donde:

- $\omega_i(t+1)$: peso de la neurona i en el paso $(t+1)$, tras su actualización.
- $\omega_i(t)$: peso de la neurona i en el paso (t) , antes de la actualización.
- $\alpha(t)$: ratio de aprendizaje (*learning rate*) en el paso (t) , que controla la intensidad de la actualización de pesos, y que va disminuyendo su valor a medida que avanza el proceso de entrenamiento.
- x_k : posición de la muestra de entrada.
- $h_{j,i}(t)$: función de transferencia de la vecindad, que cuantifica el nivel de vecindad existente entre la neurona ganadora j y la neurona i cuyo peso está siendo actualizado.

Es común usar la forma Gaussiana como función de transferencia de la vecindad, según la ecuación 6.4:

$$h_{j,i}(t) = e^{-\text{linkdist}^2(r_j, r_i) / \sigma^2(t)} \quad (6.4)$$

donde:

- r_i : posición de la neurona actualizada en la red de salida.
- r_j : posición de la neurona ganadora en la red de salida.
- $\sigma^2(t)$: tamaño de la vecindad, que va disminuyendo a medida que avanza el proceso de entrenamiento.

Sin embargo, en el presente estudio se ha optado por utilizar un punto de vista alternativo. La versión *batch* [137,138] del algoritmo de entrenamiento surge posteriormente, modificando la forma de operar del modo anterior y mejorando su

comportamiento. El modo *batch* utiliza toda la información que tiene disponible en un único paso, de manera que el conjunto total de datos de entrada se presenta a la red antes de que se produzca la actualización de los pesos de las neuronas. En lugar de actualizar el vector de pesos cada vez que una nueva muestra de entrada se presenta a la red, la información obtenida de todas las muestras de entrada se recopila y combina en una única fórmula actualizando el peso de cada neurona de salida. Así, se obtiene la neurona ganadora $j(k)$ para cada muestra de entrada k . Después, se actualiza el vector de pesos de cada neurona i en la capa de salida, a partir de la ecuación 6.5:

$$\omega_i(t + 1) = \frac{\sum_k h_{j(k),i}(t) * x_k}{\sum_k h_{j(k),i}(t)} \quad (6.5)$$

Este último modo requiere un tiempo computacional mucho menor, por lo que es utilizado en la gran mayoría de las ocasiones.

La función de transferencia de la vecindad va modificándose a lo largo del proceso de entrenamiento de la red, siendo capaz de modificar los pesos de todas las neuronas, incluso aquellas que se encuentren alejadas de la neurona ganadora al comienzo del algoritmo de entrenamiento. A medida que el proceso de entrenamiento va avanzando, y se van sucediendo las diferentes iteraciones que completan dicho aprendizaje, la función de transferencia de la vecindad se hace más picuda y más estrecha en su base, de manera que solo aquellas neuronas cercanas a la neurona ganadora en cada iteración modifican su peso. Del mismo modo, la vecindad de la neurona ganadora no es constante a lo largo del tiempo, sino que va modificándose a medida que avanza el proceso de entrenamiento, que a su vez se subdivide en dos fases: *ordering* y *tuning* [139]. En este estudio se implementaron 1.000 iteraciones para cada una de dichas fases.

Fase *ordering*: es la primera etapa, donde realmente se realiza la clasificación y se calculan los pesos de cada neurona, ordenándose en el espacio y ocupando una

posición determinada en la capa de salida de la red. El tamaño de la vecindad en esta fase del entrenamiento comenzará con un valor fijado e irá disminuyendo con el paso de las sucesivas iteraciones. Para obtener el tamaño de la función de vecindad de cada neurona al inicio de esta fase, se considerará que inicialmente todas las neuronas de la red forman parte de la vecindad de la neurona ganadora. Teniendo en cuenta esta premisa, el tamaño inicial de la vecindad queda definido como la distancia existente entre las dos neuronas más lejanas de la red. El tamaño de esta vecindad irá disminuyendo a lo largo de la fase *ordering* hasta alcanzar la distancia de la vecindad que se considera en la siguiente fase de *tuning*. A medida que la distancia de la vecindad va disminuyendo en esta fase del proceso, las neuronas se van ordenando en el espacio según la topología previamente definida. Del mismo modo, la tasa de aprendizaje tendrá un valor inicial de 0,9, e irá disminuyendo paulatinamente en cada nueva iteración hasta alcanzar el valor de la tasa de aprendizaje al inicio de la fase *tuning*.

Fase Tuning: Constituye la fase final del proceso de entrenamiento y es solo un ajuste refinado, de manera que el prototipo de cada neurona se disponga lo más cercano posible al centro de masas de las muestras clasificadas en dicha neurona. Cuando comienza la fase *tuning*, la distancia de la vecindad alcanza su valor mínimo (solo neuronas muy próximas), que se mantendrá constante hasta el final del proceso. Esta distancia de vecindad con un valor bajo incluye como vecinas únicamente a las neuronas más cercanas. La tasa de aprendizaje comienza con un valor de 0,02 al inicio de esta fase y se mantiene prácticamente constante hasta llegar al final del proceso de clasificación.

En este caso se han utilizado un número de iteraciones igual para ambas fases del proceso, ya que el objetivo final no es realizar un ajuste muy fino, sino dividir las muestras iniciales en grupos que compartan similares características. Además, se han dispuesto 1.000 iteraciones por fase intentando buscar un compromiso que

permita obtener suficientes muestras representativas del conjunto inicial (3.600 patrones), sin incurrir para ello en un coste computacional demasiado alto.

Una vez finalizado el proceso de entrenamiento del clasificador SOM, el vector de pesos obtenido para cada neurona de la capa de salida dará el prototipo asociado a esa clase, definiéndola. Este prototipo coincide con el centro de masas de todas aquellas muestras de entrada que fueron clasificadas en cada una de las retículas correspondientes a las neuronas de salida. De entre todas las muestras componentes del conjunto inicial de datos clasificadas en una misma neurona de salida, se elegirá la más cercana al prototipo de cada clase para utilizarlas como conjunto de entrenamiento para los modelos MLP. Las 3.600 muestras seleccionadas y obtenidas a través del procedimiento de clasificación (patrones) serán, de este modo, representativas del conjunto total de datos de entrada. El resto de muestras no seleccionadas se usaran para la evaluación del comportamiento de los modelos MLP implementados (conjunto de prueba). El código básico de creación y entrenamiento de la red SOM de Kohonen está definido y descrito en la sección A3.1 del anexo 3.

6.3.3. Resultados obtenidos de la clasificación de Kohonen

Una vez el clasificador SOM de Kohonen ha seleccionado las 3.600 muestras para ser utilizadas como patrones de entrenamiento de los modelos MLP, éstas se comparan con el conjunto completo de datos de condiciones atmosféricas registradas, asegurando que son realmente representativas de dicho conjunto inicial. En la figura 6.5 se representan los valores de *APE* en función de *DNI* para todas las curvas estudiadas y para aquellas seleccionadas para el entrenamiento de los modelos MLP. Se sigue el mismo procedimiento en las figuras 6.6 y 6.7, en las cuales se representan T_{amb} y W_s , respectivamente, en función de los valores de *DNI* registrados, para el conjunto completo de datos y para aquellos patrones seleccionados por la red SOM de Kohonen.

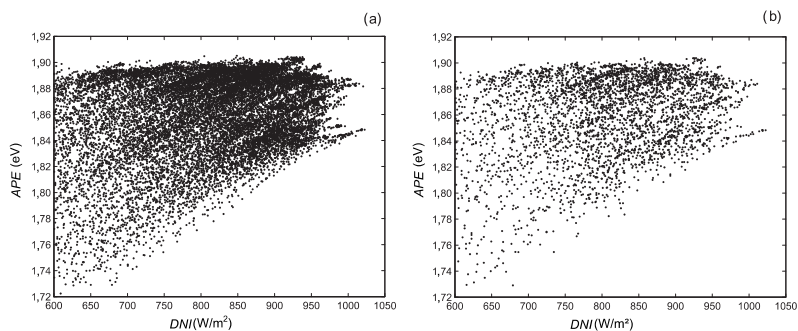


Figura 6.5: APE en función de DNI para: (a) todas las curvas estudiadas, (b) curvas seleccionadas por red SOM de Kohonen.

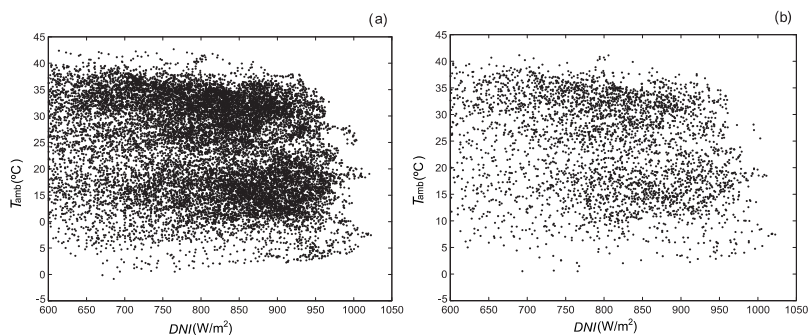


Figura 6.6: T_{amb} en función de DNI para: (a) todas las curvas estudiadas, (b) curvas seleccionadas por red SOM de Kohonen.

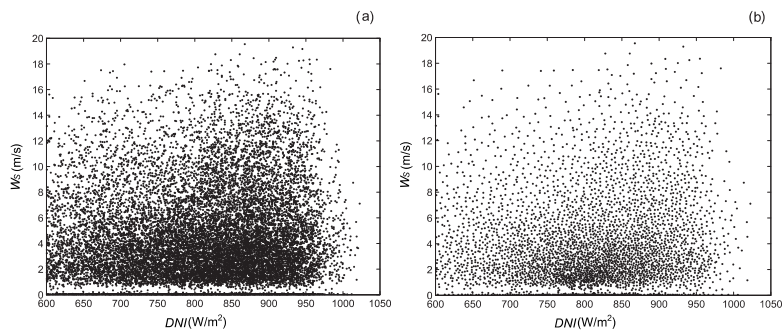


Figura 6.7: W_s en función de DNI para: (a) todas las curvas estudiadas, (b) curvas seleccionadas por red SOM de Kohonen.

Estas gráficas ponen de manifiesto la capacidad de las muestras seleccionadas por la red SOM para cubrir todo el espacio de información dado por el conjunto inicial de datos. Como se puede extraer de estas tres figuras, las muestras seleccionadas como representativas, que constituyen los patrones para el posterior entrenamiento de los modelos MLP, abarcan y representan de manera muy precisa el amplio rango de posibles condiciones atmosféricas. Se otorga la misma importancia a las muestras que se repiten y a aquellas poco frecuentes, a través de la eliminación de la información redundante.

6.4. DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DEL PERCEPTRÓN MULTICAPA PARA EL TRAZADO DE LA CURVA V-I DE MÓDULOS CPV

6.4.1. Principios básicos del Perceptrón Multicapa

De manera general una red MLP se compone de una capa de entrada, una capa de salida, y una o varias capas intermedias (llamadas capas ocultas). El número de capas ocultas, así como el número de neuronas que compone cada una de las capas ocultas dependen de la complejidad del problema que se esté resolviendo en cada caso, y deben ser definidas por el usuario de manera previa al inicio del proceso de entrenamiento [140]. Cada neurona de una determinada capa está conectada con todas las neuronas componentes de la siguiente capa. Cada conexión tendrá a su vez un peso asociado que define su intensidad, y que debe ser ajustado a lo largo del proceso de aprendizaje. Adicionalmente, cada neurona tiene asociado un valor de *bias*, b , que también debe ser ajustado. De esta manera, cada neurona de entrada (que define cada una de las variables introducidas al MLP), se conecta con cada una de las neuronas de la primera capa oculta. Del mismo modo, la salida de una capa intermedia constituye la entrada de la siguiente, y la salida de la última capa (capa de salida), corresponde con la salida del MLP. La estructura general de un MLP se muestra en la figura 6.8.

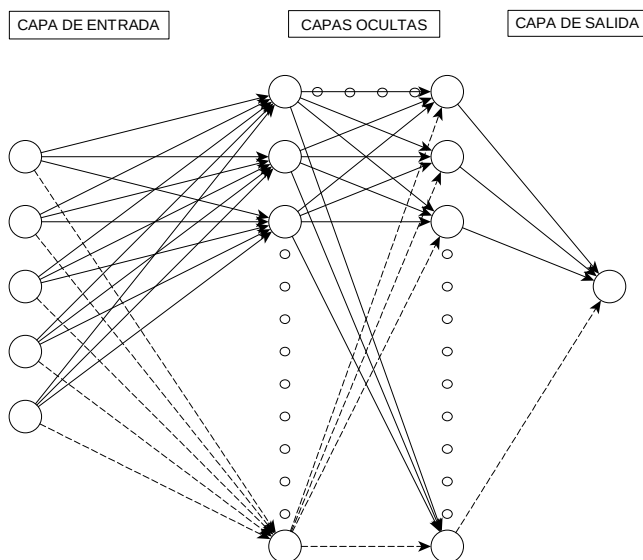


Figura 6.8: Representación esquematizada de la estructura básica de un MLP.

La figura 6.9, muestra el esquema de un proceso básico compuesto por n entradas y una única neurona en la capa oculta. Los pesos (intensidad de la conexión) y el valor *bias*, b , son parámetros que se usaran para calcular el valor de activación, a a partir de las entradas de la red MLP.

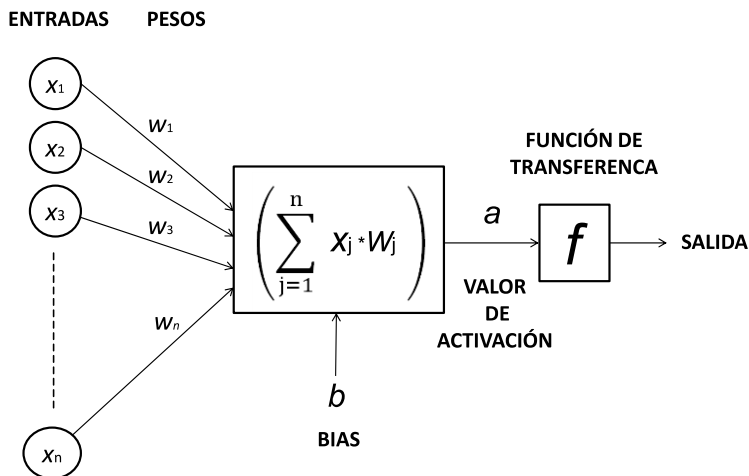


Figura 6.9: Esquema de proceso en cada unidad del MLP.

Cada valor de entrada x_j se multiplica por cada peso w_j de manera que la suma de todos estos productos junto con el valor de b , dan lugar al valor de activación a , según la ecuación 6.6.

$$a = \left(\sum_{j=1}^n x_j * w_j \right) + b = x_1 * w_1 + x_2 * w_2 + \dots + x_n * w_n + b \quad (6.6)$$

Finalmente, este valor de activación, a , se transformará en un valor de salida de la red MLP una vez que se le aplique la función de transferencia, f , correspondiente. Las ecuaciones 6.7-6.10 y la figura 6.10 muestran y describen diferentes posibilidades que definen la ecuación que sigue la función de transferencia.

Función lineal $f(a) = a$ (6.7)

Función escalón $f(a) = \begin{cases} 1 & \text{if } a \geq 0 \\ 0 & \text{if } a < 0 \end{cases}$ (6.8)

Función logaritmo $f(a) = \frac{1}{1+e^{-a}}$ (6.9)

Función tangente hiperbólica $f(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}$ (6.10)

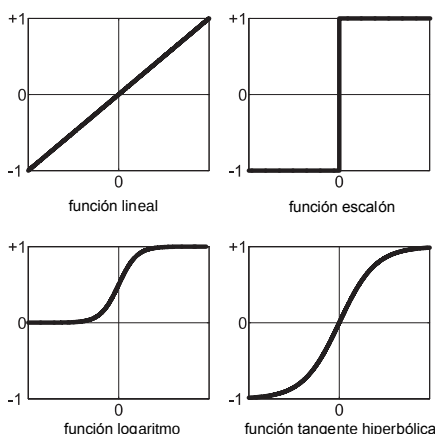


Figura 6.10: Representación gráfica de las diferentes funciones de transferencia.

En este trabajo se ha usado la función tangente hiperbólica para las capas ocultas, y la función lineal para la capa de salida, tras comprobar que dicha configuración se ajustaba mejor a los datos y ofrecía mejores resultados.

A continuación se presenta el proceso básico que se sigue en el entrenamiento del MLP. Cada muestra está formada por dos partes diferenciadas, la entrada y la salida objetivo (*target*), que es la salida real correspondiente a dicha entrada. Al inicio del proceso todos los pesos se inicializan de manera aleatoria. A lo largo de la fase de entrenamiento del MLP, cada una de las muestras de entrada se presenta a la red calculándose el valor de salida que corresponde a cada una de las anteriores muestras introducidas. En este punto, el valor de salida calculada se compara con el valor de salida real conocida (*target*). En función de la diferencia entre ambas, se actualizan los pesos siguiendo una regla de aprendizaje.

El esquema básico de realización del proceso se muestra en la figura 6.11. Este proceso iterativo se mantiene hasta el momento en el que se alcance uno de los criterios de parada del entrenamiento. Uno de estos criterios se basa precisamente en el error cuadrático medio entre salidas reales y las estimadas por la red para el conjunto de datos de entrenamiento. En el caso particular que se presenta en este estudio y una vez que la red MLP ya está entrenada, ésta será capaz de predecir la salida para unos determinados valores de condiciones atmosféricas de entrada.

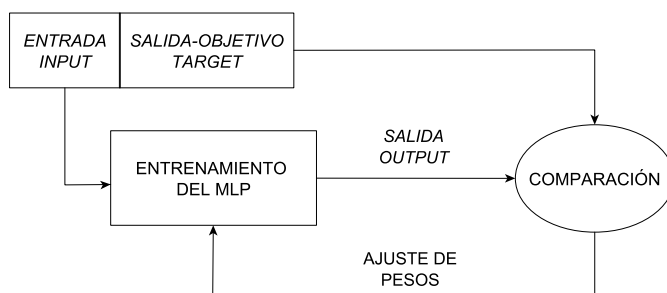


Figura 6.11: Esquema básico del proceso que sigue el entrenamiento del MLP.

6.4.2. *Preprocesado de los datos*

El procedimiento de pre-procesado de los datos de entrada usados para el entrenamiento de una red MLP es una de las tareas más importantes que deben realizarse previamente a la implementación de dicha red. Con el objetivo de conseguir un mejor comportamiento de los modelos MLP creados, en este estudio se hizo un procedimiento de pre-procesado de los datos que componían el conjunto inicial, facilitando de este modo la tarea de aprendizaje de la red y mejorando el nivel generalización de los modelos. En los siguientes subapartados se especifica el procedimiento de pre-procesado de datos implementado para los modelos MLP entrenados con coordenadas Cartesianas y polares.

6.4.2.1. *MLP entrenado con coordenadas Cartesianas*

En el comienzo se requiere una normalización de todas las entradas y las salidas reales introducidas a lo largo del proceso de entrenamiento, con el propósito de mejorar la tarea de aprendizaje. De esta manera, la red es capaz de inicializar la importancia de cada una de las variables de entrada y salida presentadas [141]. Otro razonamiento que explica la importancia del proceso de normalización sobre cada curva V-I registrada, se basa en obtener una proporcionalidad entre el eje de abscisas y el eje de ordenadas. El proceso de normalización consiste en un escalado de los datos, para distribuirlos en un rango de valores comprendidos entre 0 y 1, aplicándolo a todos los parámetros de entrada y salida que intervienen en el entrenamiento del MLP (DNI , APE , T_{amb} , W_s , V e I), a través de la ecuación 6.11:

$$\tilde{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6.11)$$

Teniendo en cuenta los parámetros eléctricos típicos de los módulos FV, al dibujar una curva V-I en sus dimensiones reales se aprecia una falta de

proporcionalidad entre el eje de abscisas (V) y el eje de ordenadas (I). En la figura 6.12 se representa un esquema aproximado de cualquiera de dichas curvas V - I . Como se desprende de dicha figura, los puntos que forman parte de la curva están muy espaciados en la zona cercana al punto de cortocircuito, de manera que el valor de tensión que define a cada uno de estos puntos cambia muy bruscamente, y la red MLP no puede aprender la forma de la curva correctamente. Por el contrario, a medida que nos acercamos a la zona de circuito abierto los puntos se encuentran muy próximos, y por tanto la red aprenderá esta parte con gran precisión. Como se ha expuesto previamente, el proceso de normalización permitirá obtener curvas con una forma similar a un cuadrado con un área de 1m^2 , que presentarán mayor facilidad para ser aprendidas por la red MLP.

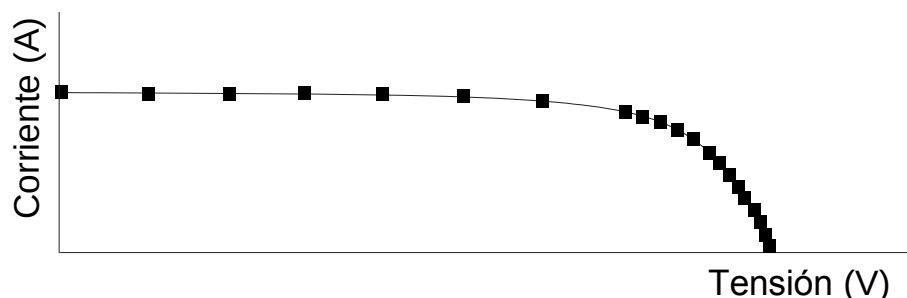


Figura 6.12: Forma aproximada de una curva V - I y distribución de los puntos.

En el modelo de MLP entrenado con coordenadas Cartesianas, cada muestra del conjunto de datos está formada por la curva V - I y las condiciones atmosféricas correspondientes (DNI , APE , T_{amb} , y W_S), bajo las cuales fue obtenida dicha curva. Cada una de estas curvas consiste en una tabla formada por pares de valores *tensión-intensidad*, que deberán ser generados por el MLP cuando se introduzcan las condiciones atmosféricas de entrada. Sin embargo, una tabla de valores no puede ser generada por una red neuronal. Por ello, en el modelo MLP_{VI} se introducen como entradas las variables ambientales, así como el valor de tensión correspondiente a cada punto de la curva, de manera que la red sea capaz de devolver como salida el valor de corriente $\tilde{I}_k$ correspondiente a cada valor de

tensión $\tilde{V}_k$ tomado como entrada. Manteniendo fijas las condiciones atmosféricas e introduciendo diferentes valores de tensión a la red, se obtendrá finalmente la curva V-I completa. En este modelo, se dispone el valor de la corriente como parámetro de salida del MLP, por lo tanto la red ajustará sus propios pesos para alcanzar un error en corriente lo más pequeño posible. En otras palabras, el MLP será entrenado para que reduzca el error de su salida, que es equivalente a disminuir el error cometido en el eje Y.

Debido a la gran pendiente que presenta la curva V-I en su zona cercana al punto de circuito abierto (zona B), pequeñas diferencias en esta zona entre la curva real medida y la simulada por el MLP, afectarían de manera decisiva al error final entregado por dicha red MLP. En este sentido, al ser la corriente el valor de salida de la red, su error es el que realmente se usa para ajustar los pesos. Así, el modelo MLP creado se comportaría muy bien en la zona B de la curva en detrimento de la predicción correcta de dicha curva en la zona cercana al punto de cortocircuito (Zona A). Este problema se aprecia gráficamente en la figura 6.13.

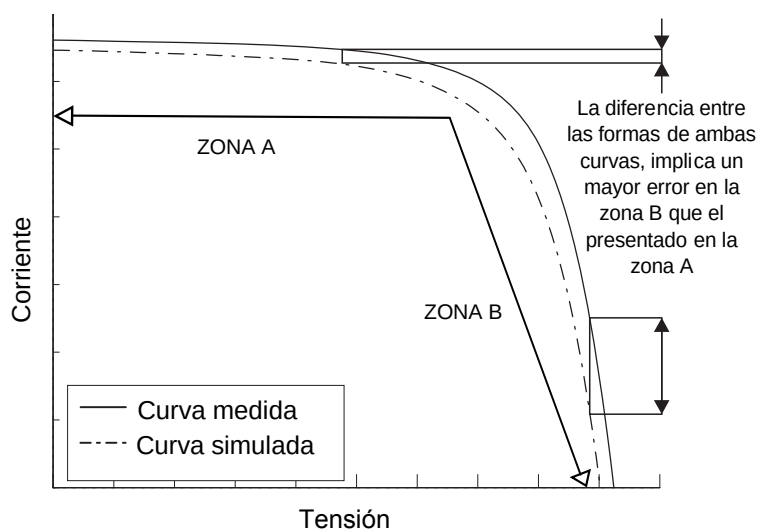


Figura 6.13: Diferentes valores de error en corriente, en función de la pendiente de la curva.

Este efecto de imprecisión en el cálculo de la zona A de la curva puede observarse en un trabajo previo [142] que se usa un modelo de ANN para obtener los valores de corriente de una curva $V-I$, tomando como entrada los valores de G , T_{amb} y V de cada punto a simular. En dicho trabajo se puede apreciar un error considerable en la zona A de la curva $V-I$, debido a un ajuste muy fino de la red en la zona B de la curva simulada.

Además, el sistema de medida registra una gran acumulación de puntos en la parte de la curva cercana al circuito abierto (Zona B), como puede observarse en la figura 6.14, lo que propicia aún más el ajuste de la red en esta parte de la curva durante el proceso de entrenamiento del MLP, en detrimento de su comportamiento en la zona cercana al cortocircuito (Zona A).

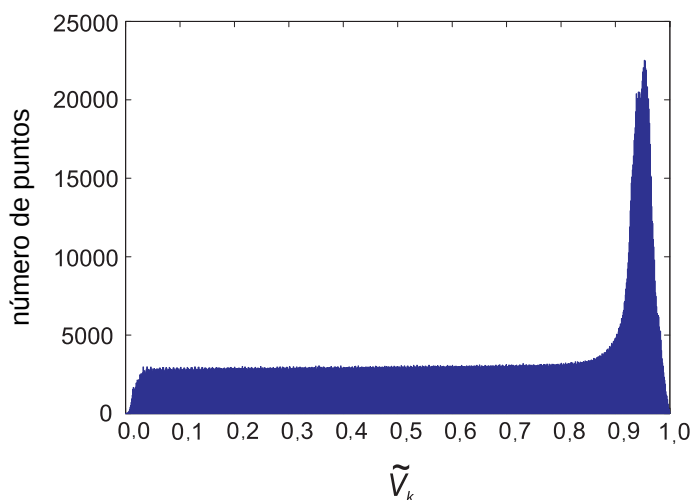


Figura 6.14: Histograma en el que se representan los valores de tensión de todas las curvas medidas, antes de realizar la interpolación.

Es por ello que como parte del procedimiento de pre-procesado de los datos, se realiza una redistribución de los puntos que componen cada curva $V-I$ medida, para facilitar que el MLP pueda aprender correctamente su forma en cualquiera de

sus zonas. El proceso se lleva a cabo siguiendo los pasos que se describen a continuación.

- Se localiza el PMP para cada curva tomando aquel par de valores *tensión-intensidad* que maximice la potencia entregada, según la ecuación 6.12.

$$P_{\max} = \text{Tensión máxima } (V_{P_{\max}}, [V]) * \text{Intensidad máxima } (I_{P_{\max}}, [A]) \quad (6.12)$$

- Se divide cada curva V-I en dos zonas diferenciadas:
 - ✓ Primera zona comprendida entre I_{SC} y $P_{\max}$ ($I_{SC} \leq I \leq I_{P_{\max}}$).
Zona A.
 - ✓ Segunda zona comprendida entre $P_{\max}$ y V_{OC} ($I_{P_{\max}} \leq I \leq 0$).
Zona B.
- A partir de los puntos reales medidos en la Zona B de cada curva, se genera una nueva secuencia reducida de pares de valores V-I, distribuidos lo más equidistantemente posible.

El procedimiento previo de pre-procesado de los datos permite a la red obtener una mejor estimación de la curva V-I completa, y no únicamente de su Zona B, reduciendo el número de puntos y ecualizando el histograma de los valores de tensión de todas las curvas medidas, como puede apreciarse en la figura 6.15. Se consigue que el MLP implementado aprenda mejor el resto de la curva V-I, especialmente la zona cercana al valor de I_{SC} .

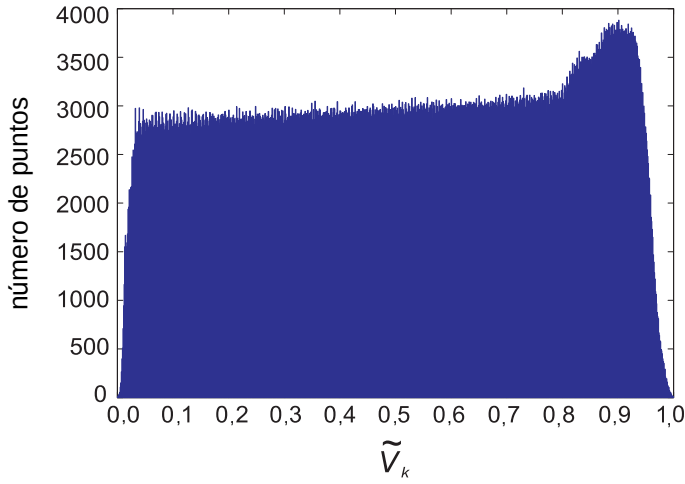


Figura 6.15: Histograma en el que se representan los valores de tensión tras el procedimiento de interpolación de las curvas.

6.4.2.2. MLP entrenado con coordenadas polares

En el modelo $MLP_{\rho\alpha}$ se presentan las condiciones atmosféricas que definen cada una de las curvas (DNI , APE , T_{amb} y W_s), junto con los diferentes valores de ángulo $\tilde{\alpha}_k$ como entradas a la red, obteniendo como salida los valores de radio $\tilde{\rho}_k$ asociados a cada valor de ángulo introducido. Para llevar a cabo la conversión de coordenadas Cartesianas en coordenadas polares, se aplican las ecuaciones 6.13 y 6.14, para cada punto $(\tilde{V}_k, \tilde{I}_k)$ normalizado:

$$\tilde{\rho}_k = \sqrt{\tilde{I}_k^2 + \tilde{V}_k^2} \quad (6.13)$$

$$\tilde{\alpha}_k = \arctan\left(\frac{\tilde{I}_k}{\tilde{V}_k}\right) \quad (6.14)$$

En la ecuación 6.14 es necesario tener en cuenta que la función $\arctan$ devuelve un valor de ángulo expresado en radianes.

Al igual que se hizo en el MLP entrenado con coordenadas Cartesianas, es necesario realizar un proceso de normalización, de manera que se consiga inicializar la importancia de las variables introducidas, y por otro lado, obtener una proporcionalidad entre el eje de abscisas y el eje de ordenadas. En caso contrario, y como se muestra en la figura 6.16, los puntos cercanos a V_{OC} se encuentran muy espaciados, y el paso de uno a otro supone un gran salto en valores de ángulo, que derivará en un mal comportamiento de la red implementada.

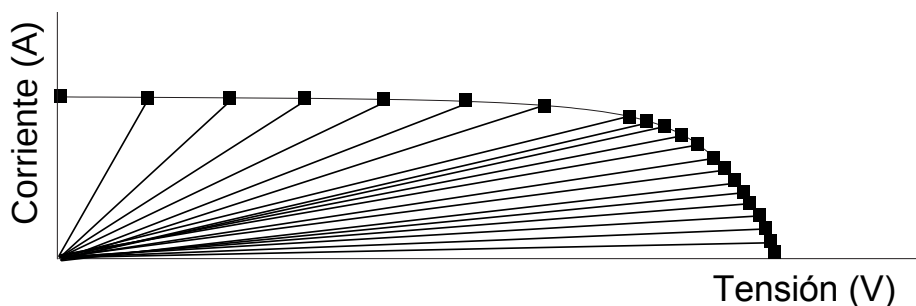


Figura 6.16: Forma aproximada de una curva V-I y distribución de los puntos, destacando el cambio en el valor de ángulo para cada uno de ellos.

La figura 6.17 muestra el histograma de los valores de ángulo $\tilde{\alpha}$ registrados para todas las curvas medidas. Como se puede observar, existe una gran acumulación de puntos alrededor de $\tilde{\alpha} = 0$ (que se corresponde con el valor de V_{OC}). Este hecho implicaría que una diferencia entre la curva real medida y la simulada por el MLP en esta parte de la curva tendría una gran influencia en el error devuelto por la red tras cada iteración a lo largo de su procedimiento de entrenamiento. Por tanto tendría una gran importancia en la determinación de los pesos finales de las neuronas componentes del MLP. Debido a esto, el modelo creado se comportaría muy bien en esta zona de la curva, en detrimento de su comportamiento en la zona cercana al cortocircuito.

Como se hizo en el caso del MLP entrenado con coordenadas Cartesianas, adicionalmente al procedimiento de normalización previo, se implementa un proceso de redistribución de los puntos en todas las curvas medidas, que obtiene una distribución equidistante, en términos de ángulo, a lo largo de la curva $V-I$ completa. De este modo, el error final obtenido por la red no depende de la distribución de los puntos a lo largo de la curva. Es decir, no obedece a la acumulación de pares de valores $V-I$ (o *radio-ángulo* en este caso) en distintas zonas de la curva en función del sistema de medida usado para su adquisición, siendo únicamente una muestra de la precisión del modelo para representar dicha curva.

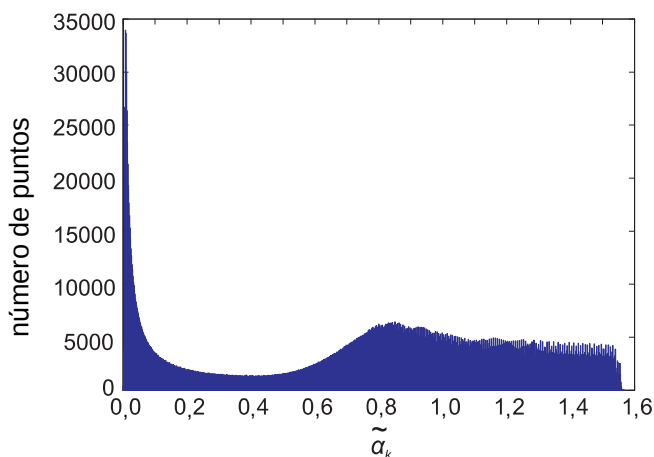


Figura 6.17: Histograma en el que se representan los valores de ángulo ($\tilde{\alpha}$) de todas las curvas medidas, antes de realizar la interpolación.

6.4.3. Entrenamiento del MLP

Antes de usar poder usar los MLP para predecir la curva $V-I$ entregada por un módulo CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas, es necesario entrenarlo de manera que su comportamiento resulte lo más preciso posible.

En este trabajo se ha optado por usar el algoritmo de *Levenberg–Marquardt* [143,144] para llevar a cabo el proceso de entrenamiento del MLP. Este algoritmo de aprendizaje es una variación del algoritmo clásico de *Backpropagation* [145-147], y es capaz de resolver problemas que implican una gran cantidad de recursos en un tiempo computacional relativamente bajo.

Para llevar a cabo el entrenamiento de los modelos MLP, y a través del clasificador SOM de Kohonen, se han seleccionado las 3.600 muestras más representativas del conjunto inicial de datos, dejando muestras adicionales para probar el poder de generalización de los modelos MLP implementados. En otras palabras, para comprobar su comportamiento en la estimación de la curva *V-I* con condiciones atmosféricas que no formaban parte del conjunto de muestras usadas en el entrenamiento. En el citado proceso de entrenamiento, la salida predicha por la red (*output*) se compara con la salida real medida (*target*) para cada una de las muestras que forman parte del conjunto de entrenamiento. El error calculado entre ambas se usa para ajustar el valor de los pesos y los *bias* de las neuronas componentes, en un proceso iterativo que continúa ejecutándose hasta el momento en el que se alcance una convergencia entre ambas salidas, o que la diferencia entre ellas sea lo suficientemente baja (con un error aceptable), como para considerar la red MLP como entrenada. Para ejecutar dicho proceso de entrenamiento, es necesario dividir el conjunto original de datos en dos categorías diferentes. Un conjunto de entrenamiento (*training set*) y conjunto de prueba (*testing set*). La mayoría del conjunto de entrenamiento, como su propio nombre indica, se usa para entrenar la red MLP ajustando los valores de pesos y *bias*, en función del error calculado entre la salida entregada por la red (*output*) y la salida real medida (*target*), para cada una de las iteraciones, es decir, cada vez que se presenta una nueva muestra de entrada al MLP.

Como ya se ha argumentado, el clasificador SOM de Kohonen selecciona las 3.600 muestras más representativas del conjunto completo de datos. Sin embargo,

todas estas muestras no serán usadas como conjunto de entrenamiento del MLP, sino que una pequeña parte de estas muestras serán seleccionadas aleatoriamente para ser dispuestas como conjunto de validación. Este conjunto de validación se usará a lo largo del proceso de entrenamiento, pero no precisamente para ajustar el valor de los pesos, como ocurría en el caso del conjunto de entrenamiento, sino para permitir a los modelos MLP adquirir un estado más generalista, y que su comportamiento no se particularice únicamente en las muestras de entrenamiento.

A lo largo del proceso de entrenamiento se monitoriza el error cometido en cada nueva iteración realizada para el conjunto de entrenamiento y validación. A medida que avanza dicho proceso de entrenamiento, los pesos se van ajustando, y por este motivo, el error calculado para el conjunto de entrenamiento tiende a disminuir. Sin embargo, puede ocurrir que en un determinado momento de dicho proceso de aprendizaje, el error para el conjunto de entrenamiento siga su tendencia en descenso y el error calculado para el conjunto de validación comience a incrementarse. En este momento se considerará que la red MLP está sobre-entrenada, es decir, ha aprendido en exceso las muestras correspondientes al conjunto de entrenamiento perdiendo capacidad de generalización. Si esta situación no deseada continúa durante un número determinado de iteraciones, el algoritmo de entrenamiento debe finalizar. Por tanto, el error observado en el conjunto de validación está monitorizándose continuamente a lo largo de todo el proceso y se usa como un criterio de finalización del mismo.

El conjunto de prueba no ejerce influencia alguna sobre el proceso de entrenamiento del MLP. Únicamente se usa para comprobar el comportamiento de la red una vez creada. Por otro lado, el error para el conjunto de prueba proporciona una medida de la capacidad que tiene el MLP implementado para predecir el valor de salida, para una muestra de entrada diferente a aquellas que ha usado previamente en el proceso de aprendizaje. Así, el conjunto de prueba se

usa únicamente para calcular el error de generalización de la red, sin influir en modo alguno en la evolución de los pesos o en el algoritmo de entrenamiento.

Es importante remarcar la necesidad de seleccionar el conjunto de datos de entrenamiento de manera previa al inicio del proceso de aprendizaje. El conjunto de datos de entrenamiento (en realidad se incluyen en esta categoría el conjunto de entrenamiento y el conjunto de validación), que en este caso ha sido seleccionado a través del clasificador SOM de Kohonen, se mantendrá constante, siendo el mismo para los dos modelos MLP implementados basados en coordenadas Cartesianas o polares. De este modo, al usar ambos modelos el mismo conjunto de entrenamiento y prueba, se comparará su comportamiento y se decidirá su aplicabilidad en función del error final calculado para cada uno de ellos. Una vez que el conjunto de prueba (no seleccionado por Kohonen) se separa del resto de las muestras del conjunto inicial, las muestras restantes se dividirán a su vez en dos grupos: conjunto de entrenamiento y conjunto de validación. A partir de este momento, la red puede comenzar a entrenarse.

En este estudio, la rutina desarrollada se ha configurado para usar un 70% de las muestras seleccionadas por la red SOM de Kohonen como conjunto de entrenamiento, y un 30% como conjunto de validación. La división del conjunto inicial de datos en los 3 subconjuntos especificados se describe gráficamente en la figura 6.18.

Como puede extraerse de dicha figura 6.18, alrededor del 20% de las muestras del conjunto inicial de datos son seleccionadas por la red de clasificación SOM de Kohonen para ser utilizadas como patrones de entrenamiento de los modelos MLP. Así, se dejan aproximadamente el 80% de las muestras restantes para comprobar la precisión de dichos modelos, para disponiendo así de datos suficientes que permitan dar una visión general del funcionamiento de los modelos implementados. La mayoría de las muestras seleccionadas a través de la

red SOM de Kohonen se usarán finalmente para ajustar los pesos de la red (70%), por ser éste el principal objetivo del algoritmo de entrenamiento, dejando un 30% de dichas muestras para evitar el sobre-entrenamiento de la red, como ya se argumentó en párrafos previos.

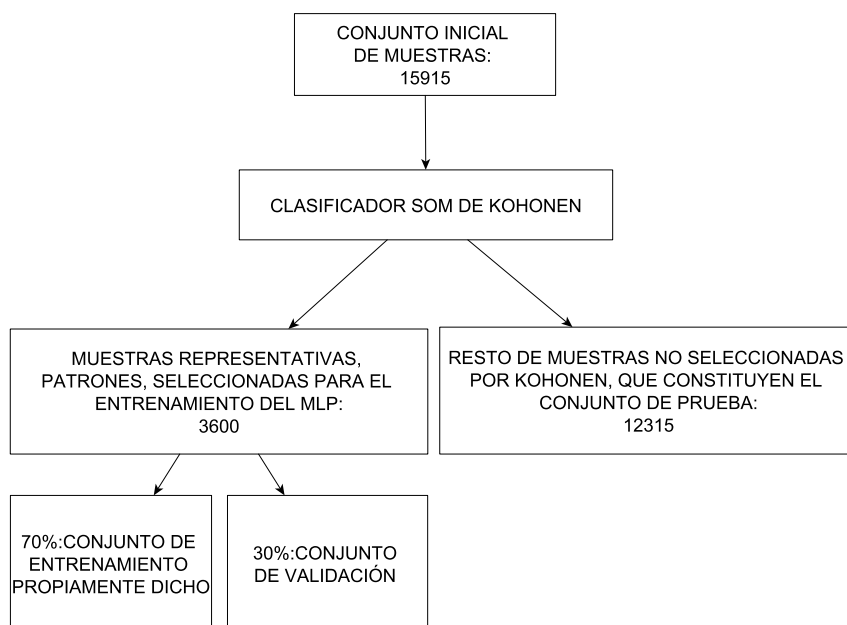


Figura 6.18: Categorías en las que se divide el conjunto inicial de datos.

Existen diferentes criterios que definen cuando debe finalizar el proceso de entrenamiento del MLP, que se describen a continuación.

- Si el error global presentado por la red MLP es inferior a un valor previamente definido, se puede considerar que la red ha aprendido la función, y por tanto el proceso de entrenamiento debe finalizar. Se ha fijado este valor máximo de error en 10^{-6} (en términos de tanto por uno), manteniendo el valor indicado por el software utilizado.
- Cuando el vector gradiente se encuentre por debajo de un umbral determinado, el proceso debe finalizar. En este caso el valor del umbral

es considerado en 10^{-10} (en términos de tanto por uno), según el valor recomendado por el software.

- Si el error calculado para el conjunto de validación ha aumentado durante un número determinado de iteraciones, a la vez que el error en el conjunto de entrenamiento ha ido paulatinamente disminuyendo, la red está comenzando a sobre-entrenarse y el proceso de aprendizaje debe detenerse. Se han fijado en 10 el número máximo de dichas iteraciones, como un valor conservador que permita dilucidar que realmente la red está sobre-entrenada.
- Si el número de iteraciones del proceso alcanza un valor determinado previamente fijado por el usuario, el proceso debe detenerse a pesar de no haber alcanzado el error mínimo deseado. A medida que aumenta el número máximo de iteraciones, se incrementa el tiempo de entrenamiento de la red, pero de igual modo se permite obtener resultados más precisos. Por ello se ha fijado en 2.000 este número máximo de iteraciones, como un valor conservador, de manera que la red consiga alcanzar resultados ajustados.

El código básico programado en Matlab® para la creación y entrenamiento del MLP se describe en profundidad en la sección A3.2 del anexo 3.

6.4.4. Cálculo del error

A pesar de que los modelos MLP calculan un error interno durante el proceso de entrenamiento para ajustar los pesos de cada una de las neuronas, el error calculado para el conjunto de prueba es el criterio utilizado para medir el comportamiento que presentan los diferentes modelos MLP implementados.

El error para cada una de las muestras del conjunto de prueba (*testing dataset*) se calcula como la diferencia existente entre la curva V-I estimada por el MLP y la

curva real medida para unas determinadas condiciones atmosféricas de entrada. El error global de dicho modelo MLP será considerado como el valor medio de los errores individuales calculados para todo el conjunto de muestras de prueba. En este punto vuelve a destacarse la importancia de usar el mismo conjunto de muestras de prueba para comparar el comportamiento de los diferentes modelos MLP implementados en el presente estudio.

A continuación se describe el procedimiento seguido para ensayar el comportamiento presentado por el MLP entrenado con coordenadas Cartesianas. Dicho procedimiento se representa gráficamente en la figura 6.19. Por cada una de las muestras que componen el conjunto de prueba, se dispone de una curva V - I medida (formada por s pares de valores V - I), y un vector con los datos correspondientes de condiciones atmosféricas bajo las cuales dicha curva fue registrada. A la hora de usar el modelo MLP_{VI} ya entrenado, es necesario generar un vector de t valores de tensión equiespaciados, que junto con aquel que contiene las variables ambientales recogidas, se usarán por el modelo MLP para generar la curva V - I simulada.

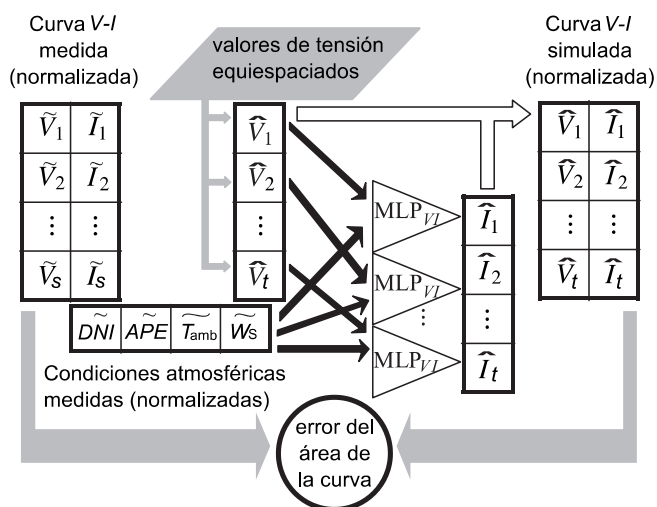


Figura 6.19: Generación de la curva V - I y cálculo de error para el modelo MLP_{VI} .

Del mismo modo, el procedimiento que analiza el funcionamiento del MLP entrenado con coordenadas polares se representa en la figura 6.20 y se describe a continuación. Tomando como entrada el vector de ángulos equiespaciados (formado por t valores), así como el que contiene las condiciones atmosféricas medidas para cada una de las muestras que componen el conjunto de prueba, el $MLP_{\rho\alpha}$ se usará para generar los valores de radio correspondientes a cada uno de los valores de ángulo introducidos en la red. Para obtener la curva V-I simulada por el modelo, cada uno de los pares de valores *ángulo-radio* deberá ser convertido en un par de valores *tensión-intensidad* (coordenadas Cartesianas). Finalmente, el error del área de la curva está basado en el cálculo de la diferencia existente entre la curva V-I real medida y la simulada por el modelo, siguiendo el criterio del error del área de la curva.

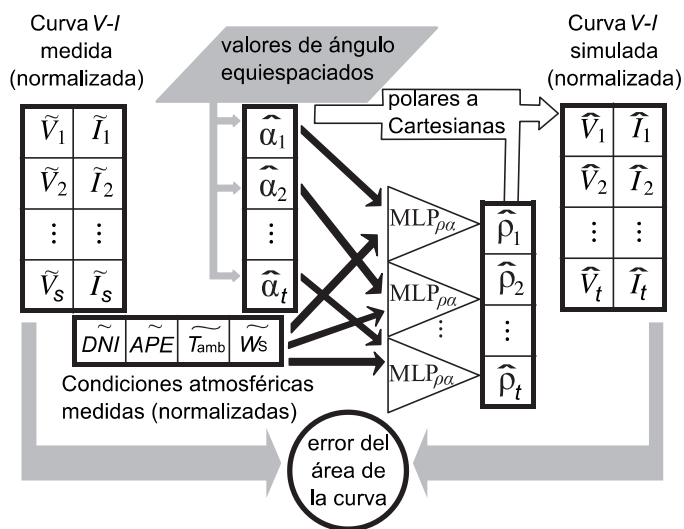


Figura 6.20: Generación de la curva V-I y cálculo de error para el modelo $MLP_{\rho\alpha}$.

Para comprobar la bondad de los modelos MLP se compara la curva V-I simulada por éstos y la curva V-I real, calculando el valor del error relativo del área de la

curva. El error absoluto de dicha curva se define como el área encerrada entre la curva $V-I$ real medida y la simulada por el MLP, en el primer cuadrante, teniendo en cuenta los posibles puntos de corte existentes entre ambas. Si no existen puntos de corte entre ambas curvas, el error absoluto del área de la curva se obtendrá como la diferencia, en términos absolutos, entre el área de ambas curvas en el primer cuadrante. Cuando existe uno o más puntos de corte es imprescindible dividir la curva por partes, acumulando el área encerrada entre cada punto de corte y el siguiente. El cociente entre el error absoluto y el valor del área de la curva real medida darán como resultado el error relativo, que es el que realmente se utiliza para comprobar el ajuste de los modelos implementados.

La relevancia que se extrae del uso del concepto de error del área de la curva radica en la posibilidad de obtención de un parámetro capaz de cuantificar el grado de similitud existente entre ambas curvas. En trabajos previos [148,149], las curvas de salida se comparaban teniendo en cuenta la distancia existente en el eje de abscisas entre un punto $V-I$ real de la curva medida y el punto $V-I$ simulado por la red para el mismo valor de tensión. En otras palabras, ambas curvas se comparaban teniendo en cuenta el error en corriente. De ese modo, el error estimado depende de la pendiente en cada parte de la curva, así como de la acumulación mayor o menor de puntos en las diferentes zonas de dicha curva.

En la figura 6.21 se muestra un ejemplo que permite entender el proceso de cálculo del error del área de la curva. En este ejemplo particular será necesario tener en cuenta la suma de las áreas encerradas entre 0 y V_1 , entre V_1 y V_2 , y finalmente el área encerrada entre V_2 y V_{OC}^a . Esta forma de cálculo de error, que ya fue propuesta en un trabajo previo [92] resulta mucho más apropiada y fiable, al no depender de la distribución de los pares de valores *tensión-intensidad* a lo largo de la curva.

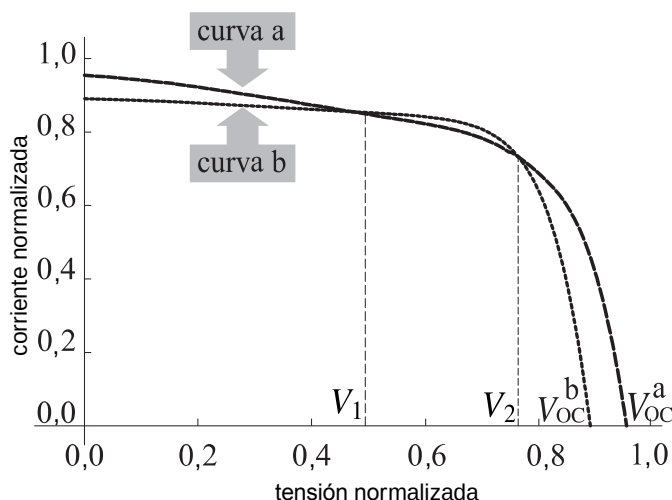


Figura 6.21: Error de área entre dos curvas definido como el área encerrada entre ambas.

6.4.5. Configuración de las capas ocultas

El número de capas ocultas que componen los modelos MLP implementados, así como el número de neuronas que constituyen cada una de estas capas ocultas, son dos de los parámetros más importantes que deben ser configurados en el diseño de los citados modelos. Sin embargo, no existe ninguna especificación o regla generalizada que permita determinar estos parámetros [150], y por tanto, deben ser fijados mediante la prueba reiterada de diferentes opciones, o como resultado de la experiencia adquirida tras la realización de simulaciones previas.

A medida que aumenta el número de neuronas que componen una capa oculta, la red tiende a ajustar mejor los resultados obtenidos para el conjunto de entrenamiento, y consecuentemente el tiempo de ejecución es mayor. Sin embargo, un número muy elevado de neuronas ocultas puede dar lugar a un sobre-entrenamiento de la red, de manera que el MLP aprende muy bien el comportamiento del conjunto de entrenamiento, presentando resultados muy precisos, pero pierde a su vez capacidad de generalización, dando lugar a un mal

funcionamiento cuando simula la salida bajo condiciones diferentes a las del conjunto de entrenamiento. Debido a la inicialización aleatoria de los pesos del MLP, los resultados obtenidos para cada ejecución, con el mismo número de neuronas en cada capa oculta, pueden ser diferentes, incluso aunque los parámetros de entrenamiento se hayan fijado en valores idénticos. Con el objetivo de obtener resultados concluyentes y significativos, cada configuración implementada para los modelos MLP (variando el número de neuronas en su capa oculta), debe ser repetida un número determinado de veces hasta alcanzar la configuración que mejor se adapte al caso de estudio.

El objetivo principal consistía en la determinación del número de capas ocultas para cada modelo, así como el número de neuronas componentes de cada capa oculta, de manera que se maximice el comportamiento de la red MLP. Con este propósito, y con el objetivo de obtener resultados relevantes, se ha ejecutado el proceso de entrenamiento repetidas ocasiones, modificando el número de neuronas ocultas y realizando 10 ejecuciones para cada configuración diferente. Para ambos modelos propuestos, el MLP_{VI} y el $MLP_{\rho\alpha}$, se ensayaron diferentes experimentos, variando el número de neuronas ocultas desde 2 hasta 18, todas ellas formando parte de una única capa oculta. Adicionalmente, y solo en el caso del $MLP_{\rho\alpha}$, se han realizado experimentos fijando dos capas ocultas, con el mismo número de neuronas en cada una de estas capas, que varían entre 2 y 12 (realmente el número total de neuronas ocultas varía entre 4 y 24 repartidas en dos capas diferentes). Se determina la necesidad de realización de estos ensayos adicionales (con dos capas ocultas) en el caso del $MLP_{\rho\alpha}$ puesto que la función que éste debe aprender resulta a priori más compleja, y los resultados obtenidos tras las ejecuciones realizadas con una única capa oculta no se ajustaban a la realidad, dando lugar a curvas con una forma que difería de la curva $V-I$ típica. Así, se han analizado los modelos que se exponen seguidamente.

- Perceptrón multicapa entrenado con coordenadas Cartesianas y una capa oculta (MLP_{VI}).
- Perceptrón multicapa entrenado con coordenadas polares y una capa oculta ($MLP^1_{\rho\alpha}$).
- Perceptrón multicapa entrenado con coordenadas polares y dos capas ocultas ($MLP^2_{\rho\alpha}$).

Para cada uno de estos modelos se elige la configuración que presenta el mínimo error medio (error relativo del área de la curva), calculado para todas las muestras que forman parte del conjunto de prueba, entre las 10 repeticiones realizadas para cada una de las configuraciones probadas. Cada configuración presenta un número determinado de neuronas ocultas. La figura 6.22 (a) muestra el error medio relativo del área de la curva presentado por el modelo MLP_{VI} , para un rango que varía entre 2 y 18 neuronas ocultas. Los resultados calculados para los modelos $MLP^1_{\rho\alpha}$ y $MLP^2_{\rho\alpha}$ se representan en las figuras 6.22 (b) y 6.22 (c), respectivamente. En esta última figura, el eje horizontal representa el número total de neuronas ocultas repartidas en ambas capas, cuyo rango oscila entre 4 y 24 neuronas (entre 2 y 12 neuronas en cada capa oculta).

Como era de esperar, y como regla general para todos los modelos MLP implementados, el mínimo error medio (error relativo del área de la curva) disminuye a medida que se incrementa el número de neuronas ocultas. Sin embargo, a partir de un determinado número de neuronas ocultas, dicho error permanece prácticamente constante, presentando una leve tendencia ascendente. A partir de dicho punto de inflexión, un aumento en el número de neuronas ocultas no deriva en la obtención de modelos más precisos, con un mejor comportamiento y por tanto, un error menor. Es precisamente el número de neuronas ocultas que corresponde a dicho punto de inflexión el que debe seleccionarse como configuración óptima para cada uno de los modelos propuestos.

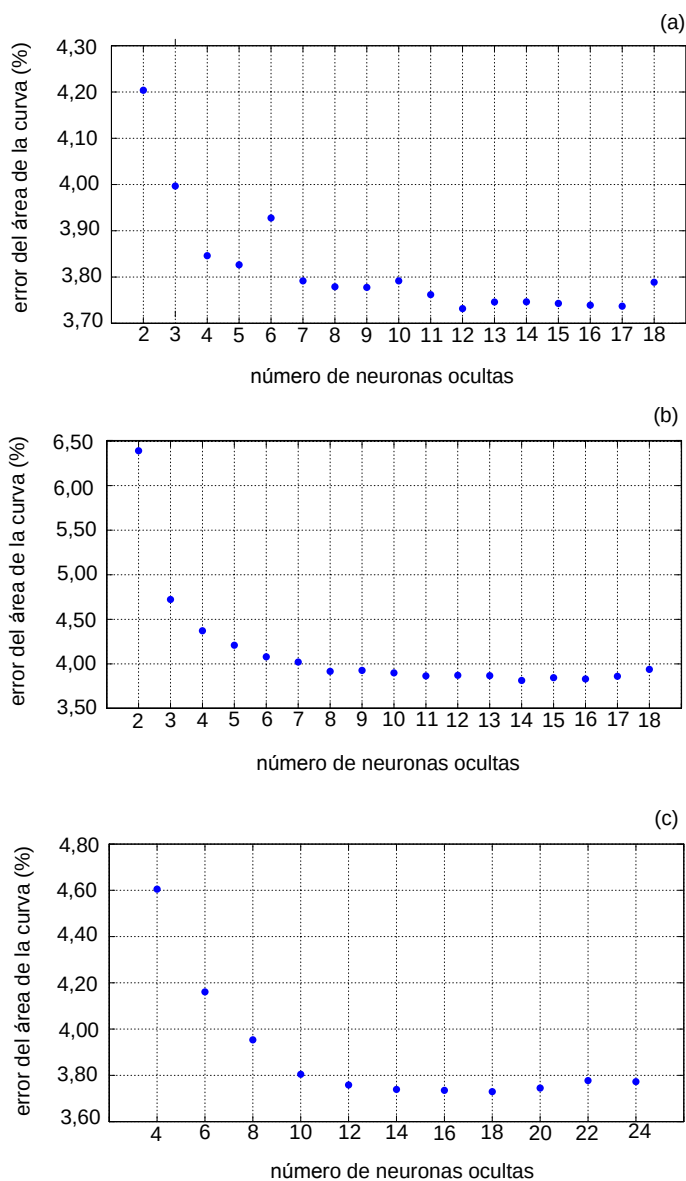


Figura 6.22: Evolución del mínimo error medio (error relativo del área de la curva) para las distintas configuraciones variando el número de neuronas ocultas en el modelo

(a)MLP_{VB}, (b)MLP¹_{pas} (c)MLP²_{pa}.

Tras analizar los resultados de las simulaciones realizadas, se ha seleccionado el modelo MLP_{VI} entrenado con 12 neuronas en su capa oculta (figura 6.23 (a)), el modelo $MLP_{\rho\alpha}^1$ entrenado con 14 neuronas en su capa oculta (figura 6.23 (b)), y el modelo $MLP_{\rho\alpha}^2$ entrenado con 9 neuronas en cada una de sus capas ocultas (figura 6.23 (c)). Los valores de los errores medios relativos en área calculados para cada una de las configuraciones seleccionadas se muestran en la tabla 6.1.

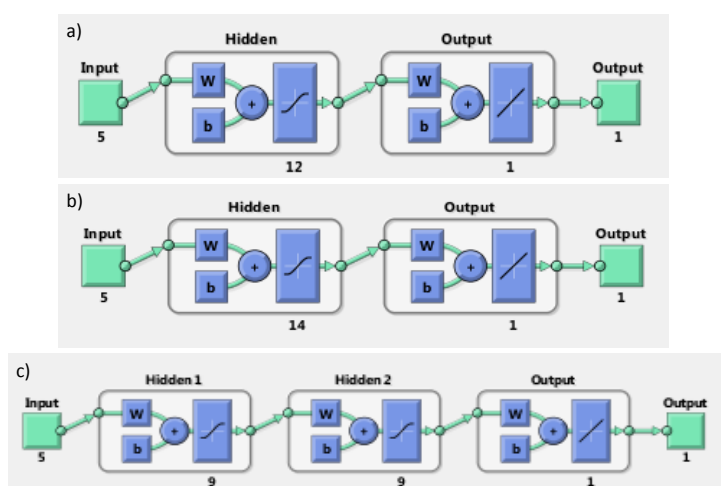


Figura 6.23: Configuraciones seleccionadas para cada uno de los modelos implementados:
a) MLP_{VI} , b) $MLP_{\rho\alpha}^1$, c) $MLP_{\rho\alpha}^2$. Dichas representaciones se obtienen de la toolbox Neural Networks de Matlab®.

Tabla 6.1: Resumen de los resultados de error obtenidos para los diferentes modelos analizados.

MODELO ANALIZADO	NÚMERO DE NEURONAS OCULTAS	MÍNIMO ERROR OBTENIDO (%)
MLP_{VI} (1 capa oculta)	12	3,73
$MLP_{\rho\alpha}^1$ (1 capa oculta)	14	3,81
$MLP_{\rho\alpha}^2$ (2 capas ocultas)	9+9	3,72

6.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En esta sección se muestran algunas de las curvas $V-I$ simuladas a través de los modelos MLPs implementados. Como ya se ha argumentado en la sección anterior, la configuración elegida para cada modelo propuesto es aquella que mejor se ajusta al conjunto de datos de prueba:

- MLP_{VI} : perceptrón multicapa entrenado con coordenadas Cartesianas, con una capa oculta compuesta por 12 neuronas. Error medio relativo en área de 3,73 %.
- $MLP^1_{\rho\alpha}$: perceptrón multicapa entrenado con coordenadas polares, con una capa oculta compuesta por 14 neuronas. Error medio relativo en área de 3,81%.
- $MLP^2_{\rho\alpha}$: perceptrón multicapa entrenado con coordenadas polares, con dos capas ocultas compuestas por 9 neuronas cada una de ellas. Error medio relativo en área de 3,72 %.

Si se comparan las curvas simuladas por los modelos $MLP^1_{\rho\alpha}$ y $MLP^2_{\rho\alpha}$, se aprecia como únicamente la red entrenada con dos capas ocultas, es capaz de reproducir con fidelidad la forma real de una curva $V-I$. Como ejemplo de la afirmación anterior, y para enfatizar la importancia y la necesidad de uso de dos capas ocultas en el entrenamiento del modelo de MLP con coordenadas polares, se representa la figura 6.24 (a). La curva $V-I$ mostrada en esta figura fue registrada el 27 de Agosto de 2011 bajo un valor de DNI relativamente alto (827 W/m^2), y una distribución espectral muy cercana a la estándar AM1.5 ($APE=1,88 \text{ eV}$). Con estas condiciones atmosféricas de entrada se han obtenido las curvas representadas por el $MLP^1_{\rho\alpha}$ y por el $MLP^2_{\rho\alpha}$. Como se puede extraer de la figura representada, cuando se usan coordenadas polares, la implementación del modelo con una única capa oculta no resulta suficiente para estimar la curva $V-I$ con una forma realista. La figura 6.24 (b) es un zoom de la zona de la curva cercana al PMP teniendo en cuenta la curva completa representada en la figura 6.24 (a). Esta

representación ampliada permite mostrar con mayor facilidad las dificultades del $MLP^1_{\rho\alpha}$ para emular la forma real de la curva V-I medida. Es evidente que la forma redondeada devuelta por el modelo $MLP^1_{\rho\alpha}$ no ajusta con precisión, y por tanto no puede ser aceptada.

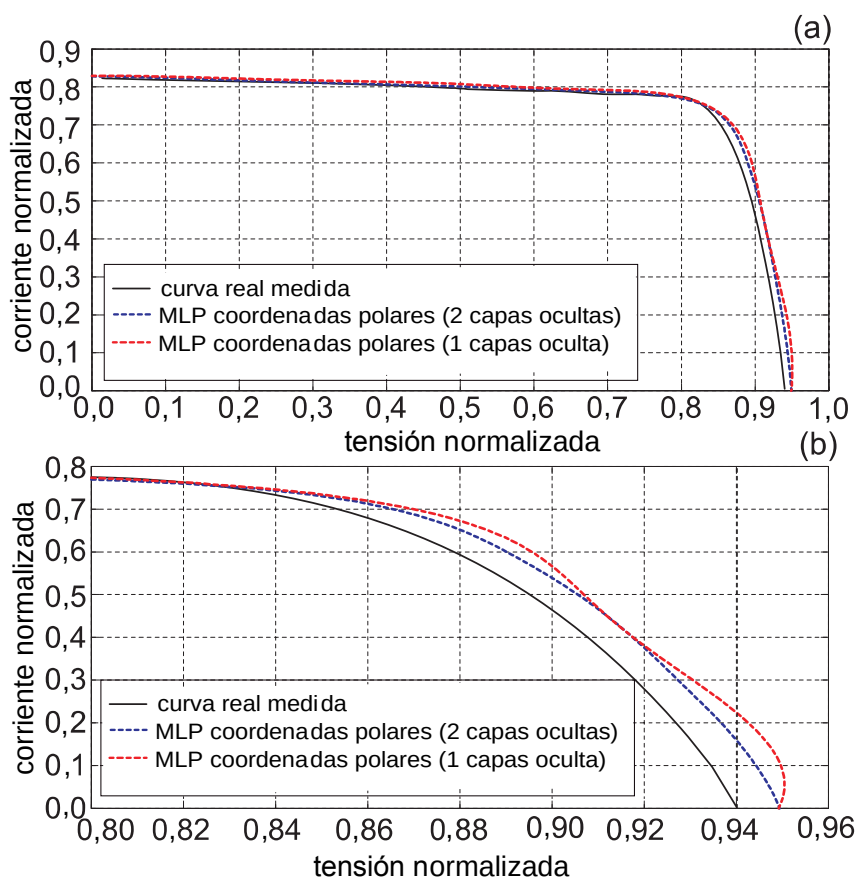


Figura 6.24: (a) Curva V-I real y simulada por los modelos MLP entrenados con coordenadas polares con una y dos capas ocultas y (b) Zoom de la curva V-I real y simulada por los modelos MLP entrenados con coordenadas polares con una y dos capas ocultas para el 27 de Agosto de 2011.

Por este razonamiento, en el estudio comparativo que se detalla a continuación, únicamente se mostraran los resultados obtenidos con el $MLP_{\rho\alpha}^2$. Seguidamente se representarán las curvas obtenidas por los modelos MLP_{VI} y $MLP_{\rho\alpha}^2$ en sus configuraciones óptimas, para unas determinadas condiciones atmosféricas definidas previamente, comparándolas con la curvas $V-I$ reales registradas bajo dichas condiciones.

El principal objetivo de los modelos propuestos consiste en simular curvas $V-I$ de módulos CPV para un amplio rango de variables atmosféricas de entrada, de manera que puedan ser implementados para diferentes condiciones climatológicas. Teniendo en cuenta la anterior premisa, e intentando abarcar de manera representativa todo el abanico posible de variables atmosféricas de entrada (DNI , APE , T_{amb} y W_s), se han seleccionado seis curvas $V-I$ para ilustrar la capacidad de simulación de los modelos implementados. Hay que tener en cuenta, que las seis curvas $V-I$ simuladas que se muestran a continuación deben ser consideradas únicamente como ejemplos que permiten comparar el comportamiento de ambos modelos MLP propuestos, siendo el conjunto completo de datos de prueba, formado por 12.315 muestras, el que realmente se ha utilizado para analizar la bondad de dichos modelos, a través del cálculo del error medio relativo en área. La tabla 6.2 muestra las condiciones atmosféricas bajo las cuales se registran estas seis curvas, así como el error relativo en área entre la curva simulada por cada modelo y la curva real medida bajo dichas condiciones de entrada.

Las curvas $V-I$ seleccionadas se muestran desde la figura 6.25 a la figura 6.30. En cada una de estas figuras, se representan conjuntamente la curva $V-I$ real junto con la curva simulada por el MLP_{VI} en el lado superior de la figura. De igual modo, la representación conjunta de la curva $V-I$ real junto con la curva $V-I$ simulada por el $MLP_{\rho\alpha}^2$ se muestra en el lado inferior de la figura.

Tabla 6.2: Resumen de las condiciones atmosféricas y los errores relativos en área asociados, para cada una de las curvas seleccionadas como ejemplo.

CUR.	FECHA/HORA	DNI (W/m^2)	APE (eV)	T_{amb} (°C)	W_s (m/s)	ERROR MLP_{VI} (%)	ERROR MLP_{pa}^2 (%)
1	22/06/2011 18:27	685	1,864	36,3	5,7	2,71	3,18
2	10/05/2012 17:44	696	1,871	17,5	12,0	2,76	0,69
3	26/09/2011 15:48	766	1,874	32,9	3,0	0,63	0,53
4	04/07/2011 15:08	840	1,895	29,3	1,9	0,75	0,64
5	14/03/2012 13:13	958	1,869	24,8	5,1	1,44	0,66
6	26/04/2012 13:01	953	1,870	20,6	5,9	3,54	3,42

La figura 6.25 representa la curva $V-I$ medida en un día de verano (22 de Junio de 2011), a una hora central de la tarde (18:27 pm). Como se desprende de las condiciones atmosféricas registradas en ese momento, se trata de un día caluroso (36,3 °C) con una valor de DNI bajo (685 W/m^2), y una distribución espectral con un mayor contenido en rojo (valor de APE de 1,864 eV) que la distribución espectral estándar AM1.5 [62]. El valor de APE para dicha distribución estándar es de 1,88 eV. Finalmente dicha curva se registra bajo un valor de W_s de 5,7 m/s. Si se analizan las curvas simuladas por ambos modelos propuestos, se aprecia un error a la hora de calcular el valor de la I_{SC} (y todos los puntos cercanos a esa zona de la curva hasta llegar al PMP) que es subestimado por ambos modelos MLP. En este ejemplo, el error relativo en área es superior para el caso del MLP_{pa}^2 , debido a un peor ajuste del modelo en la parte de la curva con altos valores de tensión.

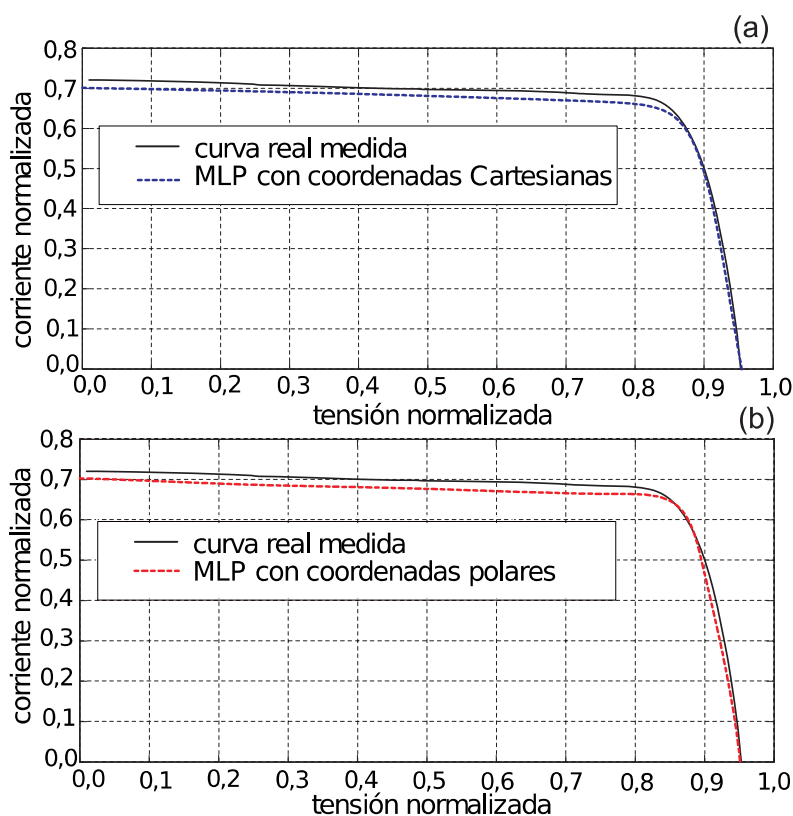


Figura 6.25: Curva V - I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) $MLP_{\rho\alpha}^2$ para el 22 de Junio de 2011.

La figura 6.26 representa la curva V - I registrada el día 10 de Mayo de 2012 a las 17:44 pm, bajo un valor de DNI relativamente bajo (696 W/m^2), un valor de T_{amb} suave ($17,5 \text{ }^\circ\text{C}$), y un valor alto de W_s ($12,0 \text{ m/s}$). Por su parte, se presenta un valor de APE de $1,871 \text{ eV}$, que implica una distribución espectral con un mayor contenido en rojo que la estándar. Como puede comprobarse, el $MLP_{\rho\alpha}^2$ obtiene una forma de la curva muy precisa, con una muy buena estimación en el PMP. Por el contrario, el MLP_{VI} subestima el valor de I_{SC} , y todos los puntos de la curva cercanos a éste.

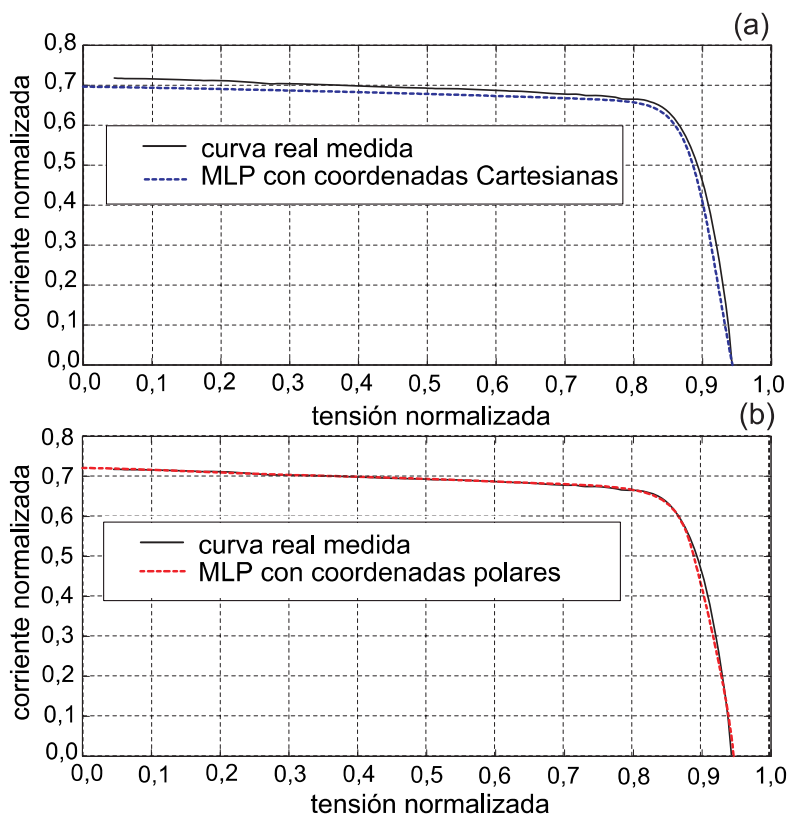


Figura 6.26: Curva V-I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) $MLP^2_{\rho\alpha}$ para el 10 de Mayo de 2012.

La figura 6.27 representa la curva adquirida el 26 de Septiembre de 2011 a las 15:48 pm, bajo unas condiciones de DNI de 766 W/m^2 , un valor de APE de $1,874 \text{ eV}$, T_{amb} de $32,9 \text{ }^\circ\text{C}$, y W_s de 3 m/s . Esta curva ha sido seleccionada para mostrar la precisión con la que se pueden obtener las curvas V-I por sendos modelos propuestos. Debido a su propia configuración, el $MLP^2_{\rho\alpha}$ es capaz de minimizar el error en el valor de radio calculado para un ángulo dado, en cada uno de los puntos que componen la curva V-I. De esta manera se obtiene un buen comportamiento de la red implementada, tanto en la parte horizontal, como en la

parte vertical de la curva. Es por ello que este modelo resulta muy conveniente y preciso a la hora de estimar los valores I_{SC} y V_{OC} de la curva, así como las zonas cercanas a estos valores.

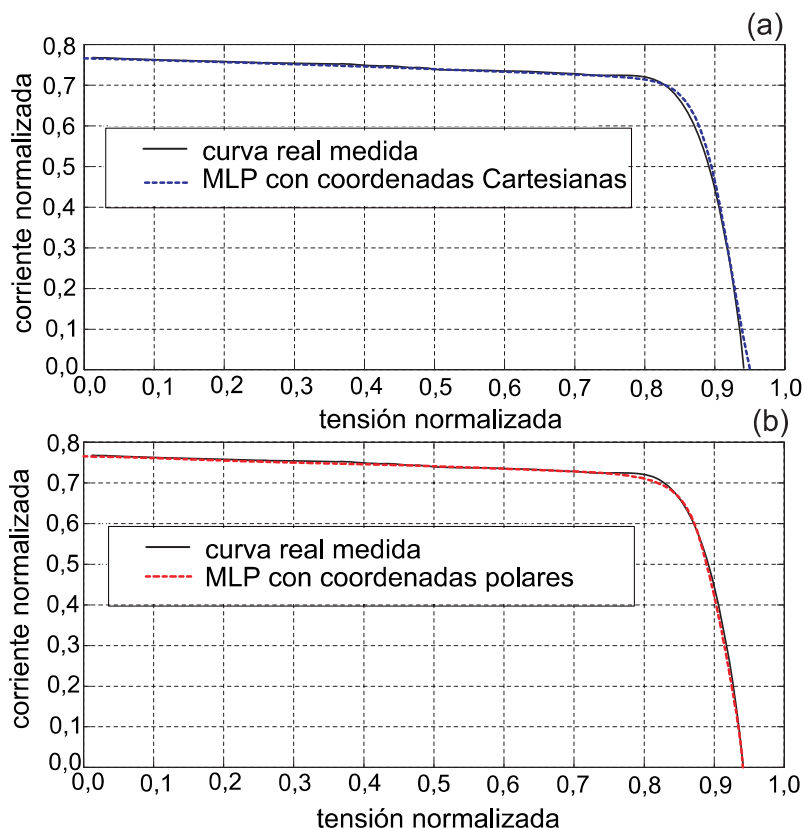


Figura 6.27: Curva V - I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) $MLP^2_{\rho\alpha}$ para el 26 de Septiembre de 2011.

En la figura 6.28 se representan los resultados obtenidos para la curva medida el 4 de Julio de 2011 a las 15:08 pm, bajo un valor de DNI relativamente alto (840 W/m^2), una distribución espectral con alto contenido en azul (valor de APE de $1,895 \text{ eV}$), T_{amb} de $29,3 \text{ }^\circ\text{C}$ y sin apenas viento ($Ws= 1,9 \text{ m/s}$). En este caso, y como se puede apreciar en la figura, el modelo de MLP_{VI} obtiene una mejor predicción del codo de la curva (estimación de la P_{max}), sin embargo, se desvía de

su forma real en la zona próxima al punto de V_{OC} , lo que propicia la obtención final de un valor mayor en el error relativo en área de la curva que el obtenido por el modelo $MLP^2_{\rho\alpha}$. Ambos modelos presentan un comportamiento muy similar en la zona horizontal de la curva V-I.

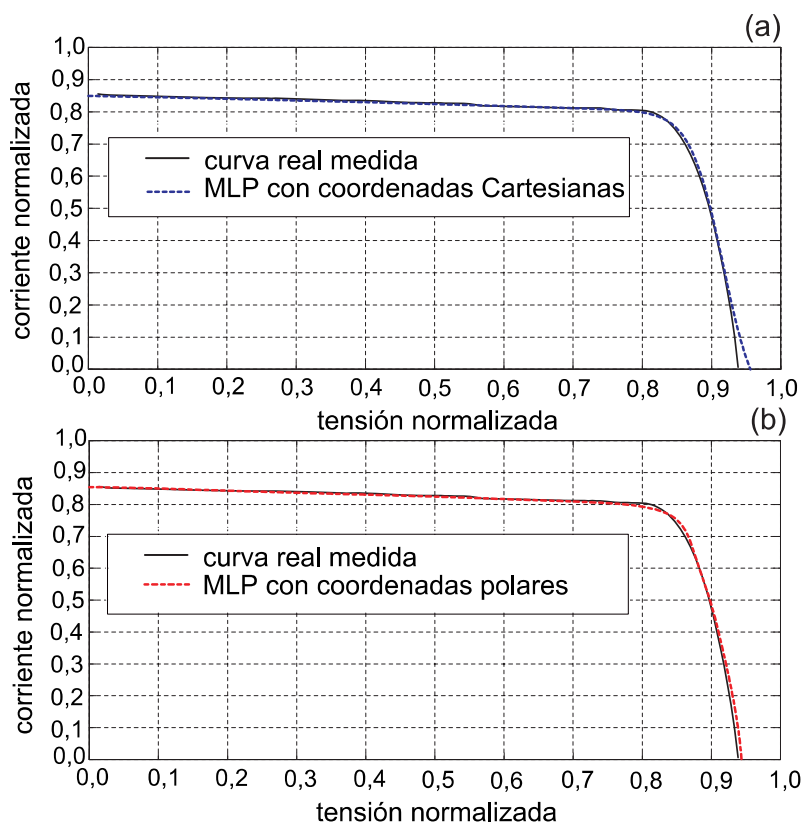


Figura 6.28: Curva V-I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) $MLP^2_{\rho\alpha}$ para el 4 de Julio de 2011.

El ejemplo que se muestra en la figura 6.29 representa una curva V-I medida el 14 de Marzo de 2012 a las 13:13 pm, bajo un valor de DNI alto ($958,1 \text{ W/m}^2$), un valor de APE de $1,869 \text{ eV}$, y bajo valores medios de T_{amb} ($24,8 \text{ }^\circ\text{C}$) y W_s ($5,1 \text{ m/s}$). En este caso particular se observa una diferencia remarcable entre la curva

V - I simulada por el modelo MLP_{VI} y aquella otra estimada por el MLP_{pa}^2 , que es apreciable no únicamente a la vista de la diferencia entre el error relativo presentado por ambos modelos, sino por la diferencia en el trazado de la curva a través de ambos métodos propuestos. Cuando se analiza el comportamiento presentado por el MLP_{VI} , se puede apreciar que se ha alcanzado una buena estimación en la forma general de la curva V - I , sin embargo, el funcionamiento de este modelo en las zonas cercanas a los puntos I_{SC} y V_{OC} no resulta muy preciso. Este problema no se observa cuando analizamos el MLP_{pa}^2 , que ofrece una estimación perfecta de la curva a lo largo de todas sus zonas.

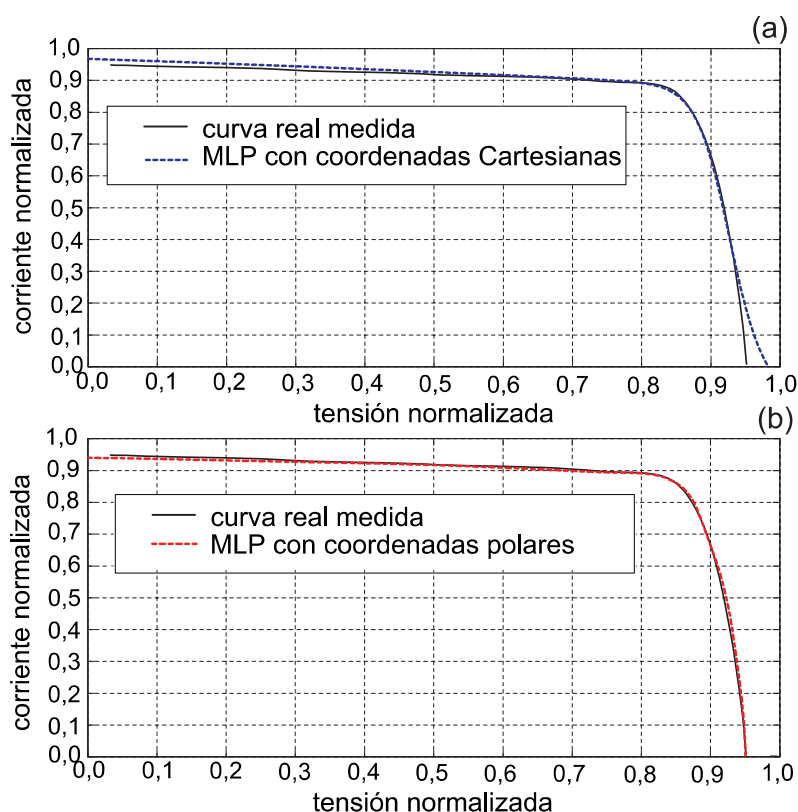


Figura 6.29: Curva V - I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) MLP_{pa}^2 para el 14 de Marzo de 2012.

La curva V-I medida el 26 de Abril de 2012 a las 13:01 pm se representa en la figura 6.30. Se observa como en este caso ambos modelos MLP han sobreestimado el valor de la corriente a lo largo de todos los puntos que forman parte de la zona horizontal de la curva (desde I_{SC} a P_{max}). Por el contrario, los valores de corriente de los puntos situados en la parte vertical de la curva (desde P_{max} a V_{OC}) están subestimados. A pesar de estos problemas observados en ambos modelos implementados, el $MLP^2_{\rho\alpha}$ estima una curva V-I cuya forma está más cercana a la curva real medida, presentando un comportamiento más realista en los puntos cercanos a V_{OC} .

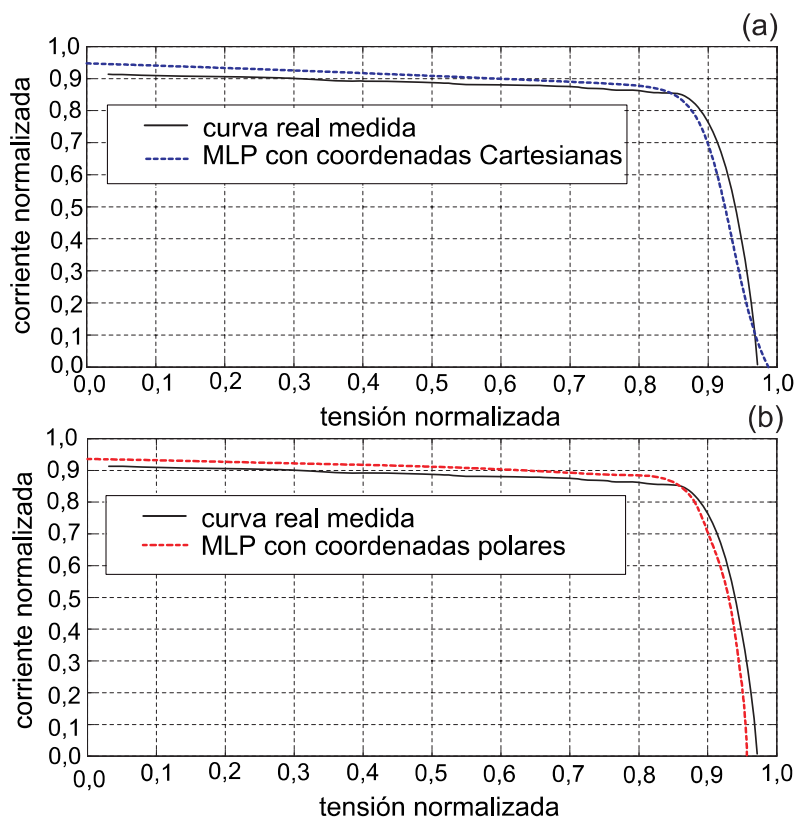


Figura 6.30: Curva V-I real y simulada por los modelos (a) MLP_{VI} y (b) $MLP^2_{\rho\alpha}$ para el 26 de Abril de 2012.

Las curvas $V-I$ que han sido representadas para ilustrar y comparar el comportamiento de ambos modelos MLP implementados, muestran datos de V e I normalizados debido a criterios de confidencialidad del fabricante del módulo CPV. Sin embargo dichas curvas pueden ser des-normalizadas a través de la ecuación 6.11 a partir de los valores extremos de V e I usados en el proceso de normalización.

6.6. CONCLUSIONES

En este capítulo de la Tesis Doctoral se proponen e implementan dos modelos basados en ANN y formulados a través de MLP, que permiten calcular la curva $V-I$ característica entregada por módulos CPV bajo condiciones ambientales consideradas como entradas a los citados modelos. Aunque ambos modelos son capaces de obtener la curva $V-I$ de módulos CPV, su filosofía de trabajo es diferente:

- MLP_{VI} : curvas $V-I$ expresadas en coordenadas Cartesianas y una capa oculta.
- MLP_{pa}^2 : curvas $V-I$ expresadas en coordenadas polares y dos capas ocultas.

Para validar ambos modelos propuestos se comparan las curvas $V-I$ estimadas por dichos modelos bajo condiciones atmosféricas determinadas, con las curvas $V-I$ reales medidas para un módulo CPV bajo dichas condiciones. Tras examinar las curvas $V-I$ estimadas por ambos modelos propuestos y teniendo en cuenta su error medio relativo en términos de área para el conjunto de datos de prueba (3,73% y 3,72% para MLP_{VI} y MLP_{pa}^2 , respectivamente), se concluye que existe un comportamiento muy similar entre ambos.

Más concretamente, para bajos valores de DNI se observa como ambos modelos MLP implementados ofrecen una buena caracterización de las curvas $V-I$ entregadas por módulos CPV, con una estimación precisa tanto de los puntos de

la curva cercanos al PMP como de aquellos más próximos a los extremos (zonas cercanas a V_{OC} e I_{SC}). Sin embargo, a medida que aumentan los valores de DNI bajo los cuales se registran las curvas, se observa como la forma de la curva $V-I$ simulada por el modelo MLP_{VI} en los puntos cercanos a V_{OC} no presenta un comportamiento realista. La predicción del valor de V_{OC} es sobreestimada. Este problema no se observa en el modelo $MLP_{\rho\alpha}^2$, que por el contrario ofrece una predicción fidedigna de la curva $V-I$ a lo largo de todos sus puntos, consiguiendo una mejor estimación en sus partes extremas (zonas cercanas a V_{OC} e I_{SC}). Adicionalmente, no se ha observado ninguna dependencia del comportamiento de los modelos implementados con los valores registrados por el resto de las condiciones atmosféricas consideradas en el estudio, APE , T_{amb} y W_s .

Es necesario tener en cuenta que los modelos implementados en este capítulo de la Tesis Doctoral han sido aplicados para la estimación de la curva $V-I$ de uno de los modelos comerciales de módulos CPV más extendidos a nivel de mercado. Estos modelos MLP podrían ser aplicados para la estimación de la curva $V-I$ (en términos normalizados) de otros módulos CPV con similares características constructivas y tipo de célula. Para obtener la curva $V-I$ real (sin normalizar), sería necesario disponer de los valores máximos y mínimos de tensión e intensidad del módulo considerado, para unas condiciones climáticas similares a las de la localización donde se lleva a cabo el presente estudio.

CAPÍTULO 7

Conclusiones y líneas futuras de investigación

Conclusions and future research lines

7.1. CONCLUSIONES Y RESUMEN DE APORTACIONES DE LA TESIS DOCTORAL

A continuación se presenta una síntesis de las principales aportaciones de la presente Tesis Doctoral, así como las conclusiones generadas a partir de las mismas.

7.1.1. Modelo para la estimación de la potencia máxima de módulos CPV a partir del análisis experimental

Inicialmente y como punto de partida al modelo propuesto, se ha realizado un análisis de la influencia de las siguientes condiciones atmosféricas sobre el comportamiento eléctrico de un módulo CPV: *DNI*, distribución espectral de la *DNI* (a través del índice *SMR*), T_{amb} y W_s . El estudio se ha basado en una campaña experimental de un año completo, realizada en Jaén entre Mayo de 2012 y Abril de 2013, y que ha estado compuesta por un total de 8.561 muestras. Cada una de las muestras ha incluido los parámetros eléctricos entregados por el módulo CPV (V_{OC} , I_{SC} y P_{max}), así como las condiciones atmosféricas bajo las cuales han sido registrados, para poder analizar las dependencias existentes entre ellos.

Tras haber realizado el análisis de la influencia de las condiciones atmosféricas sobre los parámetros eléctricos registrados por el módulo CPV, se ha observado una relación prácticamente lineal entre la *DNI* y la I_{SC} entregada por el módulo. Sin embargo, la falta de linealidad se ha debido a los efectos espectrales, afectando a la fotocorriente generada por las células solares MJ que componen el módulo CPV. En este sentido, se ha considerado la distribución espectral de la *DNI* como un factor de primer orden, que principalmente influye en la I_{SC} entregada por el módulo y en su P_{max} en menor medida, pero siguiendo la misma tendencia. La influencia del espectro solar se ha estimado gracias al cálculo del índice *SMR*, que expresa el ratio entre la *DNI* efectiva captada por las uniones componentes *top* y *middle* de las células MJ que forman el módulo CPV. Por otra parte, T_{amb} y W_s se han supuesto como factores de segundo orden en el modelado. Un incremento en los valores de T_{amb} ejerce un leve efecto negativo, ya que provoca un aumento en la temperatura de las células MJ en el interior del módulo, disminuyendo su V_{OC} . El aumento en los valores de W_s , con su correspondiente efecto de refrigeración, ejerce una leve influencia positiva, reduciendo el valor de

la temperatura de las células MJ en el interior del módulo y originando valores ascendentes de V_{OC} . Del mismo modo, resulta inapreciable la posible influencia negativa sobre la I_{SC} debido a fluctuaciones en el sistema de seguimiento trabajando a altos valores de W_S .

Posteriormente al análisis de los datos registrados, y sobre la base de las relaciones experimentales extraídas entre los parámetros eléctricos del módulo y las condiciones atmosféricas bajo las cuales estos parámetros son obtenidos, se ha propuesto un modelo simple basado en ecuaciones cuadráticas que expresan la influencia del índice SMR sobre la $I_{SC,norm}$ en función del valor de T_{amb} bajo el cual se recojan las medidas, y en una ecuación lineal que define la relación entre $I_{SC,norm}$ y $P_{max,norm}$. Este modelo ha permitido el cálculo de la P_{max} entregada por un módulo CPV bajo unas condiciones ambientales específicas. Después de haber comparado los datos de P_{max} simulada por el modelo y los correspondientes valores reales medidos en un subconjunto de datos seleccionado aleatoriamente para realizar su validación (50% del conjunto total de datos), se han obtenido valores de error suficientemente bajos para considerar el modelo propuesto como preciso, específicamente unos valores de MAPE de 3,20%, 4,53% y 3,49% para los intervalos de T_{amb} de [5-20] °C, [20-30] °C y [30-45] °C, respectivamente.

El desarrollo e implementación de este modelo ha dado lugar a una aportación científica titulada: *Modelling the influence of atmospheric conditions on the outdoor real performance of a CPV module*, de B. García-Domingo et al, que se encuentra en proceso de publicación en una revista internacional indexada titulada *Energy* [I].

Parte del trabajo realizado en aportaciones previas ha servido igualmente de base para la definición y propuesta del modelo expuesto en la presente Tesis. En este sentido, destacan las siguientes publicaciones:

- ✓ *A bankable method of assessing the performance of a CPV plant*, de Jonathan Leloux et al. [II], *Applied Energy*.
- ✓ *Análisis y caracterización de módulos fotovoltaicos de concentración (CPV) a Sol real. Comparativa con otras tecnologías FV*, de B. García-Domingo et al. [III], XV Congreso Ibérico y X Congreso Iberoamericano de energía solar.
- ✓ *Analysis and characterization of an outdoor CPV system. Comparative with other PV technologies*, de B. García-Domingo et al. [IV], 8th International Conference of Concentrating Photovoltaic Systems.
- ✓ *Analysis and characterization of an outdoor CPV system. Comparative with other PV technologies*, de B. García-Domingo et al. [V], 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition.

7.1.2. Modelo para el cálculo de la potencia máxima de módulos CPV a través de aplicación de técnicas de regresión lineal múltiple

El modelo propuesto en este trabajo se ha basado en el estándar ASTM E-2527-06. Dicho estándar propone una metodología para obtener la $P_{\max}$ entregada por módulos o sistemas CPV a través de la resolución de una ecuación lineal múltiple, como función de ciertas condiciones atmosféricas de entrada, específicamente DNI , T_{amb} y W_s , mediante cálculo experimental de los coeficientes de regresión que forman parte de dicha ecuación lineal.

No obstante, la metodología propuesta por el ASTM E-2527-06 tiene un gran inconveniente, que con gran probabilidad, ha sido la causa de que dicho estándar no sea aceptado a nivel internacional: no considera la influencia del espectro solar. En este estudio se ha expuesto una modificación de dicho estándar mediante la suma de un término adicional que cuantifique la influencia de la distribución espectral de la DNI sobre la $P_{\max}$ de los módulos CPV. El modelo propuesto ha añadido dicho término adicional mediante el uso de dos índices

alternativos: *SMR* y *APE*. De este modo ha extendido el uso del modelo propuesto, ya que éste puede ser implementado a partir de las medidas procedentes de un espectro-heliómetro tribanda (*SMR*) o un espectro-radiómetro con tubo colimador (*APE*).

Adicionalmente, y habida cuenta de la influencia de la distribución espectral de la *DNI* en la $P_{\max}$ entregada por un módulo CPV, cuyo punto de inflexión se produce cuando dicha distribución coincide con la estándar AM1.5D, el modelo presentado se ha dividido a su vez en dos modelos pertenecientes a cada uno de los intervalos espectrales. El modelo ha propuesto el uso de dos ecuaciones lineales correspondientes a $SMR < 1$ (o $APE < 1,83$ cuando el modelo se implemente a través de este índice), y $SMR \geq 1$ (o $APE \geq 1,83$), respectivamente. Se considera que la distribución espectral estándar AM1.5D tiene un valor de $SMR = 1$.

Para calcular los coeficientes de regresión que mejor ajustan las ecuaciones lineales múltiples que forman el modelo propuesto, se ha implementado un algoritmo basado en DE. Se ha realizado una campaña de medida en Jaén desde Marzo de 2013 a Noviembre de 2013, compuesta por 8.780, 4.710 y 8.410 muestras para los módulos A, B y C respectivamente. El algoritmo basado en DE implementado ha obtenido los correspondientes coeficientes de regresión a partir del subconjunto de datos de entrenamiento (80% del conjunto total de datos) de los tres modelos de módulos CPV analizados.

Comparando los datos de $P_{\max}$ obtenidos por el modelo propuesto a partir de los coeficientes de regresión calculados a través del algoritmo basado en DE, con los datos de $P_{\max}$ real medidos para el subconjunto de datos de prueba (20% del conjunto total de datos), para los tres módulos CPV en estudio, se ha apreciado que los errores MAPE calculados no superan el 5% en ninguno de los casos. A la vista de dichos resultados se puede concluir que el modelo propuesto es un método simple y preciso para predecir la $P_{\max}$ que va a ser entregada por módulos

CPV que trabajen bajo unas ciertas condiciones ambientales de DNI , T_{amb} , W_s y distribución espectral de la DNI . También es necesario recalcar la ventaja de evaluar la influencia de la distribución espectral de la DNI a través de dos índices alternativos como son el SMR y el APE , que amplía el uso del modelo propuesto, haciéndolo más universal.

El desarrollo e implementación de este modelo ha dado lugar a una aportación científica titulada: *A differential evolution proposal for estimating the maximum power delivered by CPV modules under real outdoor conditions*, de B. García-Domingo et al., que se encuentra actualmente bajo revisión en una revista internacional indexada, *Expert Systems with Applications*. Adicionalmente, y como base para la propuesta del modelo presentado en la presente Tesis Doctoral, destacan las siguientes publicaciones previas:

- ✓ *MEFES: An evolutionary proposal for the detection of exceptions in subgroup discovery. An application to Concentrating Photovoltaic Technology* de C.J. Carmona et al. [VI], *Knowledge-Based System*.
- ✓ *Characterization of Concentrating Photovoltaic modules by cooperative competitive Radial Basis Function Networks*, de Antonio J. Rivera et al. [VII], *Expert Systems with Applications*.
- ✓ *An evolutionary fuzzy system for the detection of exceptions in subgroup discovery*, de C.J Carmona et al [VIII], *Congreso mundial International Fuzzy Systems Association*.
- ✓ *A performance study of concentrating photovoltaic modules using neural networks: an application with CO₂RBFN*, de Antonio J. Rivera et al. [IX], *7th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*.

7.1.3. Conclusiones generales modelos de estimación de potencia máxima

En esta Tesis Doctoral se han propuesto dos modelos diferentes para la estimación de la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV bajo condiciones de operación. Sin embargo, la filosofía seguida por ambos modelos es diferente.

El primer modelo permite calcular la $P_{\max, \text{norm}}$ entregada por un módulo CPV trabajando bajo unas determinadas condiciones ambientales (T_{amb} y W_s). Aunque dicho modelo ha sido validado para un único módulo CPV, podría aplicarse para cualquier otro módulo que compartiera las mismas características constructivas y tipo de célula, obteniendo la $P_{\max}$ (sin normalizar) a partir del valor de DNI medido y de los datos eléctricos y valor de DNI facilitados por el fabricante en condiciones estándares. Para poder enunciar este modelo, se ha realizado un análisis experimental previo, donde se ha descrito la influencia de las condiciones ambientales, siendo dicha influencia considerada la base del modelo propuesto.

Por su parte, el segundo modelo ha propuesto una modificación del estándar ASTM E-2527-06 incluyendo la influencia de la distribución espectral de la DNI como sumando adicional a la expresión lineal múltiple dada por dicho estándar. En este caso, se han calculado los coeficientes de regresión lineales que componen las ecuaciones del modelo propuesto para tres módulos CPV diferentes. Sin embargo, este modelo no puede aplicarse a módulos distintos a los estudiados, ya que el resultado de las ecuaciones propuestas se ha expresado en términos de $P_{\max}$ sin normalizar, y por tanto únicamente puede aplicarse al módulo para el cual se ha llevado a cabo la experimentación. Este modelo únicamente ha tenido por objetivo realizar estimaciones precisas de la $P_{\max}$ entregada por módulos CPV mediante una propuesta sencilla de implementar. Además ha permitido la utilización alternativa de la medida dada por un espectro-heliómetro tribanda o un espectro-radiómetro con tubo colimador. No obstante, para poder aplicar dicho modelo a otros módulos CPV diferentes, sería necesario

repetir la experimentación propuesta y calcular los nuevos coeficientes de regresión que caractericen el comportamiento de dichos módulos.

Finalmente, a la vista de los resultados MAPE obtenidos por ambos modelos propuestos, se concluye que su implementación para la obtención de la $P_{\max}$ entregada por grandes plantas CPV y posterior aplicación en análisis de rentabilidad y estudios de productividad, acarrearía consigo un desarrollo inminente del sector CPV emergente. Ello constituiría el elemento decisivo para transmitir confianza a los futuros inversores.

7.1.4. Desarrollo e implementación de modelos basados en ANN para obtención de la curva V-I característica de módulos CPV

A lo largo de la presente Tesis Doctoral se han utilizado técnicas de ANN basadas en MLP para obtener la curva V-I característica entregada por módulos CPV bajo unas condiciones atmosféricas determinadas e introducidas previamente en los modelos como entradas. Para llevar a cabo el anterior propósito, en el presente estudio se han implementado dos modelos diferentes. Un primer modelo ha utilizado coordenadas Cartesianas para definir cada punto componente de la curva V-I (MLP_{VI}), y un segundo modelo innovador ha propuesto el uso de las coordenadas polares de dichos puntos, a través de dos versiones diferentes: $MLP^1_{\rho\alpha}$ (una única capa oculta) y $MLP^2_{\rho\alpha}$ (dos capas ocultas). Los modelos presentados han utilizado las siguientes condiciones atmosféricas de entrada para la posterior predicción de la curva V-I: DNI , la distribución espectral de la GNI a través del índice APE , T_{amb} y W_s .

Para llevar a cabo el estudio se ha realizado una campaña experimental de un año completo en Jaén, entre Julio de 2011 y Junio de 2012, compuesta por 15.915 muestras. Cada una de las muestras ha estado formada por la curva V-I completa (aproximadamente 300 pares de valores V-I) entregada por un módulo CPV, junto a las condiciones ambientales bajo las cuales se registra la citada curva.

En base al conjunto inicial de entrada, compuesto por 15.915 muestras, se ha efectuado una selección de dichas muestras a través de un clasificador SOM de Kohonen (en lugar de una selección aleatoria). De este modo se han obtenido las 3.600 muestras más representativas del conjunto total de datos. Dichas muestras han sido usadas posteriormente como patrones para el entrenamiento de los modelos MLP (subconjunto de entrenamiento), reduciendo el tiempo de ejecución de dichos modelos implementados y dejando muestras adicionales para su posterior testeo (subconjunto de prueba). Esta forma de selección no aleatoria asegura el buen comportamiento de los modelos propuestos en la estimación de la curva $V-I$ del módulo CPV, incluso bajo condiciones atmosféricas de entrada poco frecuentes.

A lo largo del trabajo se ha acometido un estudio iterativo basado en la realización de múltiples repeticiones, variando el número de neuronas componentes de la/las capa/as oculta/as, en el proceso de entrenamiento de cada uno de los modelos propuestos: MLP_{VI} , $MLP^1_{\rho a}$ y $MLP^2_{\rho a}$. Para cada uno de estos modelos, se ha determinado el número óptimo de neuronas ocultas a través del estudio del error medio relativo en área de la curva para el conjunto de datos de prueba.

A partir de las experimentaciones realizadas se ha podido concluir que el modelo óptimo para MLP entrenado con coordenadas Cartesianas tiene una configuración de 12 neuronas en su capa oculta y da lugar a un error medio relativo en área del 3,73% para el subconjunto de prueba. En el caso del MLP entrenado con coordenadas polares, se obtiene el modelo óptimo para la configuración de 2 capas ocultas, formadas por 9 neuronas en cada una de ellas. Dicho modelo da lugar a un error medio relativo en área del 3,72% para el subconjunto de prueba.

Se ha elaborado un análisis de algunas curvas $V-I$ seleccionadas del subconjunto de prueba, con el objetivo de ilustrar el comportamiento de los modelos

implementados, bajo un amplio rango de condiciones atmosféricas de entrada. En general, los modelos propuestos han estimado de forma muy precisa la curva $V-I$, con resultados de error relativamente bajos. Sin embargo, es importante destacar que el modelo $MLP_{\rho\alpha}^1$ no ha sido capaz de reproducir la forma real de la curva $V-I$. Por el contrario, tanto el modelo MLP_{VI} , como el modelo $MLP_{\rho\alpha}^2$ son capaces de simular la forma de las curvas $V-I$ medidas con gran precisión. Si se comparan los resultados obtenidos por MLP_{VI} y $MLP_{\rho\alpha}^2$ hay que matizar que al aumentar el valor de DNI -bajo el cual se registran las curvas $V-I$, se observa como el modelo $MLP_{\rho\alpha}^2$ ofrece una mejor estimación de la parte de la curva alrededor de V_{OC} . Para el resto de las zonas, ambos modelos dan lugar a una predicción muy similar.

Las técnicas basadas en ANN que se han analizado en esta Tesis, se presentan como unas herramientas muy útiles para predecir el comportamiento eléctrico de módulos CPV, debido a la inexistencia, hasta la fecha, de procedimientos algebraicos estándares para obtener la curva $V-I$ en los módulos de esta tecnología emergente. En el caso de los modelos MLP propuestos (tanto para coordenadas polares como Cartesianas), una vez la red se encuentre entrenada, su uso ha resultado muy sencillo, ya que únicamente requiere la introducción de las condiciones ambientales de trabajo, así como distintos valores de tensión o ángulo de la curva $V-I$ normalizada (valores de tensión entre 0 y 1 y valores de ángulo entre 0° y 90°). Los modelos devolverán los valores de corriente o radio normalizados que corresponden a cada uno de los puntos introducidos. Estos modelos han obtenido la curva $V-I$ completa en términos normalizados, y pueden aplicarse a cualquier módulo CPV cuyas características constructivas coincidan con las del módulo analizado. En comparación con los modelos que únicamente estiman la P_{max} , esta propuesta permitirá resaltar los posibles problemas de funcionamiento del módulo CPV a través de la obtención de una forma de la curva diferente a la esperada o medida.

La propuesta y aplicación de estos modelos ha dado lugar a la presentación de una publicación científica titulada: *CPV module electric characterisation by artificial neural networks*, de B. García-Domingo et al., actualmente en proceso de revisión en una revista internacional indexada, *Energy*.

7.2. LINEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

A partir del trabajo realizado a lo largo de la presente Tesis Doctoral y las aportaciones extraídas a la finalización de la misma, se proponen las siguientes líneas de investigación futuras:

- Aplicación de los modelos propuestos en la presente Tesis a otros módulos comerciales CPV cuya constitución y tipo de célula coincida con la de los módulos estudiados.
- Profundizar en el estudio de la influencia de las condiciones ambientales sobre el comportamiento eléctrico de módulos CPV con características constructivas (dispositivos ópticos primarios y secundarios, dispositivos de refrigeración) diferentes a los estudiados en esta Tesis Doctoral, junto al análisis de las diferencias de funcionamiento observadas entre ellos.
- Ensayar la posibilidad de aplicar los modelos basados en MLP para obtención de la curva $V-I$ a otras tecnologías FV emergentes, como tecnologías de TF, mediante la utilización de un conjunto de variables de entrada diferente y acorde a la tecnología FV en cuestión.
- Aplicación de modelos propuestos a lo largo de la presente Tesis Doctoral para estimación de $P_{\max}$ y curva $V-I$ de sistemas CPV y grandes plantas CPV. Para ello, habría que introducir las condiciones ambientales como entradas al modelo, existiendo la necesidad adicional de incorporación de nuevos parámetros como pérdidas en la conversión DC/AC, pérdidas en el cableado, mismatch entre módulos, etc.

7.3. CONCLUSIONS AND SUMMARY OF CONTRIBUTIONS OF THE DOCTORAL THESIS

In this section a summary of the main contributions of this PhD Thesis, as well as the conclusions generated from these contributions are presented.

7.3.1. Model for the estimation of the maximum power of CPV modules from experimental analysis

Initially and as starting point to the proposed model, the influence that atmospheric variables- DNI , DNI spectral distribution through SMR index, T_{amb} and W_s - have on the electrical performance of a CPV module, was analyzed. The study was based on a one-year experimental campaign, carried out in Jaén between May 2012 and April 2013, which was composed of 8,561 samples. Each of these samples included the electrical parameters delivered by the CPV module (V_{OC} , I_{SC} and P_{max}), as well as the atmospheric conditions under which they were registered. In this way the existent dependence between both of them can be analyzed.

Once analyzed the impact of these influential atmospheric conditions on the electrical parameters registered by the CPV module, an almost linear relation was observed between the DNI and the I_{SC} delivered by the module. However, the lack of linearity was due to the spectral effects which affect the total current generated by each MJ solar cell that composes the CPV module. In this sense, the spectral distribution of the DNI was considered a first order factor which mainly impacts the I_{SC} delivered by the module, and to a lesser extent, but following the same tendency, its P_{max} . The influence of the solar spectrum was considered in this study through the calculation of the SMR index. This index expresses the ratio between the effective DNI in *top* and *middle* component junctions of the MJ solar cells which compose the CPV module. On the other hand, the T_{amb} and W_s were considered second order factors in the modelling. An increment of T_{amb} had a

minor negative effect as it increased the MJ cells temperature inside the module, decreasing the V_{OC} of this module. The increase of W_S values, with its corresponding cooling effect, exerted a mild positive influence as the cells temperature inside the module decreased, and originated ascendant values in the module V_{OC} . In addition, it was inappreciable its possible negative influence on the module I_{SC} caused by fluttering of the solar tracker when working under high values of W_S .

After analyzing the registered data and on the basis of the experimental relations (between the electrical parameters of the module and the atmospheric conditions) previously obtained, a simple model was proposed. This model is based on quadratic equations which express the influence of SMR index on the $I_{SC,norm}$ in function of the T_{amb} value under which the measures were registered, and a lineal equation to define the relation between $I_{SC,norm}$ and $P_{max,norm}$. The model allows the calculation of the P_{max} delivered by the module working under specific atmospheric conditions. After having compared the P_{max} simulated through the model and the corresponding real one from the validation subset (50% of the whole data set), a very good match between them was obtained. MAPE errors values of 3,20%, 4,53% and 3,49% were calculated for T_{amb} of [5-20] °C, [20-30] °C and [30-45] °C, respectively. These MAPE values are low enough to consider the proposed model as precise.

The development and implementation of this model has generated a scientific contribution entitled: *Modelling the influence of atmospheric conditions on the outdoor real performance of a CPV module*, by B. García-Domingo et al., which is currently in press in an international indexed journal entitled *Energy* [I].

Part of the work implemented in some previous contributions has equally been used as a base to the definition and proposal of the model presented in this PhD Thesis. In this sense, the following publications must be highlighted:

- ✓ *A bankable method of assessing the performance of a CPV plant*, by Jonathan Leloux et al. [II], *Applied Energy*.
- ✓ *Análisis y caracterización de módulos fotovoltaicos de concentración (CPV) a Sol real. Comparativa con otras tecnologías FV*, by B. García-Domingo et al. [III], *15th Iberian and 10th Ibero-American Conference on Solar Energy*.
- ✓ *Analysis and characterization of an outdoor CPV system. Comparative with other PV technologies*, by B. García-Domingo et al. [IV], *8th International Conference of Concentrating Photovoltaic Systems*.
- ✓ *Analysis and characterization of an outdoor CPV system. Comparative with other PV technologies*, by B. García-Domingo et al. [V], *26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*.

7.3.2. Model for the calculation of the maximum power delivered by CPV modules by using multiple linear regression techniques

The model proposed in this work was based on the standard ASTM E-2527-6. This standard proposes a methodology to obtain the $P_{\max}$ delivered by CPV modules or systems through the solving of a multiple linear equation. This linear expression allows the calculation of the $P_{\max}$ as a function of certain input atmospheric conditions, specifically DNI , T_{amb} and W_5 . Previously, the regression coefficients of the lineal equation must be experimentally calculated.

However, the methodology proposed by the ASTM E-2527-06 standard has a big drawback, which has probably been the main cause of not accepting this standard at international level: it does not consider the influence of the solar spectrum. This study has proposed to modify the standard by adding an additional term which quantifies the influence of the DNI spectral distribution on the $P_{\max}$ delivered by CPV modules. The proposed model has allowed considering this additional term through the use of two alternative indexes: *SMR* and *APE*. In this way, the

applicability of the proposed model has been extended the applicability of the proposed model, as it can be implemented through the measurements from a triband spectro-heliometer (*SMR*) or a spectro-radiometer with collimation tube (*APE*).

Additionally, and once studied the influence of the *DNI* spectral distribution on the $P_{\max}$ delivered by a CPV module, with a turning point when this spectral distribution coincides with the standard AM1.5D one, the model was, at the same time, divided into two models which belong to each spectral interval. The model proposes the use of two different lineal equations which correspond to $SMR < 1$ (or $APE < 1.83$ when using this index) and $SMR \geq 1$ (or $APE \geq 1.83$), respectively. It is considered that the AM1.5D standard spectral distribution has a $SMR = 1$ value.

To calculate the regression coefficients that best fit the multiple linear equations which compose the proposed model, a methodology based on DE was implemented. To carry out this experimental fit, a measurement campaign was performed in Jaén, from March 2013 to November 2013. This experimental campaign was composed of 8,780, 4,710 and 8,410 samples for CPV modules A, B and C, respectively. The implemented algorithm based on DE fit the corresponding regression coefficients from the training dataset (80% of the entire dataset) of the three CPV modules analyzed.

After comparing the $P_{\max}$ values obtained from the regression coefficients calculated by the DE implemented methodology, with the corresponding real $P_{\max}$ values for the testing dataset (20% of the entire dataset) of the three CPV modules under study, the calculated MAPE errors were always below 5%. In view of the above results, it can be concluded that the model gives a simple and precise method to predict the $P_{\max}$ delivered by CPV modules working under specific environmental conditions: *DNI*, T_{amb} , W_s and *DNI* spectral distribution. Additionally, it is important to highlight the advantage given by the model of

evaluating the *DNI* spectral distribution influence through two alternative indexes, as *SMR* and *APE*. This enhances the applicability of the proposed model, making it more universal.

The development and implementation of this model has led to the publication of a scientific contribution entitled: *A differential evolution proposal for estimating the maximum power delivered by CPV modules under real outdoor conditions*, by B. García-Domingo et al., which is currently under review in an international indexed journal entitled *Expert Systems with Applications*. Additionally, and as base for the proposal of the model presented in this PhD Thesis, some previous publications must be highlighted:

- ✓ *MEFES: An evolutionary proposal for the detection of exceptions in subgroup discovery. An application to Concentrating Photovoltaic Technology* by C.J. Carmona et al. [VI], *Knowledge-Based System*.
- ✓ *Characterization of Concentrating Photovoltaic modules by cooperative competitive Radial Basis Function Networks*, by Antonio J. Rivera et al. [VII], *Expert Systems with Applications*.
- ✓ *An evolutionary fuzzy system for the detection of exceptions in subgroup discovery*, by C.J. Carmona et al. [VIII], *World Conference of the International Fuzzy Systems Association*.
- ✓ *A performance study of concentrating photovoltaic modules using neural networks: an application with CO₂RBFN*, by Antonio J. Rivera et al. [IX], *7th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*.

7.3.3. General conclusions to the models which estimate the maximum power

In the present PhD Thesis, two different models for the estimation of the $P_{\max}$ delivered by CPV modules under operating conditions have been proposed. However, the philosophy followed by both models is quite different:

The first model allows the calculation of the $P_{\max, \text{norm}}$ delivered by a CPV module under previously known environmental conditions (T_{amb} y W_s). Despite the fact that this model was validated for one unique CPV module, it could be applied to any other module with the same constructive characteristics and type of cells, obtaining the $P_{\max}$ (without normalization), from the value of measured DNI and the electrical parameters and value of DNI given by the manufacturer under standard conditions. To outline this model, a previous experimental analysis was carried out, in such way that the influence of the environmental conditions was described and considered as an initial point to the proposed model.

On the other hand, the second model proposes a modification of the ASTM E-2527-06 standard, including the influence of the DNI spectral distribution as an additional addend to the multiple linear equation given by this standard. In this case, the regression coefficients which compose the proposed model were calculated for three different CPV modules. Nevertheless, this model can not be applied to CPV modules different from those studied ones, as the result of the proposed equations was expressed in terms of $P_{\max}$ without normalization, so it can only be applied to the experienced modules. This model aims to do precise estimations of the $P_{\max}$ of CPV modules through a proposal easy to be implemented. In addition it allows the alternative use of the measures given by a triband spectro-heliometer or a spectro-radiometer. Anyway, to apply this model to other different CPV modules, it would be necessary to repeat the proposed

experimentation, and calculate the new regression coefficients which characterize the performance of this module.

Finally, and after showing the MAPE results of both implemented models, it is concluded that their implementation for the calculation of the $P_{\max}$ delivered by big CPV power plants, and their latter application to productivity studies and profitability analysis, would lead to a great development of this CPV emergent sector. This would be crucial to transmit confidence to prospective investors.

7.3.4. Development and implementation of models based on ANN to predict the I-V curve of CPV modules

Throughout the present PhD Thesis, ANN techniques based on MLP were used to obtain the *I-V* curve delivered by CPV modules under determined atmospheric conditions, which were previously introduced as inputs to the models. To develop this aim, in this study two different models were implemented. A first model is based on Cartesian coordinates to define each point of the *I-V* curve (MLP_{VI}), and a second innovative model which proposes the use of the polar coordinates of these points, through two different versions: $MLP_{\rho\alpha}^1$ (one hidden layer) and $MLP_{\rho\alpha}^2$ (two hidden layers). The proposed models use *DNI*, *GNI* spectral distribution through *APE* index, T_{amb} and W_s , as inputs atmospheric conditions, to the latter prediction of the *I-V* curve.

To perform the study a one-year experimental campaign was carried out in Jaén between July 2011 and June 2012, with a total sum of 15,915 samples. Each of these samples was composed of the complete *I-V* curve (approximately 300 *I-V* pairs) delivered by the CPV module, together with the atmospheric conditions under which this curve was registered.

Based on an initial dataset containing 15,915 sample *I-V* curves, a Kohonen SOM was used to select the most representative samples (instead of using a random selection). This selection consisting of 3,600 patterns was later used to train the

MLP models (training dataset). This allows reducing the training time, and permits having additional samples to test the models after training them (testing dataset). The performance of the MLP models, using this way of selecting the training data set, is good even when estimating the I - V curve of a CPV module under non frequent atmospheric conditions.

Throughout the work, an iterative study was performed based on several executions with different configurations, varying the number of hidden neurons in the training process of each of the proposed models: MLP_{VI} , $MLP^1_{\rho\alpha}$ y $MLP^2_{\rho\alpha}$. For each one of these models, an optimum number of hidden neurons was determined through the study of the I - V curve area relative average error for the testing dataset.

After several executions with different configurations, it is concluded that the best model for the MLP trained with Cartesian coordinates has 12 neurons in the hidden layer and its curve area relative average error is equal to 3.73% for the testing dataset. In the case of the MLP trained with polar coordinates, 2 hidden layers with 9 neurons in each hidden layer were necessary to obtain the best results. This model produces a curve area relative average error of 3.72% for the testing dataset.

An analysis of some selected I - V curves from the testing dataset was carried out with the objective of showing the performance of the proposed models under a large range of input atmospheric conditions. In general, the proposed models have predicted the I - V curves with a very low error. However, it is important to highlight that the $MLP^1_{\rho\alpha}$ model was not able to reproduce the real shape of the I - V curves. Otherwise, the MLP_{VI} model and the $MLP^2_{\rho\alpha}$ simulate the shape of the measured I - V curves with high precision. If the results obtained through MLP_{VI} and $MLP^2_{\rho\alpha}$ are compared, it is appreciated that when increasing the value of DNI under which the I - V curves were registered, the $MLP^2_{\rho\alpha}$ model achieves a

better estimation of the part of the curve near V_{OC} . Both models give a very similar prediction of the rest of the zones of the I - V curve.

Due to the lack, until now, of standard algebraic procedures to obtain I - V curves of CPV modules, the ANN models proposed in this Thesis are presented as very useful tools to predict the electrical behavior of this type of modules. In the case of the proposed MLP models (with polar and Cartesian coordinates), once the network is trained, its use is very simple, as it only requires the introduction of the operating environmental conditions, as well as the different voltage or angle values of the normalized I - V curve (voltage values between 0 and 1 and angle values between 0° and 90°). After that, the models give the values of normalized current or radius, which correspond to each of the introduced points. These models permit obtaining the entire I - V curve in normalized terms, so they can be applied to any other CPV module with the same constructive characteristics of the analyzed module. If comparing these models with those other ones which only estimate the P_{max} , this proposal will allow elucidating possible performance problems of the CPV module through the obtaining of an I - V curve shape different from the expected or measured one.

The proposal and application of these ANN models has led to the presentation of a scientific publication entitled: *CPV module electric characterisation by artificial neural networks*, by B. García-Domingo et al., which is currently under review in an international indexed journal, *Energy*.

7.4. FUTURE RESEARCH LINES

From the work developed in the present PhD Thesis and the contributions provided after its finalization, the following future research lines are proposed:

- Application of the models proposed in this PhD Thesis to other CPV commercial modules whose constitution and type of cell coincide with that of the studied modules.

- To go in depth in the study of the influence that the atmospheric conditions have on the electrical behavior of CPV modules with constructive variations (primary and secondary optical devices and refrigeration systems) with respect to the ones analyzed in this PhD Thesis. Analysis of the performance differences found between them.
- To test the possibility of applying the models based on MLP to the simulation of the I - V curve to other emergent photovoltaic technologies, as TF, taking into account a different set of input variables, in function of the implied technology.
- Application of the models proposed along the present PhD to estimate the $P_{\max}$ and I - V curve of CPV systems and big CPV plants. To do that, atmospheric conditions and other additional parameters, as losses in DC/AC conversion, wiring losses, mismatch between modules, etc., must be considered.

PUBLICACIONES GENERADAS EN EL MARCO DE LA TESIS

PUBLICATIONS OF THE *Phd* THESIS

[I] García-Domingo, B., Aguilera, J., de la Casa, J., Fuentes, M. Modelling the influence of atmospheric conditions on the outdoor real performance of a CPV (Concentrated Photovoltaic) module, *Energy*. In press. DOI:j.energy.2014.03.119.

[II] Leloux, J., Lorenzo, E., García-Domingo, B., Aguilera, J., Gueymard, C.A. A bankable method of assessing the performance of a CPV plant. *Applied Energy*, 2014; 118:1-11.

[III] García-Domingo, B., Aguilera, J., Muñoz, J.V., Torres-Ramírez, M. Análisis y caracterización de módulos fotovoltaicos de concentración (CPV) a sol real. Comparativa con otras tecnologías fotovoltaicas. XV Congreso Ibérico y X Congreso Iberoamericano de energía solar, 2012:391-96.

[VI] García-Domingo, B., Muñoz, J.V., Aguilera, J., Fuentes, M. Analysis and characterization of an outdoor CPV system comparative with other PV technologies. *AIP Conference Proceedings*, 2012; 1477:176-180.

[V] García-Domingo, B., Aguilera, J., Fuentes, M., Muñoz, J.V., Nofuentes, G.. Analysys and characterization of an outdoor CPV system. Comparative with other PV technologies. 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, 2011.

[VI] Carmona, C.J., González, P., García-Domingo, B., del Jesús, M.J., Aguilera, J. MEFES: An evolutionary proposal for the detection of exceptions in subgroup discovery. An application to Concentrating Photovoltaic Technology. *Knowledge-Based Systems*, 2013. Article in Press. DOI: 10.1016/j.knosys.2013.08.001.

[VII] Rivera, A.J., García-Domingo, B., Del Jesus, M.J., Aguilera, J. Characterization of Concentrating Photovoltaic modules by cooperative competitive Radial Basis Function Networks. *Expert Systems with Applications*, 2013;40 (5):1599-1608.

[VIII] Carmona, C.J., Gonzalez, P., Del Jesus, M.J., Garcia-Domingo, B., Aguilera, J. An evolutionary fuzzy system for the detection of exceptions in subgroup discovery. *Proceedings of the 2013 Joint IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting, IFSA/NAFIPS 2013*, art. no. 6608378, pp. 74-79.

[IX] Rivera, A.J., García-Domingo, B., Del Jesus, M.J., Aguilera, J. A performance study of concentrating photovoltaic modules using neural networks: An application with CO2RBFN. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2013; 188 AISC: 439-448.

ANEXO 1

Información complementaria del sistema automatizado de medida

En este anexo se van a describir en detalle las representaciones gráficas, esquemas y diagramas que definen el funcionamiento del sistema automatizado de medida descrito en el Capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral, exponiendo información complementaria concerniente al modo de operación del mismo.

A1.1. CONTROL DEL SISTEMA AUTOMATIZADO DE MEDIDA

A1.1.1. Proceso secuencial de medida

En esta sección se profundiza en la descripción del proceso secuencial que implementa el sistema automatizado de medida. La figura A1.1 expone el diagrama de flujo ampliado correspondiente a dicho proceso.

La *configuración de condiciones iniciales* comprende por una parte la configuración manual de los módulos a medir, y permite seleccionar la medida de los parámetros eléctricos de hasta 4 módulos FV. Además, dicha configuración de condiciones iniciales permite definir un intervalo de trabajo comprendido entre unos límites mínimo y máximo de GNI , entre los cuales debe funcionar el sistema de medida. De este modo, cuando la GNI se encuentre por encima o por debajo de dichos límites, previamente establecidos por el usuario, el sistema no realiza medida alguna. Por defecto se han establecido dichos límites entre 300 W/m^2 y 1500 W/m^2 . El control de las condiciones iniciales permite igualmente definir un tiempo de retardo entre cada proceso global de medida y el siguiente. En este caso, dicho intervalo temporal se ha fijado en 5 minutos. Finalmente, el programa implementado permite al usuario la selección manual de la medida instantánea de cualquiera de los módulos FV testeados.

La *condición de temporización* estipula que si la diferencia entre GNI y G_f es superior al 5% quedará indicado en el fichero de medidas que se obtiene a la finalización del proceso secuencial, como aviso de que dicha medida debe ser filtrada (*checkbit*), pues su análisis puede conducir a error. Este paso intermedio de temporización se implementa debido a que la medida de la distribución espectral se registra una única vez al inicio del proceso. Una variación superior al 5% entre la GNI medida en el momento actual y aquella G_f registrada al inicio del proceso indica una variación en las condiciones meteorológicas, posiblemente

Del mismo modo, J2 y J3 representan la entrada y salida de la alimentación. Como ya se adelantó en el capítulo 4, la alimentación a 12V será suministrada por una fuente de tensión AGILENT® E3631A. Por su parte, J4, J5, J6 y J7 representan el control y alimentación de los módulos FV 1, 2, 3 y 4 respectivamente:

- ✓ Primer pin de cada módulo: selección de dicho módulo FV.
- ✓ Segundo pin de cada módulo: puesta a tierra común del datalogger.
- ✓ Tercer pin de cada módulo: alimentación (+12V).
- ✓ Cuarto pin de cada módulo: puesta a tierra de la alimentación.

En la figura A1.3 (a) se muestra el zoom de la imagen real de los terminales J1, J2 y J3 de la tarjeta multiplexora. Como puede apreciarse, J1 tiene 5 pines correspondientes a la selección de cada uno de los 4 módulos FV (colores rojo, blanco, celeste y rosa) y la puesta a tierra del datalogger (color negro). Por su parte J2 tiene dos pines para la entrada de alimentación (colores morado y naranja), y J3 otros dos pines de salida de dicha alimentación (colores rojo y negro-rojo).

En la figura A1.3 (b) se muestra el terminal J4 de la tarjeta multiplexora correspondiente al módulo FV 1. Como se puede apreciar, dicho terminal consta de 4 pines, dos de ellos provenientes de la alimentación (colores morado y naranja), la tierra común del datalogger (color negro), y un último pin para la selección de su medida (en este caso color blanco).

La tarjeta multiplexora sirve igualmente como unión física de los módulos FV medidos, como se muestra en el siguiente esquema eléctrico (figura A1.4), así como en la fotografía real de la misma (figura A1.5).

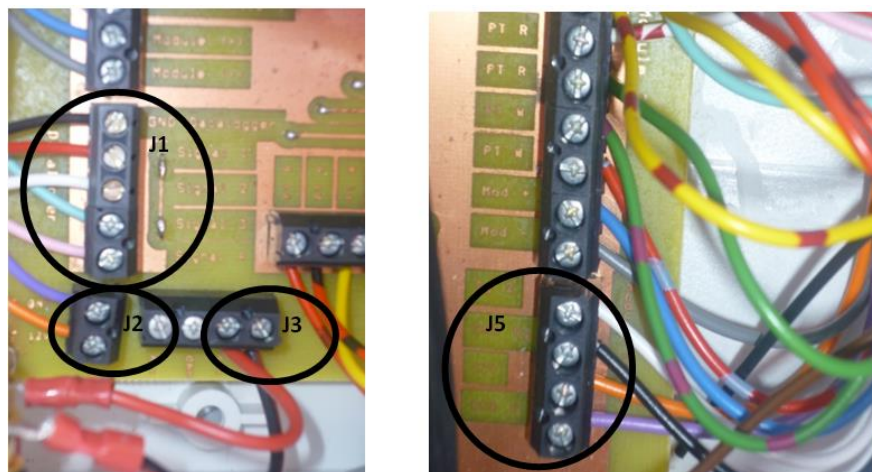


Figura A1.3: (a) Imagen real terminales J1, J2 y J3 de tarjeta multiplexora (izquierda) y (b) Imagen real terminal J5 de tarjeta multiplexora (derecha).

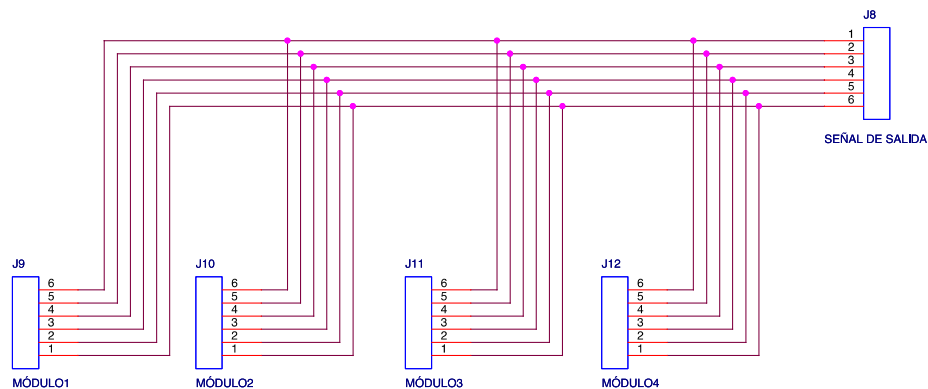


Figura A1.4: Esquema eléctrico de conexión de los cuatro módulos FV en la tarjeta multiplexora.

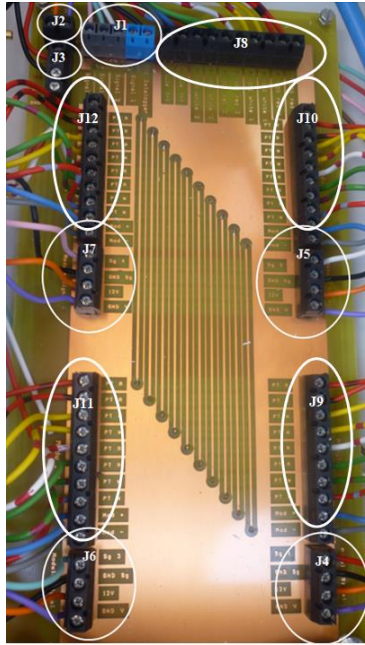


Figura A1.5: Fotografía real de la tarjeta multiplexora.

Como se puede apreciar en la figura A1.4, en la placa multiplexora se realiza la unión física de los módulos FV, cuyos terminales están formados por 6 pines: 4 de ellos correspondientes a la medida de T_C a través de una PT100 a 4 hilos, y los dos restantes para los polos positivo y negativo del módulo FV en cuestión. Es necesario destacar que se disponen de 2 cables de potencia adicionales por módulo FV para la medida de su corriente.

A1.1.3. Descripción detallada de las tarjetas individuales de control y medida

En esta sección se describen las tarjetas individuales de control y medida (colocadas en cajas de control adyacentes a la parte trasera de cada uno de los módulos FV en estudio), al igual que la función desempeñada por las mismas en el sistema automatizado de medida. El esquema eléctrico de una tarjeta individual

(figura A1.6), así como una fotografía de la misma (figura A1.7) se muestran a continuación:

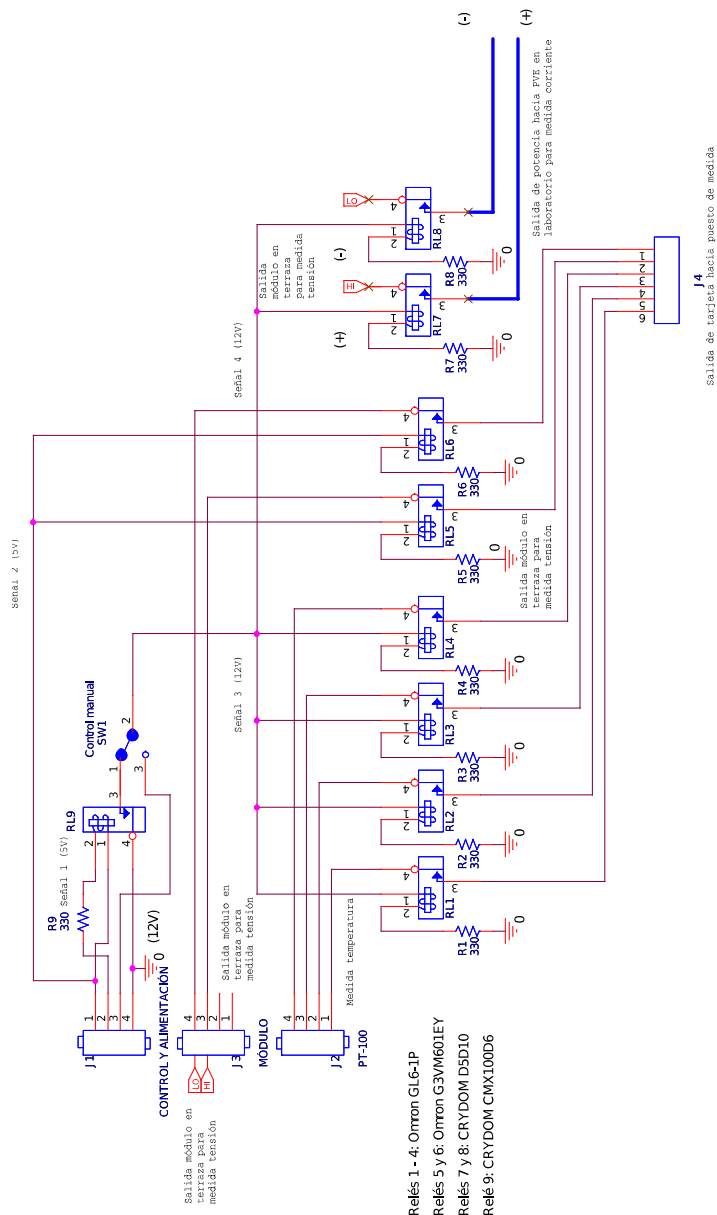


Figura A1.6: Esquema eléctrico de tarjeta individual de control y medida.

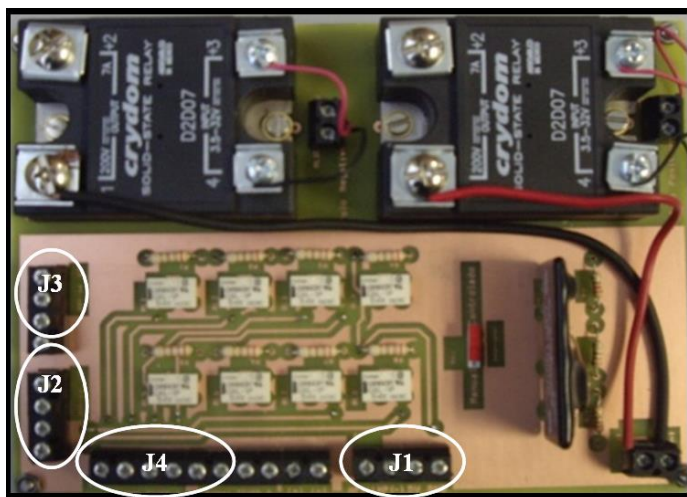


Figura A1.7: Imagen real de la tarjeta individual de control y medida antes de su conexicionado. Se trata de una versión inicial de diseño.

Atendiendo al esquema mostrado en la figura A1.6, J1 representa la entrada de control y alimentación a la tarjeta. J2 y J3 corresponden a las puertas de comunicación entrada y salida con el módulo FV, para medida de T_C y tensión respectivamente. Finalmente J4 es la salida de la tarjeta.

El funcionamiento es el siguiente: inicialmente el datalogger manda 5V como señal de control y selecciona la medida de uno de los módulos FV a través de su tarjeta digital. A partir de ese momento, los relés RL9 (Señal 1), RL5 y RL6 (señal 2) reciben la señal y conmutan a la vez, conmutando posteriormente los relés RL1, RL2, RL3, RL4, RL7 y RL8. A continuación se detallan los relés utilizados, así como la función desempeñada por cada uno de ellos:

- **RL 9: Relé Crydom® CMX 100-D6.** Relé de estado sólido, directamente controlado por salidas digitales del datalogger. Su misión es activar los relés RL1, RL2, RL3, RL4, RL7 y RL8, cuya tensión de activación es 12V.

Una vez que se cierra el RL9, se transmiten 12V a los relés RL1, RL2, RL3 y RL4 (señal 3), para la medida de T_C a través de PT100 a 4 hilos, así como a los relés RL7 y RL8 (señal 4), a través de los cuales salen los cables de potencia (positivo y negativo del módulo FV), para la medida de su corriente en el laboratorio a través de una shunt.

- **RL1, RL2, RL3 y RL4: Relés Omron® G6L-1P.** Relés electromecánicos de pequeño tamaño, que se utilizan para conmutar las entradas para la medida de la T_C a 4 hilos.
- **RL7 y RL8. Relés Crydom® D5D010.** Relés de estado sólido para conexión directa del módulo FV al trazador de curvas PVE, mediante 2 cables de potencia de 6 mm² de sección. Dichos cables serán utilizados para la medida de la corriente del módulo a través del registro de caída de tensión en terminales de una shunt.
- **RL5 y RL6: Relés Omron® G3VM601EY.** Los relés 5 y 6 fueron añadidos en una segunda versión de diseño de las tarjetas individuales de control y medida, para aumentar el rango de medida a tensiones hasta 600 V. La medida de tensión se realiza en la terraza a la salida del módulo FV (terminales positivo y negativo), de manera que no existan caídas de tensión intermedias que distorsionen o falseen el valor real de la tensión en los extremos del módulo FV. Dichos relés conmutan a partir de la señal de control generada por el datalogger (5 V).

A1.2. DISEÑO Y FABRICACIÓN DEL TUBO COLIMADOR

En esta sección se describe el proceso de fabricación del tubo colimador colocado sobre el espectro-radiómetro, así como las premisas consideradas a lo largo de dicho proceso de fabricación. Para la elaboración del tubo colimador, y atendiendo al esquema mostrado en la figura A1.8, se tomaron como base las siguientes condiciones iniciales:

- D [mm] corresponde con el diámetro de la ventana esférica del espectro-radiómetro: 28,20 mm.
- Ángulo de apertura (σ_o , [°]) de 5° (línea discontinua azul), y ángulo de pendiente (σ_s , [°]) de 1° (línea discontinua morada con la horizontal). Dichos valores se eligen tomando como referencia los que se especifican en la hoja de características del espectro-radiómetro EKO® MS700-DNI.

A partir de las anteriores premisas, se calcula la longitud necesaria de tubo (L , [mm]), así como el diámetro de su ventana (d , [mm]):

$$tg(\sigma_s) = \frac{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}{L} \rightarrow L = \frac{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}{tg(\sigma_s)} \rightarrow L = \frac{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}{tg(\sigma_s)} \quad (A1.1)$$

$$tg(\sigma_o/2) = \frac{\frac{D}{2}}{L} \rightarrow tg(\sigma_o/2) = \frac{\frac{D}{2}}{\frac{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}{tg(\sigma_s)}} \rightarrow tg(\sigma_o/2) = \frac{\frac{D}{2} \cdot tg(\sigma_s)}{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}$$

$$\rightarrow \frac{D}{2} - \frac{d}{2} = \frac{\frac{D}{2} \cdot tg(\sigma_s)}{tg\left(\frac{\sigma_o}{2}\right)} \rightarrow \frac{d}{2} = -\frac{\frac{D}{2} \cdot tg(\sigma_s)}{tg(\sigma_o/2)} - \frac{D}{2} = -\frac{14,1 \cdot tg(1)}{tg(2,5)} - 14,1$$

$$\rightarrow \frac{d}{2} = 8,5mm \quad (A1.2)$$

$$L = \frac{\frac{D}{2} - \frac{d}{2}}{tg(\sigma_s)} = \frac{14,1 - 8,5}{tg(1)} = 323mm \quad (A1.3)$$

Por tanto, el tubo colimador debe tener una L de 323 mm y una ventana en su extremo de 17 mm de diámetro para dejar pasar la luz solar.

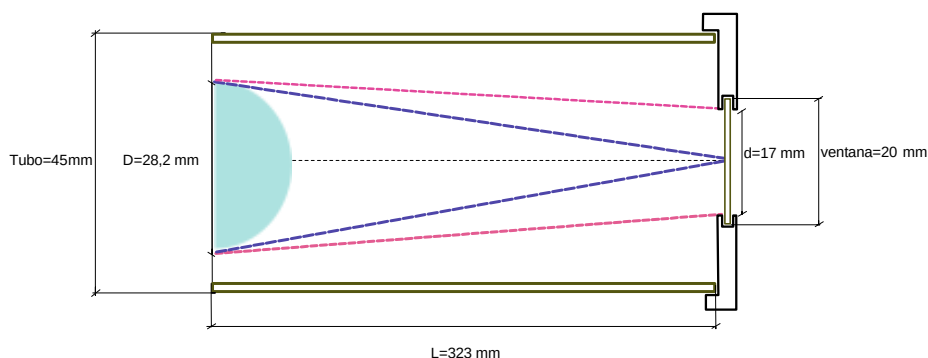


Figura A1.8: Esquema de fabricación del tubo colimador para el espectro-radiómetro.

Se utiliza un tubo de PVC de 45 mm de diámetro exterior y 40 mm de diámetro interior y se pinta de negro. Como se puede ver en el esquema representado en la figura A1.8, la ventana utilizada tiene un diámetro de 20 mm y se sujeta al tubo mediante un tapón de PVC. Dicha ventana es de la marca Edmund Optics® y está fabricada de Sílice fundida, debido a que este material mantiene un índice de transmitancia superior al 90% para longitudes de onda comprendidas entre 200 nm y 2500 nm, como muestra la figura A1.9 facilitada por el fabricante:

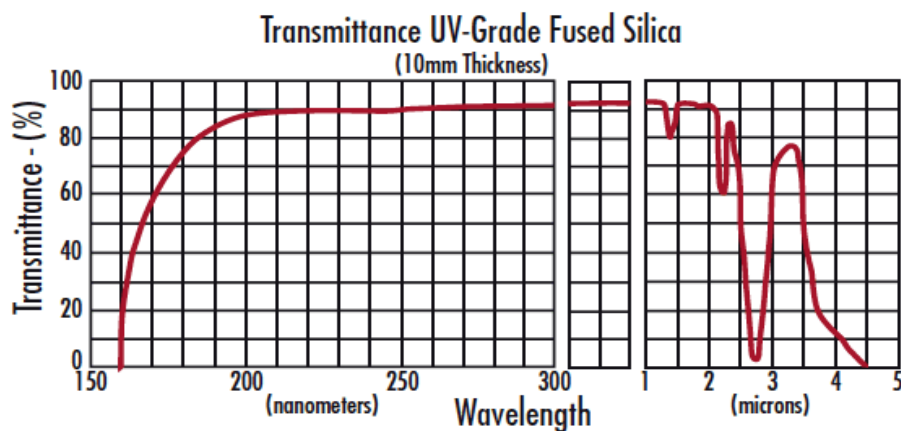


Figura A1.9: Índice de transmitancia para la ventana colocada en el tubo colimador.

ANEXO 2

Hojas de especificaciones técnicas de los equipos de medida

En este anexo se van a mostrar las hojas de especificaciones técnicas, facilitadas por los fabricantes, de los principales equipos de medida utilizados y descritos en el Capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral.

A2.1. DATALOGGER AGILENT® 34970A

34970A/34972A accuracy specifications $\pm$ (% of reading + % of range)^[1]

Includes measurement error, switching error, and transducer conversion error

Range ^[3]		Frequency, etc.	24 hour ^[2] 23 °C $\pm$ 1 °C	90 Day 23 °C $\pm$ 5 °C	1 Year 23 °C $\pm$ 5 °C	Temperature coefficient 0 °C–18 °C, 28 °C–55 °C
DC voltage						
100,0000 mV			0.0030 + 0.0035	0.0040 + 0.0040	0.0050 + 0.0040	0.0005 + 0.0005
1,000000 V			0.0020 + 0.0006	0.0030 + 0.0007	0.0040 + 0.0007	0.0005 + 0.0001
10,00000 V			0.0015 + 0.0004	0.0020 + 0.0005	0.0035 + 0.0005	0.0005 + 0.0001
100,0000 V			0.0020 + 0.0006	0.0035 + 0.0006	0.0045 + 0.0006	0.0005 + 0.0001
300,000 V			0.0020 + 0.0020	0.0035 + 0.0030	0.0045 + 0.0030	0.0005 + 0.0003
True RMS AC voltage^[4]						
All ranges from 100,0000 mV to 100,0000 V	3 Hz–5 Hz		1.00 + 0.03	1.00 + 0.04	1.00 + 0.04	0.100 + 0.004
	5 Hz–10 Hz		0.35 + 0.03	0.35 + 0.04	0.35 + 0.04	0.035 + 0.004
	10 Hz–20 kHz		0.04 + 0.03	0.05 + 0.04	0.06 + 0.04	0.005 + 0.004
	20 kHz–50 kHz		0.10 + 0.05	0.11 + 0.05	0.12 + 0.05	0.011 + 0.005
	50 kHz–100 kHz		0.55 + 0.08	0.60 + 0.08	0.60 + 0.08	0.060 + 0.008
300,0000 V	100 kHz–300 kHz[5]		4.00 + 0.50	4.00 + 0.50	4.00 + 0.50	0.20 + 0.02
	3 Hz–5 Hz		1.00 + 0.05	1.00 + 0.08	1.00 + 0.08	0.100 + 0.008
	5 Hz–10 Hz		0.35 + 0.05	0.35 + 0.08	0.35 + 0.08	0.035 + 0.008
	10 Hz–20 kHz		0.04 + 0.05	0.05 + 0.08	0.06 + 0.08	0.005 + 0.008
	20 kHz–50 kHz		0.10 + 0.10	0.11 + 0.12	0.12 + 0.12	0.011 + 0.012
	50 kHz–100 kHz		0.55 + 0.20	0.60 + 0.20	0.60 + 0.20	0.060 + 0.020
	100 kHz–300 kHz[5]		4.00 + 1.25	4.00 + 1.25	4.00 + 1.25	0.20 + 0.05
Resistance^[6]						
100,0000 Ω		1 mA current source	0.0030 + 0.0035	0.008 + 0.004	0.010 + 0.004	0.0006 + 0.0005
1,000000 k Ω		1 mA	0.0020 + 0.0006	0.008 + 0.001	0.010 + 0.001	0.0006 + 0.0001
10,00000 k Ω		100 μ A	0.0020 + 0.0005	0.008 + 0.001	0.010 + 0.001	0.0006 + 0.0001
100,0000 k Ω		10 μ A	0.0020 + 0.0005	0.008 + 0.001	0.010 + 0.001	0.0006 + 0.0001
1,000000 M Ω		5.0 μ A	0.002 + 0.001	0.008 + 0.001	0.010 + 0.001	0.0010 + 0.0002
10,00000 M Ω		500 nA	0.015 + 0.001	0.020 + 0.001	0.040 + 0.001	0.0030 + 0.0004
100,0000 M Ω		500 nA 10 M Ω	0.300 + 0.010	0.800 + 0.010	0.800 + 0.010	0.1500 + 0.0002
Frequency and period^[7]						
100 mV to 300 V	3 Hz–5 Hz		0.10	0.10	0.10	0.005
	5 Hz–10 Hz		0.05	0.05	0.05	0.005
	10 Hz–40 Hz		0.03	0.03	0.03	0.001
	40 Hz–300 kHz		0.006	0.01	0.01	0.001
DC current (34901A only)						
10,00000 mA		<0.1 V burden	0.005 + 0.010	0.030 + 0.020	0.050 + 0.020	0.002 + 0.0020
100,0000 mA		<0.6 V	0.010 + 0.004	0.030 + 0.005	0.050 + 0.005	0.002 + 0.0005
1,000000 A		<2 V	0.050 + 0.006	0.080 + 0.010	0.100 + 0.010	0.005 + 0.0010
True RMS AC current (34901A only)						
10,00000 mA and ^[4] 1,000000 A	3 Hz–5 Hz		1.00 + 0.04	1.00 + 0.04	1.00 + 0.04	0.100 + 0.006
	5 Hz–10 Hz		0.30 + 0.04	0.30 + 0.04	0.30 + 0.04	0.035 + 0.006
	10 Hz–5 kHz		0.10 + 0.04	0.10 + 0.04	0.10 + 0.04	0.015 + 0.006
100,0000 mA ^[8]	3 Hz–5 Hz		1.00 + 0.5	1.00 + 0.5	1.00 + 0.5	0.100 + 0.06
	5 Hz–10 Hz		0.30 + 0.5	0.30 + 0.5	0.30 + 0.5	0.035 + 0.06
	10 Hz–5 kHz		0.10 + 0.5	0.10 + 0.5	0.10 + 0.5	0.015 + 0.06
Temperature						
Thermocouple^[9]	Type	1-year accuracy ^[9]	Extended range 1-year accuracy ^[9]		Temp coefficient/°C	
	B	1100 °C to 1820 °C	1.2 °C	400 °C to 1100 °C	1.8 °C	
	E	-150 °C to 1000 °C	1.0 °C	-200 °C to -150 °C	1.5 °C	
	J	-150 °C to 1200 °C	1.0 °C	-210 °C to -150 °C	1.2 °C	
	K	-100 °C to 1200 °C	1.0 °C	-200 °C to -100 °C	1.5 °C	0.03 °C
	N	-100 °C to 1300 °C	1.0 °C	-200 °C to -100 °C	1.5 °C	
	R	300 °C to 1760 °C	1.2 °C	-50 °C to 300 °C	1.8 °C	
	S	400 °C to 1760 °C	1.2 °C	-50 °C to 400 °C	1.8 °C	
	T	-100 °C to 400 °C	1.0 °C	-200 °C to -100 °C	1.5 °C	
RTD		R _i from 49 Ω to 2.1 k Ω	-200 °C to 600 °C	0.06 °C	0.003 °C	
Thermistor		2.2 k, 5 k, 10 k	-80 °C to 150 °C	0.08 °C	0.002 °C	

[1] Specifications are for 1 hr warm-up and 6½ digits. Slow ac filter

[2] Relative to calibration standards

[3] 20% over range on all ranges except 300 Vdc and ac ranges and 1 Adc and ac current ranges

[4] For sine wave input > 5% of range. For inputs from 1% to 5% of range and < 50 kHz, add 0.1% of range additional error

[5] Typically 30% of reading error at 1 MHz, limited to 1 x 10⁶ V Hz

[6] Specifications are for 4-wire ohms function or 2-wire ohms using scaling to remove the offset. Without scaling, add 4 Ω additional error in 2-wire Ohms function

[7] Input > 100 mV. For 10 mV to 100 mV inputs multiply % of reading error x 10

[8] Specified only for inputs > 10 mA

[9] For total measurement accuracy, add temperature probe error

[10] Thermocouple specifications not guaranteed when 34907A module is present

Measurement characteristics^[7]

DC voltage	
Measurement Method	Continuously Integrating Multi-slope III A-D converter
A/D linearity	0.0002% of reading + 0.0001 % of range
Input resistance	
100 mV, 1 V, 10 V ranges	Selectable 10 MΩ or > 10,000 MΩ
100 V, 300 V ranges	10 MΩ ± 1%
Input bias current	< 30 pA at 25 °C
Input protection	300 V all ranges
True RMS AC voltage	
Measurement method	AC coupled True RMS — measures the AC component of the input with up to 300 Vdc of bias on any range
Crest factor	Maximum of 5:1 at Full Scale
Additional crest factor errors (non-sinewave)	Crest Factor 1-2 0.05 % of reading Crest Factor 2-3 0.15 % of reading Crest Factor 3-4 0.30 % of reading Crest Factor 4-5 0.40 % of reading
Input impedance	1 MΩ ± 2% in parallel with 150 pF
Input protection	300 Vrms all ranges
Resistance	
Measurement method	Selectable 4-wire or 2-wire Ohms
Offset compensation	Current source referenced to LO input
Maximum lead resistance	Selectable on 100 Ω, 1 kΩ, 10 kΩ ranges
	10% of range per lead for 100 Ω and 1 kΩ ranges, 1 kΩ on all other ranges
Input Protection	300 V on all ranges
Frequency and period	
Measurement method	Reciprocal counting technique
Voltage ranges	Same as AC Voltage function
Gate time	1s, 100 ms, or 10 ms
Measurement timeout	Selectable 3 Hz, 20 Hz, 200 Hz LF limit
DC Current	
Shunt resistance	5Ω for 10 mA, 100 mA; 0.1 Ω for 1 A
Input protection	1A 250 V fuse on 34901A module
True RMS AC current	
Measurement method	Direct coupled to the fuse and shunt, AC coupled True RMS measurement (measures the ac component only)
Shunt resistance	5 Ω for 10 mA; 0.1 Ω for 100 mA, 1 A
Input protection	1 A 250 V fuse on 34901A module
Thermocouple	
Conversion	ITS-90 software compensation
Reference junction type	Internal, Fixed, or External
Open thermocouple check	Selectable per channel, Open > 5 kΩ
Thermistor	
	44004, 44007, 44006 series
RTD	
	α = 0.00385 (DIN) and α = 0.00391
Measurement noise rejection 60 (50) Hz^[1]	
dc CMRR	140 dB
ac CMRR	70 dB
Integration time	
200 ptc/3.33s (4s)	110 dB ^[3]
100 ptc/1.67s (2s)	105 dB ^[3]
20 ptc/333 ms (400 ms)	100 dB ^[3]
10 ptc/167 ms (200 ms)	95 dB ^[3]
2 ptc/33.3 ms (40 ms)	90 dB
1 ptc/16.7 ms (20 ms)	60 dB
< 1 ptc	0 dB
Normal mode rejection^[4]	

Operating characteristics^[4]

Single channel measurement rates ^[5]		
Function	Resolution ^[6]	34970A/34972A readings/sec
dcV, 2-wire resistance	6½ digits (10 ptc)	6 (5)
	5½ digits (1 ptc)	54 (47)
	4½ digits (0.02 ptc)	500
Thermocouple	0.01 °C (10 ptc)	6 (5)
	0.1 °C (1 ptc)	52 (47)
	(0.02 ptc)	280
RTD, thermistor	0.01 °C (10 ptc)	6 (5)
	0.1 °C (1 ptc)	49 (47)
	1 °C (0.02 ptc)	200
acV	6½ Slow (3 Hz)	0.14
	6½ Med (20 Hz)	1
	6½ Fast (200 Hz)	8
	6½ ^[8]	100
Frequency, period	6½ digits (1 s gate)	1
	5½ digits (100 ms)	9
	4½ digits (10 ms)	70

[1] For 1 KΩ unbalance in LO lead

[2] For power line frequency ± 0.1%

[3] For power line frequency ± 1% use 80 dB or ± 3% use 60 dB

[4] Reading speeds for 60 Hz and (50 Hz) operation

[5] For fixed function and range, readings to memory, scaling and alarms off, AZERO OFF, USB datalogging OFF

[6] Maximum limit with de fault settling delays defeated

[7] Isolation voltage (ch-ch, ch-earth) 300 Vdc, ac rms

[8] 6½ digits = 22 bits, 5½ digits = 18 bits, 4½ digits = 15 bits

A2.2. TARJETA ANALÓGICA AGILENT® 34901A

Multiplexer selection guide

Choose between the broad functionality of the 34901A, the high speed scanning of the 34902A, or the single-ended density of the 34908A. These three modules are the only way to connect to the 34970A/34972A internal DMM. They can be used to scan with external instruments as well.

All multiplexer modules employ break-before-make scanning, ensuring only one closed channel (or channel pair) at a time. Multiple channel closures are allowed on the 34901A and 34902A modules when not configured for scanning.

The 34908A does not allow multiple channel closures at any time.

	34901A	34902A	34908A
Number of channels	20 + 2	16	40
Max scan speed	60 ch/s	250 ch/s	60 ch/s
Number of contacts	2 or 4	2 or 4	1
Temperature			
Thermocouple	•	•	•
2-wire RTD	•	•	•
4-wire RTD	•	•	
Thermistor	•	•	•
dc Volts	•	•	•
ac Volts	•	•	•
2-wire Ohms	•	•	•
4-wire Ohms	•	•	
Frequency	•	•	•
Period	•	•	•
dc current	•		
ac current	•		

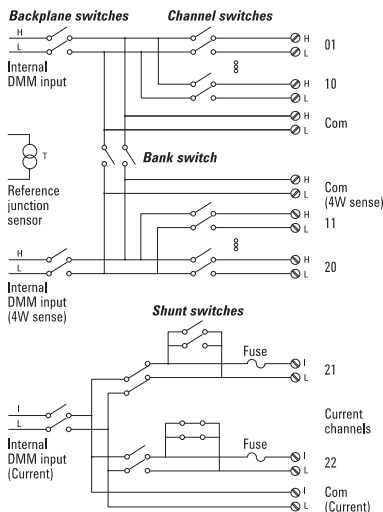
34901A

20-Channel General Purpose Multiplexer

- 60 ch/s scanning
- Two- and four-wire scanning
- Built-in thermocouple reference junction
- 300 V switching

The Agilent 34901A is the most versatile multiplexer for general purpose scanning. It combines dense, multifunction switching with 60-channel/second scan rates to address a broad spectrum of data acquisition applications.

Two- and four-wire channels can be mixed on the same module. Two additional fused inputs (22 channels total) route up to 1 A of current to the internal DMM, allowing ac and dc current measurements without the need for external shunt resistors.

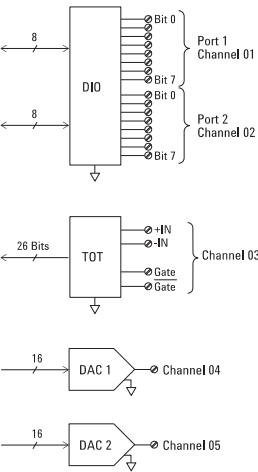


A2.3. TARJETA DIGITAL AGILENT® 34907A

34907A
Multifunction Module

- 16 bits of digital input and output
- 100 kHz totalizer input
- Two ± 12 V analog outputs

The Agilent 34907A allows great flexibility for a variety of sense and control applications. It combines two 8-bit ports of digital input and output, a 100 kHz gated totalizer, and two ± 12 V analog outputs—all on a single earth-referenced module. The digital inputs and totalizer input may be included in a scan. Alarm limits for the digital and event counter inputs are evaluated continuously, capturing and logging alarm conditions even between scans.



Digital input/output

Use the digital outputs with an external power supply to control microwave switches and attenuators, solenoids, power relays, indicators, and more. Use the digital inputs to sense limit switch and digital bus status. There are no complex handshake modes; reads and writes are initiated either from the front panel or the bus.

Port 1, 2	8 bit, input or output, nonisolated
Vin(L)	< 0.8 V (TTL)
Vin(H)	> 2.0 V (TTL)
Vout(L)	< 0.8 V @ Iout = -400 mA
Vout(H)	> 2.4 V @ Iout = 1 mA
Vin(H) max	< 42 V with external open drain pull-up
Alarming	Maskable pattern match or state change
Speed	4 ms (max) alarm sampling
Latency	5 ms (typical) to 34970A alarm output
Read/Write Speed	95/s

Totalize input

Count events from devices like photo interrupters, limit switches, and Hall-effect sensors.

It keeps an updated total which can be read via the front panel or programmatically at any time. With 26 bits of resolution, it can count events at full speed for nearly 11 minutes without an overflow.

Max count	$2^{26} - 1$
Totalize input	100 kHz (max) Rising or falling edge, programmable
Signal level	1 Vp-p (min) 42 Vpk (max)
Threshold	0 V or TTL, jumper selectable
Gate Input	TTL-Hi, TTL-Lo, or none
Count reset	Manual or Read + Reset
Read speed	85/s

Analog output

Use the two electronically calibrated analog outputs to source bias voltages to your device under test, to control your analog programmable power supplies, or use the outputs as setpoints for your control systems. The outputs are programmed directly in volts, either from the front panel or from the bus.

DAC 1, 2	± 12 V, nonisolated
Resolution	1 mV
IOUT	10 mA max
Settling time	1 ms to 0.01% of output
Accuracy	$\pm$ (% of output + mV)
1 year	± 5 °C 0.25% + 20 mV
Temp. coefficient	$\pm$ (0.015% + 1 mV)/°C

A2.4. ESPECTRO-RADIÓMETRO EKO® MS-700



EKO
INSTRUMENTS
Co., Ltd.

NIST Traceable

Visible Spectroradiometer
MS-700

UV Spectroradiometer
MS-701

Grating Spectroradiometers

EKO Grating Spectroradiometers are encased in a weather proof body. This makes continuous field measurements possible, which has been impractical. The main body consists of a optical fiber, grating and diode array. The measurement results are displayed on PC.

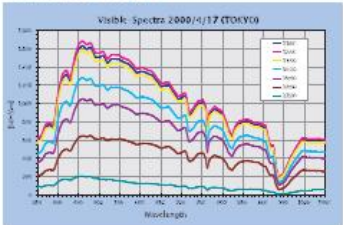
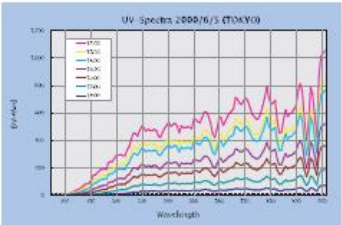
Features

- Continuous outdoor measurements
- Compact size
- Dimensions: 240 175mm Weight: 4.0kg
- No moving parts
- Less deterioration due to ageing
- Quick measurement
- Automatic scaling function

Specifications

	MS-700 (Visible)	MS-701 (UV)
Wavelength range	0.35 ~ 1.050 μ m	0.3 ~ 0.4 μ m
Spectral resolution	10 nm	3 nm
Wavelength interval	3.3 nm	0.8 nm
Temp dependency	$\pm 1.0\%$ (-20 to +50 °C)	
Stray light	< 0.1 %	
Exposure time	5 ms to 5 sec, automatically adjustable	5 sec
Communication	RS232C	
Outputs	spectrum, par, photon, lux	spectrum, UV-A and UV-B
Program	Windows 95/98, 2000/XP applicable	
Power requirements	AC85~264V, 50/60Hz, 100W	

Measured Sample



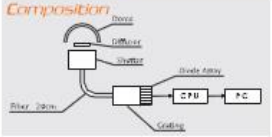
Calibration Flow Chart

```

graph TD
    A[Standard Lamp] --> B[Spectroradiometer]
    B --> C[Reference Instrument]
    C --> D[Production Instruments to be delivered]
            
```

In conformity with NIST
Indoor consists on Artificial Light
Solar Light
Solar Light

Composition






EKO INSTRUMENTS CO., LTD.

1-6 Sasegawa Center Bldg., 2-chome Sasegawa, Shibuya-ku Tokyo 151-0073, Japan
 PHONE 81-3-5352-2913 FAX 81-3-5352-2917
<http://www.eko.co.jp> Email: info@eko.co.jp

EKO-MS700/701-8-01E

A2.5. PIRHELIÓMETRO KIPP & ZONNEN® CHP1

CHP 1 PYRHELIOMETER

CHP 1 is a new pyrheliometer that builds on the legacy of the CH 1, offering the reliability and durability of its predecessor together with important improvements. The detector is similar to that used in the CMP 21 and 22 pyranometers, which minimizes the influence of ambient temperature fluctuations and provides a fast response time. Both Pt-100 and 10 kΩ thermistor temperature sensors are fitted as standard, to allow use of the individual temperature response data supplied with each CHP 1. Thanks to the signal cable connector and screw-in desiccant cartridge the new design is easy to install and maintain.

The specifications exceed ISO and WMO performance criteria for First Class Normal Incidence Pyrheliometers. Every CHP 1 is supplied with a calibration certificate traceable to the World Radiometric Reference.

APPLICATIONS

CHP 1 is the best all-weather pyrheliometer available for continuous measurements of direct solar radiation and exceeds the specifications for high end solar radiation networks, such as the Baseline Surface Radiation Network (BSRN). These networks need accurate and reliable long-term measurements for climate change investigations.

An industrial sector with similar requirements is renewable energy. For research into photo-voltaic systems and materials, accurate direct solar irradiance data is needed. When 'prospecting' for sites to locate solar farms, the incoming energy available throughout the year is a key part of the decision making process.

BUILDING A SYSTEM

A pyrheliometer needs to be pointed at the sun at all times so that the solar disk always falls within the field of view of the instrument. Kipp & Zonen sun trackers provide a stable mounting to keep the pyrheliometer pointing at the sun to accurately measure the direct solar radiation. More details can be found in our dedicated sun trackers brochure.

Specifications

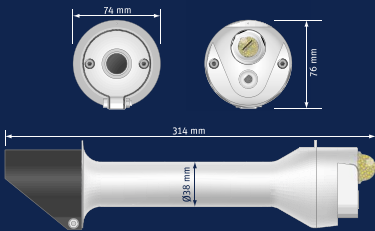
ISO CLASSIFICATION	First Class
Response time (95%)	5 s
Zero offsets due to temperature change (5 K/hr)	± 1 W/m²
Non-stability (change/year)	± 0.5%
Non-linearity (0 to 1000 W/m²)	± 0.2%
Temperature dependence of sensitivity	± 0.5% (-20 to +50°C)
Sensitivity	7 to 14 µV/W/m²
Impedance	10 to 100 Ω
Operating temperature	-40 to +80°C
Spectral range (50% points)	200 to 4000 nm
Typical signal output for atmospheric applications	0 to 15 mV
Maximum irradiance	4000 W/m²
Expected daily uncertainty	± 1%
Full opening view angle	5° ± 0.2°
Slope angle	1° ± 0.2°
Required tracking accuracy	± 0.5° from ideal
Weight (excluding cable)	1 kg

CHP 1 has a standard cable length of 10 m.
Optional cable lengths 25 m and 50 m.

Fitted with both 10 K Thermistor and Pt-100 temperature sensor as standard

Supplied with individual temperature dependence test data

Note: The performance specifications quoted are worst-case and/or maximum values



Go to www.kippzonen.com for your local distributor

HEAD OFFICE

Kipp & Zonen B.V.
Delftechpark 36, 2628 XH Delft
P.O. Box 507, 2600 AM Delft
The Netherlands
T: +31 (0) 15 2755 210
F: +31 (0) 15 2620 351
info@kippzonen.com

Kipp & Zonen B.V. reserve the right to alter specifications of the equipment described in this documentation without prior notice

4414316-0806

A2.6. ESPECTRO-HELIOMETRO TRIBANDA IES-UPM

POLITÉCNICA
IES-UPM

Tri-band Spectro-heliometer

ICU-3/24

Tri-band Spectro-heliometer

This SPECTROHELIOMETER measures the effective irradiance in the spectral zones corresponding to the top, middle, and bottom subcells of a lattice-matched GaInP / GaAs / Ge triple-junction solar cell.

The SPECTROHELIOMETER can be used to monitor the spectral content of solar radiation in a way that is meaningful for predicting performance of such cells, or of concentrator systems that use them.

CALIBRATION

The sensor has been calibrated outdoors by comparison with reference sensor under clear sky conditions simultaneously to the reference sensor. Calibration is traceable to balloon flight standards.

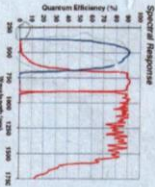
TRACKING

With a field of view limited to 5.7° TRI-BAND SPECTROHELIOMETER measures only the direct beam solar irradiance, thanks to the collimation tube and the specific apertures. It therefore must be mounted on a Solar Tracker and pointed at the sun at all time. The TRI-BAND SPECTROHELIOMETER is designed to be easily installed in any tracker configuration, either mounted flat to a plane perpendicular to the solar vector, or mounted atop an existing normal insolation pyrheliometer.

SUGGESTED USE

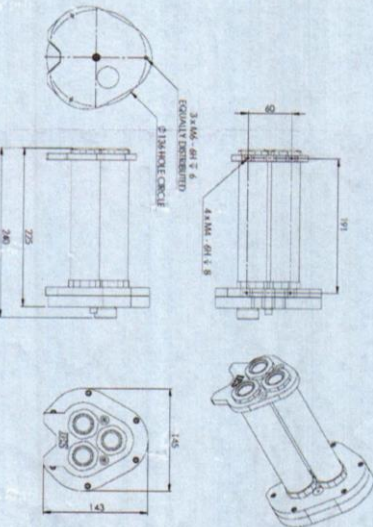
- Measure of spectral radiation effects
- Prediction of current mismatch between subcells of a lattice-matched GaInP / GaAs / Ge triple-junction solar cell.





SPECIFICATIONS

SPECTRAL RANGE	Top	MIDDLE	BOTTOM
Wavelength	375 - 700 nm	500 - 900 nm	900 - 1700 nm
TEMPERATURE DEPENDENCE OF SENSITIVITY	< 0.1%	< 0.05%	< 0.05%
FIELD OF VIEW	5.7°	5.7°	5.7°
FIELD OF VIEW ANGLE	4.3 mrad (collimation ratio 10:1)		
RESPONSE TIME	< 1 μs		
OUTPUT VOLTAGE	47.1 μV	47.1 μV	27.1 μV
OUTPUT CURRENT (0 - 1300 W/m²)	6-100 μA		
OPERATION TEMPERATURE	-40° - 80°		
WINDOM MATERIAL	Fused silica		
BODY CONSTRUCTION	Aluminum		
DISCREPANT			
WINDOM (EXCLUDED CABLE)	Silica gel (orange, no-sunx)		
WEIGHT	1.3 kg		



POLITÉCNICA

<http://www.ies.upm.es/>

INSTITUTO DE ENERGÍA SOLAR
E.T.S.I. TELECOMUNICACION -
CASO UNIVERSITARIA
28040 MADRID - SPAIN
Tels: (+34) 91 544 10 60 / 91 543 11 38
Fax: (+34) 91 544 63 41
info@ies.upm.es

A2.7. ANEMÓMETRO YOUNG® 05305VM

MODEL 05305V
WIND MONITOR-AQ
with VOLTAGE OUTPUTS



WIND SPEED SPECIFICATION SUMMARY

Range	0 to 40 m/s (90 mph), gust survival 100 m/s (220 mph)
Sensor	20 cm diameter 4-blade helicoid carbon fiber thermoplastic propeller, 30.7 cm air passage per revolution
Distance Constant	2.1 m (6.9 ft) for 63% recovery
Threshold Sensitivity	0.4 m/s (0.9 mph)
Transducer	Centrally mounted stationary coil, 2K Ohm nominal DC resistance
Output Signal	0 to 1.00 VDC over specified range
Model No.	
Suffix	Range
M	0 to 50 M/S
P	0 to 100 MPH
N	0 to 100 KNOTS
K	0 to 200 KILOMETERS/HOUR

WIND DIRECTION (AZIMUTH) SPECIFICATION SUMMARY

Range	360° mechanical, 355° electrical (5° open)
Sensor	Balanced vane, 48.3 cm (19 in) turning radius.
Damping Ratio	0.45
Delay Distance	1.2 m (3.9 ft) for 50% recovery
Threshold Sensitivity	0.5 m/s (1.0 mph) at 10° displacement
Damped Natural Wavelength	4.9 m (16.1 ft)
Undamped Natural Wavelength	4.4 m (14.4 ft)
Transducer	Precision conductive plastic potentiometer, 10K ohm resistance (±20%), 0.25% linearity, life expectancy 50 million revolutions, rated 1 watt at 40°C, 0 watts AT 125°C
Output Signal	0 to 1.00 VDC for 0 to 360°

GENERAL

Power Requirement: 8 - 24 VDC (5mA @ 12 VDC)
Operating Temperature: -50 to 50°C (-58 to 122°F)

INTRODUCTION

The Wind Monitor measures horizontal wind speed and direction. Developed for air quality applications, it is accurate, sensitive, and corrosion resistant. The main housing, nose cone, propeller, and other internal parts are injection molded U.V. stabilized plastic. The tail section is lightweight expanded polystyrene. Both the propeller and vertical shafts use stainless steel precision grade ball bearings. Bearings have shields to help exclude contamination and moisture.

Propeller rotation produces an AC sine wave signal with frequency proportional to wind speed. Internal circuitry converts the raw signal to a linear voltage output.

Vane position is sensed by a 10K ohm precision conductive plastic potentiometer. This signal is also converted to voltage output.

The instrument mounts directly on standard one inch pipe, outside diameter 34 mm (1.34"). An orientation ring is provided so the instrument can be removed for maintenance and re-installed without loss of wind direction reference. Both the sensor and the orientation ring are secured to the mounting pipe by stainless steel band clamps. Electrical connections are made in a junction box at the base.

INITIAL CHECKOUT

When the Wind Monitor is unpacked it should be checked carefully for any signs of shipping damage.

Remove the plastic nut on the propeller shaft. Install the propeller on the shaft with the serial number of the propeller facing forward (into the wind). The instrument is aligned, balanced and fully calibrated before shipment; however, it should be checked both mechanically and electrically before installation. The vane and propeller should easily rotate 360° without friction. Check vane balance by holding the instrument base so the vane surface is horizontal. It should have near neutral torque without any particular tendency to rotate. A slight imbalance will not degrade performance.

INSTALLATION

Proper placement of the instrument is very important. Eddies from trees, buildings, or other structures can greatly influence wind speed and wind direction observations. To get meaningful data for most applications, locate the instrument well above or upwind from obstructions. As a general rule, the air flow around a structure is disturbed to twice the height of the structure upwind, six times the height downwind, and up to twice the height of the structure above ground. For some applications it may not be practical or necessary to meet these requirements.

**FAILURE TO PROPERLY GROUND THE WIND MONITOR
MAY RESULT IN ERRONEOUS SIGNALS
OR TRANSDUCER DAMAGE.**

Grounding the Wind Monitor is vitally important. Without proper grounding, static electrical charge can build up during certain atmospheric conditions and discharge through the transducers. This discharge may cause erroneous signals or transducer failure.

A2.8. SENSOR DE HUMEDAD RELATIVA Y TEMPERATURA AMBIENTE YOUNG® 41382VC



MODEL 41382VC/VF

RELATIVE HUMIDITY/TEMPERATURE PROBE, 0-1 V OUTPUT

INSTRUCTION SHEET 41382V-90

REV B062309

INTRODUCTION

The Model 41382VC/VF Relative Humidity/Temperature Probe combines a high accuracy humidity sensor and temperature sensor in one probe. The probe is available in Celsius or Fahrenheit calibration. Output signal is 0-1V for both Relative Humidity and Temperature.

INSTALLATION

The Relative Humidity/Temperature probe should always be installed in a protective radiation shield to ensure accurate data. Use of the probe without a radiation shield may result in large errors. The probe installs easily in YOUNG naturally ventilated or motor aspirated shields. For best performance, the probe and shield should be placed in a location with good air circulation clear of large masses (buildings, pavement, solar panels...), exhaust vents, electrical machinery and motors, water fountains and sprinklers.

MAINTENANCE

The Relative Humidity/Temperature probe is designed to offer years of service with minimal maintenance. As with most humidity sensors, humidity calibration may drift slightly with time. Recalibration will restore probe to acceptable limits.

In areas of high dust or contamination (ie: smokestacks, seawater), periodic cleaning of the RH sensor protective filter is recommended. Soaking in clean water or a mild soap solution is recommended. DO NOT USE SOLVENTS.

CE COMPLIANCE

This product has been tested and shown to comply with European CE requirements for the EMC Directive. Please note that shielded cable must be used.

WARRANTY

This product is warranted to be free of defects in materials and construction for a period of 12 months from date of initial purchase. Liability is limited to repair or replacement of defective item. A copy of the warranty policy may be obtained from R. M. Young Company.

SPECIFICATIONS

Power Required: 12-28 VDC, 10 mA

RELATIVE HUMIDITY:

Measuring range: 0-100% RH
Accuracy at 20-25°C: ±2%
Stability: Better than ±1%RH per year
Response Time: 10 seconds (Without Filter)
Sensor type: Rotronic Hygrometer
Output signal: 0-1V

TEMPERATURE:

Calibrated measuring range: -50 to +50°C (suffix C)
-50 to +150°F (suffix F)
Accuracy at 20-25°C: ±0.3°C
Response Time: 10 seconds (Without Filter)
Sensor type: 100 Ohm Platinum RTD
Output signal: 0-1V
Recommended Cable: 5 COND shielded, 22 AWG (#18446)

Recommended Radiation Shields:

Model 43408P Gill Aspirated Radiation Shield
Model 41003P Gill Multi-Plate Radiation Shield

Declaration of Conformity

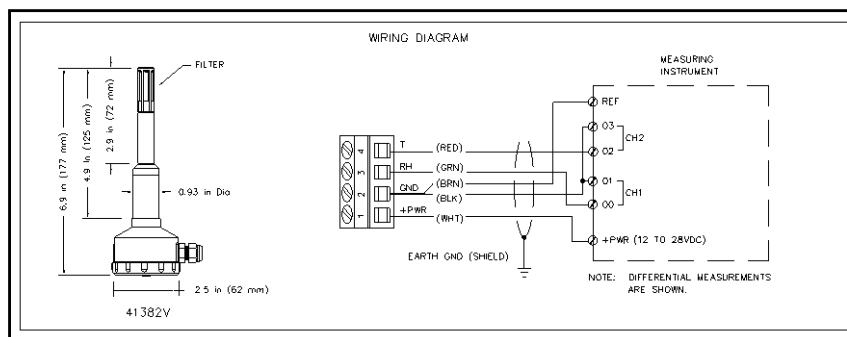
R. M. Young Company
2801 Aero Park Drive
Traverse City, MI 49686 USA

Model 41382V TEMPRH PROBE, 0-1VOUT

The undersigned hereby declares on behalf of R. M. Young Company that the above-referenced product, to which this declaration relates, is in conformity with the provisions of:

Council Directive 2004/108/EC (December 15, 2004)
on Electromagnetic Compatibility

David Poinsett
David Poinsett
R&D Manager



R. M. YOUNG COMPANY 2801 Aero Park Drive, Traverse City, Michigan 49686 USA
TEL (231) 946-3980 FAX (231) 946-4772

A2.9. SEGUIDOR SOLAR BSQ® D150/6

*Specifications*

Tracking accuracy	<0,5° (1)
Position resolution	0,018° (2)
Solar ephemeris mean accuracy	0,01° (2)
Internal clock mean accuracy	±2 min/yr. (0°C to 50°C)
Input power required	100-240 Vac (60/50Hz)
Resting consumption	0,12 Aac (3)
DC Motor Voltage	24 Vdc
Max. Motor DC current	10 Adc (4)
Temperature range (operation)	0°C to 50°C (5)
Temperature range (storage)	-20°C to 75°C
Humidity (operation & storage)	90% to 100% RH @ 40°C
Ingress protection	IP65
Weight (main unit)	18.5 Kg
Dimensions (main unit)	50(h)x40(w)x22(d) cm
Communication	∞ RS-232 port: 57.600 baud ∞ Ethernet port: 10BASE-T/100BASE-TX compliant
Electrical features	∞ Automatic fuse restart ∞ Automatic fuses that avoid high motor current in case of accidental collision ∞ EMC/EMI compliant ∞ Overvoltage protection

- (1) From the mechanical point of view, tracking accuracy is limited on the one hand by the drive employed in the mechanical tracker, basically depending on its backlash and positioning resolution, and on the other by the tolerances in the manufacturing, assembly, and installation of the tracker and occasionally the concentrating optics or tracking modules mounted on its aperture. With tracking drives specially designed or properly chosen for concentration applications, the BSQ Sun Tracking Controller can easily achieve the 0,5° accuracy and even get into the 0,1° range.
- (2) The resolution in the position sensing along with the ephemeris equations accuracy determine the ultimate limit to the tracking accuracy which might be achieved. Position resolution will depend on the sensors employed to determine axes orientation. The value here refers to a main axis mount of the optical incremental encoders usually supplied with the BSQ Sun Tracking Controller which permit up to 20.000 pulses/rev. Ephemeris equations internally computed by Sun Tracking Controller have mean accuracies always better than 0,01°.
- (3) Alternate current consumption in resting conditions i.e. with no tracking axis motor being operated, which in most trackers represents most of the time, and using optical encoders as axes position sensors. Consumption in the motor actuation periods will depend on the specific axes drive block employed.
- (4) Presently the BSQ Sun Tracking Controller includes a drive board able to control DC motors of up to 24Vdc and a joint current consumption of no more than 10 Adc. This capacity should comply with most applications integrating DC motors, however it can be customized to an specific application on demand.
- (5) Case ambient operating temperatures below 0°C are frequent an enclosure internal heating kit can be supplied to maintain the inner operating temperature above 0°C



Tracking geometry	<i>Azimuth-Elevation</i>
Elevation tracking range	<i>0-90°</i>
Azimuth tracking range	<i>±165°</i>
Tracking accuracy	<i><0,2° (6)</i>
Positioning resolution	<i><0,05° (7)</i>
Position resolution	<i>0,018° (8)</i>
Dimensions (drive)	<i>626(h)x933(w)x478(d) mm (9)</i>
Dimensions (aperture)	<i>2,57x2,70 m² (10)</i>
Dimensions (horizontal aperture)	<i>4033(h)x2571(w)x2706(d) mm (11)</i>
Dimensions (vertical aperture)	<i>5103(h)x2571(w)x1918(d) mm (11)</i>
Weight	<i>620 kg (12)</i>
Module payload	<i>135 kg (13)</i>
Azimuth gearing	<i>Worm & worm gear (non back-driving)(14)</i>
Elevation gearing	<i>Power jack (non back-driving)</i>
Tracking mode speed	<i>15°/min (15)</i>
Maximum manual mode speed (Az)	<i>30°/min (16)</i>
Maximum manual mode speed (El)	<i>19°/min (16)</i>

- (6) Tested accuracy when controlled by BSQ Sun Tracking Controller
- (7) Minimum positioning resolution in both axes, as a function of backlash and the command position acquisition routines used by BSQ Sun Tracking Controller
- (8) Prepared for the assembly of 20.000 pulses/turn encoders directly in the main tracking axes.
- (9) The drive is defined as the complete assembly of electrical motors, gears, bearings and the housing which puts them together, together with the controller i.e. everything which isn't the tracking controller or the aperture.
- (10) The aperture is defined the flat metal structure or frame atop of which the modules to measure are mounted
- (11) Dimensions of the tracker when the aperture is either vertical or horizontal.
- (12) Overall tracker weight without any payload, and also leaving aside a permanent foundation or any equivalent removable foundation structure.
- (13) Rated payload of 9 670x670mm² Daido Steel's CPV modules
- (14) Non back driving gears are those that only turn due to torques coming from the motor end and not by torques effected by external loads. In this way there is no need to integrate additional electrical braking
- (15) Average speed in both axes when operating in tracking mode
- (16) Average speed in both axes when operating in manual mode

ANEXO 3

Información sobre código de programación redes neuronales

En este anexo se mostrará y se describirá en profundidad el código de programación más relevante para la implementación de la red SOM de Kohonen y los modelos basados en MLP descritos en el Capítulo 6 de la presente Tesis Doctoral.

A3.1. CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL CLASIFICADOR DE KOHONEN

En esta sección se va a exponer y describir el código de programación implementado en Matlab® para la creación y entrenamiento de la red SOM de Kohonen. Del mismo modo, se mostrarán gráficamente los resultados que se extraen de cada uno de los pasos seguidos en el proceso y que se enumeran a continuación:

A3.1.1. Paso 1

El paso inicial consiste en la creación de la red SOM de Kohonen.

SOMnet=newsom (input, [nFils nCols], topology, distance)

Las variables a introducir en la función *newsom* son las siguientes:

- **INPUT:** inicialmente es necesario introducir la variable *input* compuesta por todas las muestras de entrada, en el formato que se muestra en la figura A3.1.

4 Variables de entrada n=4

<i>DNI</i>	<i>DNI_1</i>	<i>DNI_2</i>	...	<i>DNI_m</i>
<i>APE</i>	<i>APE_1</i>	<i>APE_2</i>	...	<i>APE_m</i>
<i>T_{amb}</i>	<i>T_{amb_1}</i>	<i>T_{amb_2}</i>	...	<i>T_{amb_m}</i>
<i>W_s</i>	<i>W_{s_1}</i>	<i>W_{s_2}</i>	...	<i>W_{s_m}</i>

15.915 muestras
de entrada
m=15.915

Figura A3.1: Variable input compuesta por todas las muestras de entrada introducidas en el clasificador SOM.

- **[nFils nCols]:** hace referencia a las dimensiones, número de filas y número de columnas de la retícula de salida. Es decir, indicará el número de neuronas de la capa de salida, o el número de clases en las que quedan

divididos el conjunto inicial de datos. Como se describió en el capítulo 6 de la presente Tesis Doctoral, y según se representa en la figura A3.2, las muestras de entrada serán clasificadas en una retícula bidimensional formada por 60 filas y 60 columnas

$nCols=60$

$n(1, 1)$	$n(1, 2)$		$n(1, nCols)$
$n(2, 1)$	$n(2, 2)$		$n(2, nCols)$
...	...	...	...
$n(nFils, 1)$	$n(nFils, 2)$		$n(nFils, nCols)$

$nFils=60$

Figura A3.2: Estructura bidimensional formada por 60 filas y 60 columnas, que dan lugar a una retícula de 3.600 clases en las que se divide el conjunto inicial de muestras de entrada.

- *Topology*: como se argumentó en el capítulo 6, las neuronas de salida del clasificador se estructuran formando una topología hexagonal.
- *Distance*: se selecciona la distancia *linkdist* para definir el espacio existente entre dos neuronas.

A3.1.2. Paso 2

El segundo paso consistirá en fijar el número de iteraciones para la fase *ordering* y *tuning*.

SOMnet.trainParam.epochs=orderingEpochs+tuningEpochs;

SOMnet.inputWeights{1}.learnParam.steps=orderingEpochs;

En este paso queda definido el número total de iteraciones a lo largo del algoritmo de entrenamiento, qué será la suma del número de iteraciones definidas para

ambas etapas (*tuning* y *ordering*) en las que se subdivide el proceso. Como se indicó en el capítulo 6, se fijan 1.000 iteraciones para cada una de dichas etapas.

A3.1.3. Paso 3

A continuación, se fija el tamaño inicial de la vecindad de cada neurona.

```
SOMnet.inputWeights{1}.learnParam.init_neighborhood=...  
max(max(SOMnet.layers{1}.distances));
```

En un principio se considerará que todas las neuronas de la red pertenecen a la vecindad de la neurona ganadora. Por tanto, el tamaño inicial de la vecindad coincidirá con la distancia que separe a las dos neuronas más alejadas de la red.

A3.1.4. Paso 4

Seguidamente se entrena la red creada, introduciendo las muestras de entrada.

```
[SOMnet, SOMtr]=train (SOMnet, input);
```

Tras el proceso de entrenamiento se obtiene como resultado:

- *SOMnet*: constituye la red ya entrenada.
- *SOMtr*: es una estructura de Matlab que contiene información acerca del proceso de entrenamiento.

A3.1.5. Paso 5

Una vez que se ha entrenado la red SOM, se obtiene una matriz con los prototipos de cada clase (vector de condiciones atmosféricas que define dicha clase) en los que se ha dividido la red de clasificación. Para ello será necesario obtener la matriz que contiene los pesos de cada neurona de la capa de salida:

```
weightMatrix=SOMnet.IW{1};
```

Se obtiene una matriz $[p \times n]$, donde:

- p es el número de neuronas que componen la capa de salida bidimensional del clasificador SOM, es decir, el número de clases en las que se divide el conjunto inicial de datos. El número de neuronas de la capa de salida coincide con el número de prototipos $p=[nFils \times nCols]$ extraídos a la finalización del proceso, en este caso son 3.600 prototipos.
- n consiste en el número de neuronas que componen la capa de entrada del clasificador. Son variables de entrada componentes de cada vector que forma del conjunto inicial de datos, en este caso son 4.

De este modo, como se representa en la figura A3.3, cada fila de la matriz devuelve el prototipo (centro de masas) de cada clase en las que el clasificador SOM implementado ha dividido el conjunto inicial de datos. Es decir, el vector media de todas aquellas muestras que han sido clasificadas en un mismo grupo.

<i>DNI</i>	<i>APE</i>	<i>T_{amb}</i>	<i>W_s</i>	
<i>DNI_1</i>	<i>APE_1</i>	<i>T_{amb_1}</i>	<i>W_{s_1}</i>	PROTOTIPO 1
<i>DNI_2</i>	<i>APE_2</i>	<i>T_{amb_2}</i>	<i>W_{s_2}</i>	PROTOTIPO 2
...	...	...	...	
<i>DNI_p</i>	<i>APE_p</i>	<i>T_{amb_p}</i>	<i>W_{s_p}</i>	PROTOTIPO 3.600

3.600 clases en las que se divide el
conjunto inicial de muestras
 $p=3.600$

Figura A3.3: Matriz de pesos devuelta por el clasificador SOM de Kohonen. Se obtiene un prototipo por cada uno de los grupos en los que se clasifican el conjunto inicial de datos.

A3.1.6. Paso 6

El siguiente paso consiste en conocer, la muestra más cercana al prototipo, para cada una de las clases en las que se han clasificado las muestras de entrada, que se

convertirá en el patrón seleccionado para entrenar los modelos MLP. Para ello se calculará la distancia entre cada una de las muestras de entrada y cada uno de los prototipos obtenidos por la red de clasificación, seleccionando para cada grupo aquel vector de entrada real que presente una menor distancia al prototipo de referencia.

distanceMatrix=pdist2(input',weightMatrix,'seuclidean');

La anterior función calcula la distancia pseudoeuclídea entre cada muestra de entrada y cada prototipo, normalizando el error en función de la desviación estándar de las muestras reales que se introducen como entradas. Como resultado se obtiene una matriz distancia $[m \times p]$ (figura A3.4), con tantas columnas como prototipos obtenidos por la red SOM, cada una de las cuales representa la distancia entre cada muestra componente del conjunto inicial de entrada y ese prototipo.

- m : número de muestras totales que componen el conjunto inicial de datos de 15.915.
- p : $[nFils \times nCols]$: número de prototipos o clases en las que se han clasificado las muestras iniciales, en este caso son 3.600.

Distancia entre prototipo 2 y cada uno de las muestras				
D (1,1)	D (1,2)	...	D (1,p)	Distancia entre muestra 1 y cada uno de los prototipos
D (2,1)	D (2,2)	...	D (2,p)	
D (3,1)	D (3,2)	...	D (3,p)	
...	...	...		
...	...	...		Distancia entre la muestra 15.915 y cada uno de los prototipos.
...	...	...		
...	...	...		
D (m,1)	D (m,2)	...	D (m,p)	

Figura A3.4: Matriz distancia, que calcula la distancia pseudoeuclídea entre cada una de las muestras introducidas como entrada, y cada uno de los prototipos obtenidos por el clasificador SOM.

A3.1.7. Paso 7

Finalmente, se calcula el mínimo de la anterior matriz:

$[~,selection]=min(distanceMatrix);$

La posición del elemento mínimo de cada una de las columnas, representa la localización de las muestras que deben ser seleccionadas, puesto que devuelven la mínima distancia con respecto al prototipo al que dicha columna hace referencia. Al aplicar la función *min* a la matriz *distanceMatrix* con los valores de las distintas distancias entre muestras de entrada y prototipos, se obtendrán dos matrices fila, compuestas por *p* elementos. La primera de estas matrices contendrá el valor mínimo de distancia entre cada prototipo y todas las muestras de entrada. La segunda matriz ofrece la posición del vector de entrada que satisfaga la anterior afirmación, es decir, aquella muestra de conjunto inicial cuya distancia a un prototipo determinado resulte ser la mínima. Únicamente interesa obtener esta segunda matriz de posiciones (figura A3.5), que será almacenada bajo el nombre de *selection*, indicando la posición de la muestra del conjunto inicial de datos más cercana a cada prototipo y que por tanto debe ser seleccionada para utilizarse en el posterior entrenamiento de los modelos MLP. Aquellas muestras no seleccionadas para el entrenamiento serán usadas para el posterior testeo de dichos modelos.

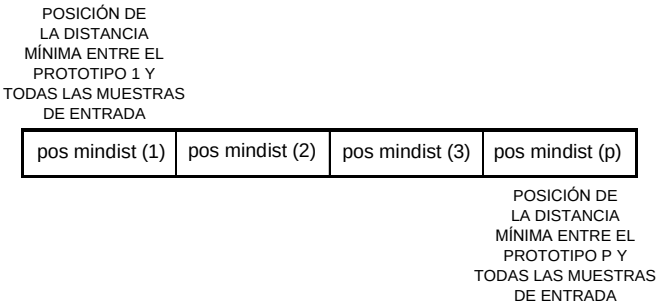


Figura A3.5: Posiciones de los valores mínimos de distancia entre cada prototipo y todas las muestras de entrada.

A3.2. CREACIÓN Y ENTRENAMIENTO DEL PERCEPTRÓN MULTICAPA

En esta sección se va a describir en profundidad el código de programación implementado en Matlab® para la creación y entrenamiento de los modelos MLP facilitando así su entendimiento y su aplicación, con o sin modificaciones, en trabajos futuros de la misma índole. La función creada a este propósito, así como los pasos necesarios para la implementación de la misma se muestra a continuación:

function [netMLP,trMLP]=mlpTrain(hiddenUnits, inputTrain, targetTrain).

- Paso 1: se inicializa el generador de números aleatorios de Matlab:

rng('shuffle');

- Paso 2: se crea la red MLP con un determinado número de neuronas en su capa oculta, usando el algoritmo de entrenamiento de *Levenberg-Marquadt*:

netMLP= feedforwardnet(hiddenUnits,'trainlm');

- Paso 3: se configura la red, ajustando los parámetros de entrenamiento.

- a. La red en cuestión, la estructura de entrada, y la estructura de salida objetivo:

netMLP = configure(netMLP, inputTrain, targetTrain);

- b. Porcentaje de muestras del total seleccionado por el clasificador SOM de Kohonen que servirán para entrenar el modelo MLP, es decir, para ajustar los pesos de las neuronas. En este caso se elige el 70%:

netMLP.divideParam.trainRatio=0.7;

- c. Porcentaje de muestras del total seleccionado por el clasificador SOM de Kohonen que servirán como subconjunto de validación para evitar el sobre-entrenamiento de la red. En este caso se elige el 30%:

netMLP.divideParam.valRatio=0.3;

- d. Porcentaje del total de muestras que servirán para calcular el error en el entrenamiento del MLP. En este caso, se fija este porcentaje en 0%, ya que el conjunto de muestras de prueba ya se ha separado previamente a través del clasificador SOM:

netMLP.divideParam.testRatio=0.0;

- e. Número máximo de iteraciones. Será utilizado como criterio de finalización del proceso de entrenamiento, de manera que, si transcurrido dicho número máximo de iteraciones, la red sigue devolviendo un error superior al deseado, el proceso de aprendizaje debe finalizar. En este caso se fijan 2.000 iteraciones:

netMLP.trainParam.epochs=2000;

- f. Error global de la red. Cuando el error devuelto por el MLP para el conjunto de entrenamiento esté por debajo de este parámetro, se considerará que la red ya está entrenada y finalizará el proceso de aprendizaje. En este caso se fija el error umbral en 10^{-6} :

netMLP.trainParam.goal=1e-6;

- g. Vector gradiente. Cuando este parámetro se encuentre por debajo de un umbral determinado, el proceso debe finalizar. En este caso se fija el vector gradiente en 10^{-10} :

netMLP.trainParam.min_grad=1e-10;

- h. Número máximo de iteraciones con incremento en el error calculado para el subconjunto de validación. Transcurrido este número de iteraciones sucesivas, la red se considera sobreentrenada y el algoritmo debe finalizar. En este caso se fija dicho parámetro en 10 iteraciones:

netMLP.trainParam.max_fail=10;

- Paso 4: finalmente se entrena el MLP, dando como resultado la red ya entrenada, así como una estructura que contiene información acerca del proceso de aprendizaje en cuestión:

[netMLP,trMLP]=train(netMLP, inputTrain, targetTrain);

BIBLIOGRAFÍA

Las referencias bibliográficas de la presente Tesis Doctoral se ordenan según
orden de aparición a lo largo de la misma.

- [1] Luque, A., Andreev, V. *Concentrator Photovoltaics*, Springer-Verlag. Berlin Heidelberg, 2007. ISBN 978-3-540-68796-2.
- [2] Shockley, W., Queisser, H.J. Detailed balance limit of efficiency of p-n junction solar cells. *Journal of Applied Physics*, 1961; 32(3):510-19.
- [3] Salas, V., Olías, E. Overview of the photovoltaic technology status and perspective in Spain. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2009; 13:1049-57.
- [4] IDEA Group, University of Jaén. *The CPV Challenge (Part I): Achieving Grid Parity*. CPV Today. London, 2009. ISBN: 9780956242600.
- [5] IEC 62108. *Concentrator photovoltaic (CPV) modules and assemblies. Design qualification and type approval*. International Electrotechnical Commission, 2007. ISBN 2-8318-9430-1.
- [6] Burgess, E.L., Pritchard, DA. *Proceedings 13th Photovoltaic Specialist Conference IEEE*, 1121. New York, 1978.
- [7] Luque, A., Sala, G., Luque-Heredia, I. Photovoltaic concentration at the onset of its commercial deployment. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2006; 14 (5):413-28.
- [8] Meusel, M., Adelhelm, R., Dimroth, F., Bett, A.W., Warta, W. Spectral mismatch correction and spectrometric characterization of monolithic III-V Multijunction solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2002; 10(4):243-55.
- [9] Kinsey, G.S., Edmondson, K.M. Spectral Response and Energy output of concentrator Multijunction Solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2009; 17(5):279-88.
- [10] Bett, A.W., Dimroth, F., Siefert, G. *Concentrator photovoltaics. Chapter 4: Multijunction concentrator solar cells*. Springer-Verlag. Berlin Heidelberg, 2007. ISBN 978-3-540-68796-2.
- [11] Pérez-Higueras, P., Muñoz, E., Almonacid, G., Vidal, P.G. High Concentrator Photovoltaics efficiencies: Present Status and Forecast. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011; 16:1810-15.
- [12] Segev, G., Mittelman, G., Kribus, A. Equivalent circuit models for triple-junction concentrator solar cells. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2012; 98:57-65.
- [13] Vossier, A., Chemisana, D., Flamant, G., Dollet, A. Very high fluxes for concentrating photovoltaics: Considerations from simple experiments and modelling. *Renewable Energy*, 2012; 38(1):31-39.

- [14] Pérez-Higueras, P., Muñoz, E., Almonacid, G., Vidal, P.G. High Concentrator Photovoltaics efficiencies: Present Status and Forecast. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011; 16:1810-15.
- [15] Green, M.A., Emery, K., King, D.L., Igari, S., Warta, W. Solar cell efficiency tables (Version 23). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2004; 12(1):55-62.
- [16] Green, M.A., Emery, K., King, D.L., Igari, S., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 25). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2005; 13(1):49-54.
- [17] Green, M.A., Emery, K., King, D.L., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 27). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2006; 14(1):45-51.
- [18] Green, M.A., Emery, K., King, D.L., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 29). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2007; 15(1):35-40.
- [19] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 31). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2008; 16 (1):61-67.
- [20] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (Version 33). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2009; 17 (1):85-94.
- [21] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 35). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2010; 18 (2):144-50.
- [22] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W. Solar cell efficiency tables (version 37). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2011; 19 (1): 84-92.
- [23] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W., Dunlop, E.D. Solar cell efficiency tables (version 39). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2012; 20(1):12-20.
- [24] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W., Dunlop, E.D. Solar cell efficiency tables (version 41). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(1):1-11.
- [25] Green, M.A., Emery, K., Hishikawa, Y., Warta, W., Dunlop, E.D. Solar cell efficiency tables (version 43). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2014; 22(1):1-9.

- [26] Dimroth, F., Grave, M., Beutel, P., Fiedeler, U., Karcher, C., Tibbits, T.N.D., Oliva, E., Siefer, G., Schachtner, M., Wekkeli, A., Bett, A.W., Krause, R., Piccin, M., Blanc, N., Drazek, C., Guiot, E., Ghyselen, B., Salvetat, T., Tauzin, A., Signamarcheix, T., Dobrich, A., Hannappel, T., Schwarzburg, K. Wafer bonded four-junction GaInP/GaAs//GaInAsP/GaInAs concentrator solar cells with 44.7% efficiency. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2014; 22(3):277-82.
- [27] Law, D.C., King, R.R., Yoon, H., Archer, M.J., Boca, A., Fetzer, C.M., Mesropian, S., Isshiki, T., Haddad, M., Edmondson, K.M., Bhusari, D., Yen, J., Sherif, R.A., Atwater, H.A., Karam, N.H. Future technology pathways of terrestrial III-V multijunction solar cells for concentrator photovoltaic systems. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2010; 94(8):1314-18.
- [28] Luque, A. Will we exceed 50% efficiency in photovoltaics?. *Journal of Applied Physics*, 2011; 110(3), art. no. 031301.
- [29] Ota, Y., Nishioka, K. Three-dimensional simulating of concentrator photovoltaic modules using ray trace and equivalent circuit simulators. *Solar Energy*, 2012; 86(1): 476-481.
- [30] Victoria, M., Herrero, R., Domínguez, C., Antón, I., Askins, S., Sala, G. Characterization of the spatial distribution of irradiance and spectrum in concentrating photovoltaic systems and their effect on multi-junction solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(3):308-318.
- [31] Mendes-Lopes, J., Benítez, P., Zamora, P. and Miñano, C. 9-Fold Fresnel Köhler concentrator for increased uniform irradiance on high Concentrations. *AIP Conference Proceedings*, 2013; 1556:75.
- [32] Zubi, G., Bernal-Agustín, J.L., Fracastoro, G.V. High concentration photovoltaic systems applying III-V cells. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2009; 13(9): 2645-52.
- [33] Gordon, J.M. *Concentrators photovoltaics*. Chapter 6: Concentrator Optics. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2007. ISBN: 978-3-540-68796-2.
- [34] <http://amonix.com/news/cpv-intelligence-brief-17-30-april-2013>. Último acceso 15 de Mayo 2014.
- [35] Mahinder Singh, B.S., Bakar, M.S.A., Nor, N.M., Zainal, N.A. Development of two-axis sun tracking system. *AIP Conference Proceedings*, 2012; 1482:183-87.
- [36] Kim, Y.S., Kang, S.-M., Winston, R. Tracking control of high-concentration photovoltaic systems for minimizing power losses. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2012 . Article in Press. DOI: 10.1002/pip.2340.

- [37] Kurtz, S. Opportunities and Challenges for Development of a Mature Concentrating Photovoltaic Power Industry. Technical Report. NREL/TP-520-43208. November 2009.
- [38] IEC/TS 62727 “Photovoltaic Systems-Specifications for solar trackers”. International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 1.0 2012-05. ISBN 978-2-83220-122-0.
- [39] Kim, Y.S., Winston, R. Power conversion in concentrating photovoltaic systems: Central, string, and micro-inverters. Progress in Photovoltaics: Research and Applications, 2013 . Article in Press. DOI: 10.1002/pip.2317.
- [40] Prior, B. “Roadmap for CPV Technology: A study conducted by GTM Research”, 2011.
- [41] EPIA. Global Market Outlook for photovoltaic 2013-2017.
- [42] Muller, M., Kurtz, S. and Rodríguez, J. Procedural considerations for CPV outdoor power ratings per IEC 62670. AIP Conference Proceedings, 2013;1556:125.
- [43] Muñoz, E., Vidal, P.G., Nofuentes, G., Hontoria, L., Pérez-Higueras, P., Terrados, J., Almonacid, G., Aguilera, J. CPV standardization: An overview. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2010; 14(1):518-23.
- [44] Gupta R. CPV expansion and bankability required. Renewable Energy Focus 2013.
- [45] Leloux, J., Lorenzo, E., García-Domingo, B., Aguilera, J., Gueymard, C.A. A bankable method of assessing the performance of a CPV plant. Applied Energy, 2014; 118:1-11.
- [46] http://cordis.europa.eu/home_es.html. Último acceso 15 de Mayo 2014.
- [47] Martínez, M., Rubio, F., Sala, G., Pachón, D., Bett, A., Siefer, G., Vetter, M., Schies, A., Wachtel, J., Gombert, A., Wüllner, J., Díaz, V., Vázquez, M.A., Abulfotuh, F., Fetyan, K., El Moussaoui, A., Mansouri, S., Loudiyi, K., Darhmaoui, H., Mrabti, T. CPV plants data analysis. ISFOC and NACIR projects results. AIP Conference Proceedings, 2012; 1477: 323-26.
- [48] <http://www.apollon-eu.org/joomla/>. Último acceso 15 de Mayo 2014.
- [49] Timò, G., Martinelli, A., Minuto, A., Schineller, B., Sagnes, I., Jakomin, R., Beaudoin, G., Gogneau, N., Noack, M., Padovani, S., Borshchov, S., Kenny, R., Sarno, A., Georghiou, G.E., Zurru, P., Sturm, M., Wild-Scholten, M., Bellia, G., Gigliucci, G., Medina, E., Heasman, K., Martinelli, G. First results on the APOLLON project multi approach for high efficiency integrated and intelligent concentrating PV

modules (systems). Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists, 2009; art. no. 5411295:2424-29.

[50] <http://www.ngcpv.org/cms/>. Último acceso 15 de Mayo 2014.

[51] Fraunhofer Institute for solar energy systems ISE. Photovoltaics report. Diciembre, 2012.

[52] Haysom, Joan E., Jafarieh, Omid, Anis, Hanan, Hinzer, Karin. Concentrated Photovoltaics system costs and learning curve analysis. AIP conference proceedings, 2013; 1556:239-243.

[53] PV Insider. CPV World Map 2012. Octubre 2012.

[54] Prior, B. and Seshan, C. Concentrating Photovoltaics 2011: Technology, Cost, and Markets, GTM Research, 2011.

[55] ISM Research. The World Market for Concentrated PV (CPV) - 2012.

[56] GlobalData. Concentrated Photovoltaic (CPV), 2012 - Global Market Size, Average Installation Price, Market Share, Regulations and Key Country Analysis to 2020, 2013.

[57] IHS. Concentrated PV (CPV) Report, 2013.

[58] Short, W., Packey, D., Holt, T. A manual for the economic evaluation of energy efficiency and renewable energy technologies, NREL/TP-462-5173, 1995.

[59] Fraunhofer institute for solar energy systems ISE. Levelized Cost of Electricity Renewable Energy Technologies. Noviembre 2013.

[60] Fraunhofer Institute for solar energy systems ISE. Photovoltaics report, Technical Report, 2013.

[61] Hegedus S. Thin film solar modules: the low cost, high throughput and versatile alternative to Si wafers. Progress in Photovoltaics: Research and Applications, 2006; 14(5):393-411.

[62] IEC 60904-3:2008 Photovoltaic devices – Part 3: Measurement principles for terrestrial photovoltaic (PV) solar devices with reference spectral irradiance data. International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 2.0 2008-04. Geneva. ISBN 2-8318-9705-X.

[63] IEC 62108. “Concentrator Photovoltaics (CPV) modules and assemblies-design qualification and type approval”. International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 1.0. 2007-12. Geneva ISBN 2-8318-9430-1.

- [64] IEEE 1513-2001. "Recommended Practice for Qualification of Concentrator Photovoltaic (PV) Receiver Sections and Modules" Institute of Electrical and Electronics Engineers. May 2001.
- [65] IEC 61215 "Crystalline silicon terrestrial photovoltaic (PV) modules – Design qualification and type approval". International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 1.0 2013-09. Geneva ISBN 2-8318-7963-9.
- [66] IEC 62670-1. "Photovoltaic concentrators (CPV) – Performance testing. Part 1: Standard conditions". International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 1.0 2013-09. Geneva ISBN 978-2-8322-1120-5.
- [67] ASTM G173-03. Standard Tables for Reference Solar Spectral Irradiances: Direct Normal and Hemispherical on 37 Tilted Surface. ASTM Int. West Connhocken, PA, United States, 2012.
- [68] Araki, K., Yamaguchi, M. Influences of spectrum change to 3-junction concentrator cells. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2003; 75(3-4):707-14.
- [69] McDonald, M., Barnes, C. Spectral optimization of CPV for integrated energy output. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2008; 7046, art. no. 704604.
- [70] Gueymard, C.A. Daily spectral effects on concentrating PV solar cells as affected by realistic aerosol optical depth and other atmospheric conditions . *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2009; 7410, art. no. 741007.
- [71] Philipps, S.P., Peharz, G., Hoheisel, R., Hornung, T., Al-Abbadi, N.M., Dimroth, F., Bett, A.W. Energy harvesting efficiency of III-V triple-junction concentrator solar cells under realistic spectral conditions. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2010; 94(5):869-877.
- [72] Peharz, G., Siefer, G., Bett, A.W. A simple method for quantifying spectral impacts on multi-junction solar cells. *Solar Energy*, 2009; 83(9):1588-98.
- [73] Fernández, E.F., Pérez-Higueras, P., Garcia Loureiro, A.J., Vidal, P.G. Outdoor evaluation of concentrator photovoltaic systems modules from different manufacturers: First results and steps. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(4):693-701.
- [74] Araki, K., Kemmoku, Y., Yamaguchi, M. A simple rating method for CPV modules and systems. *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2008; art. no. 4922896.
- [75] Muller M., Marion B., Rodriguez J., Kurtz S. Minimizing variation in outdoor CPV power ratings. *AIP Conference Proceedings*, 2011; 1407:336-40.

- [76] Hashimoto, J., Kurtz, S., Sakurai, K., Muller, M., and Otani, K. Field experience and performance of CPV system in different climates. AIP Conference Proceedings, 2013; 1556:261.
- [77] Leloux J., Pachón D., Sala G. Spectral Solar Radiation Measurements and Models for CPV Module Production Estimation. AIP Conference Proceedings, 2010; 1277: 329-32.
- [78] Muller, M., Marion, B., Kurtz, S., Rodriguez, J. An investigation into Spectral Parameters as they Impact CPV module performance. AIP Conference Proceedings, 2010; 1277:307-311.
- [79] Fernández E.F., Siefer G., Almonacid F., García Loureiro A.J., Pérez-Higueras P. A two subcell equivalent solar cell model for III–V triple junction solar cells under spectrum and temperature variations. Solar Energy 2013; 92:221-29.
- [80] Williams, S.R., Betts, T.R., Helf, T., Gottschalg, R., Beyer, H.G., Infield, D.G., Modelling long-term module performance based on realistic reporting conditions with consideration to spectral effects. Proceedings of the 3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, 2003; B: 1908-1911. Osaka (Japan).
- [81] Minemoto, T., Nakada, Y., Takahashi, H., Takakura, H., Uniqueness verification of solar spectrum index of Average Photon Energy for evaluating outdoor performance of photovoltaic Modules. Solar Energy, 2009; 83(8):1294-99
- [82] Cornaro, C., Andreotti, A. Influence of Average Photon Energy index on solar irradiance characteristics and outdoor performance of photovoltaic modules. Progress in Photovoltaics: Research and Applications, 2013; 21 (5): 996-1003.
- [83] Moreno Sáez, R., Sidrach-De-Cardona, M., Mora-López, L. Data mining and statistical techniques for characterizing the performance of thin-film photovoltaic modules. Expert Systems with Applications, 2013; 40(17):7141-50.
- [84] Nakada, Y., Takahashi, H., Ichida, K., Minemoto, T., Takakura, H. Influence of clearness index and air mass on sunlight and outdoor performance of photovoltaic modules. Current Applied Physics, 2010; 10 (2 SUPPL.):S261-S264.
- [85] Yoshida, S., Ueno, S., Kataoka, N., Takakura, H., Minemoto, T. Estimation of global tilted irradiance and output energy using meteorological data and performance of photovoltaic modules. Solar Energy, 2013; 93:90-99.
- [86] Nakada, Y., Fukushige, S., Minemoto, T., Takakura, H. Seasonal variation analysis of the outdoor performance of amorphous Si photovoltaic modules using the contour map. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2009; 93(3):334-37.
- [87] Takahashi, H., Fukushige, S., Minemoto, T., Takakura, H. Output estimation of Si-based photovoltaic modules with outdoor environment and output map. Journal of Crystal Growth, 2009; 311(3):749-52.

- [88] Minemoto, T., Takahashi, H., Nakada, Y., Takakura, H. Outdoor performance evaluation of photovoltaic modules using contour plots. *Current Applied Physics*, 2010; 10 (2 SUPPL.):S257-S260.
- [89] Minemoto, T., Nagae, S., Takakura, H. Impact of spectral irradiance distribution and temperature on the outdoor performance of amorphous Si photovoltaic modules. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2007; 91(10):919-923.
- [90] Ishii, T., Otani, K., Takashima, T., Xue, Y. Solar spectral influence on the performance of photovoltaic (PV) modules under fine weather and cloudy weather conditions. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(4): 481-89.
- [91] Nofuentes, G., García-Domingo, B., Muñoz, J.V., Chenlo, F. Analysis of the dependence of the spectral factor of some PV technologies on the solar spectrum distribution. *Applied Energy*, 2014;113:302-309.
- [92] Piliougine, M., Elizondo, D., Mora-López, L., Sidrach-de-Cardona, M. Multilayer perceptron applied to the estimation of the influence of the solar spectral distribution on thin-film photovoltaic modules. *Applied Energy*, 2013; 112:610-17.
- [93] Al Husna, H., Shibata, N., Sawano, N., Ueno, S., Ota, Y., Minemoto, T., Araki, K., and Nishioka, K. Impact of spectral irradiance distribution and temperature on the outdoor performance of concentrator photovoltaic system. *AIP Conference Proceedings* 2013; 1556, 252.
- [94] Domínguez, C., Askins, S., Antón, I., Sala, G. Characterization of five CPV module technologies with the Helios 3198 solar simulator. *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2009; art. no. 5411192: 1004-08.
- [95] Domínguez, C., Antón, I., Sala, G., Askins, S. Current-matching estimation for multijunction cells within a CPV module by means of component cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(7):1478-88.
- [96] Domínguez, C., Victoria, M. Herrero, R. Askins, S. Antón, I. et al. Probing the effects of non-uniform light beams and chromatic aberration on the performance of concentrators using multijunction cells. *AIP Conference Proceedings*, 2012; 1477, 127.
- [97] Victoria, M., Askins, S., Nuñez, R., Domínguez, C., Herrero, R., Antón, I., Sala, G., and Ruíz, J. M. Tuning the current ratio of a CPV system to maximize the energy harvesting in a particular location. *AIP Conference Proceedings* 2013; 1556:156.
- [98] Domínguez C., Askins S., Antón I., Sala G. Indoor characterization of CPV modules using the Helios 3198 solar simulator. 24th European Photovoltaic Solar Energy Conference 2009, Hamburg (Germany).

- [99] Nishioka K., Takamoto T., Agui T., Kaneiwa M., Uraoka Y., et al. Annual output estimation of concentrator photovoltaic systems using high-efficiency InGaP/InGaAs/Ge triple-junction solar cells based on experimental solar cell's characteristics and field-test meteorological data. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, 2006; 90:57-67.
- [100] Kinsey G.S., Hebert P., Barbour K.E., Krut D.D., Cotal H.L., et al. Concentrator multifunction solar cell characteristics under variable intensity and temperature. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2008; 16(6):503-08.
- [101] Siefer, G., Bett, A.W. Analysis of temperature coefficients for III-V multi-junction concentrator cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2012. Article in Press. DOI: 10.1002/pip.2285.
- [102] Bagiński, W., Kinsey, G.S., Liu, M., Nayak, A., Garboushian, V. Open circuit voltage temperature coefficients vs. concentration: Theory, indoor measurements, and outdoor measurements. *AIP Conference Proceedings*, 2012; 1477: 148-51.
- [103] Fernández E.F., Siefer G., Schachtner M., García Loureiro A.J., Pérez-Higueras P. Temperature coefficients of monolithic III-V triple-junction solar cells under different spectra and irradiance levels. *AIP Conference Proceedings* 2012; 1477:189-93.
- [104] Braun A., Katz E.A., Gordon J.M. Basic aspects of the temperature coefficients of concentrator solar cell performance parameters. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(5):1087-1094.
- [105] Nishioka K., Takamoto T., Agui T., Kaneiwa M., Uraoka Y., et al. Annual output estimation of concentrator photovoltaic systems using high-efficiency InGaP/InGaAs/Ge triple-junction solar cells based on experimental solar cell's characteristics and field-test meteorological data. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, 2006; 90:57-67.
- [106] Cotal, H. Sherif, R. Temperature Dependence of the IV Parameters from Triple Junction GaInP/InGaAs/Ge Concentrator Solar Cells. *Conference Record of the IEEE 4th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion*, 2006;1:845-48.
- [107] Peharz, G., Ferrer Rodríguez, J.P., Siefer, G., Bett, A.W. Investigations on the temperature dependence of CPV modules equipped with triple-junction solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2011; 19(1):54-60.
- [108] Peharz G., Ferrer Rodríguez J.P., Siefer G., Bett A.W. A method for using CPV modules as temperature sensors and its application to rating procedures. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2011; 95(10): 2734-44.

- [109] Ju X., Vossier A., Wang Z., Dollet A., Flamant G. An improved temperature estimation method for solar cells operating at high concentrations. *Solar Energy*, 2013; 93:80–9.
- [110] Almonacid, F., Pérez-Higueras, P.J., Fernández, E.F., Rodrigo, P. Relation between the cell temperature of a HCPV module and atmospheric parameters. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2012; 105:322-27.
- [111] Antón I., Martínez M., Rubio F., Núñez R., Herrero R., et al. Power rating of CPV systems based on spectrally corrected DNI. *AIP Conference Proceeding* 2012; 1477: 331-35.
- [112] Fernández, E., Pérez-Higueras, P., Almonacid, F., García-Loureiro, A.J., Fernández, J. I. et al. Quantifying the effect of air temperature in CPV modules under outdoor conditions. *AIP Conference Proceedings* 2012; 1477:194.
- [113] ASTM E-2527-06, “Standard Test Method for Rating Electrical Performance of Concentrator Terrestrial Photovoltaic Modules and Systems Under Natural Sunlight”, ASTM International, West Conshohocken, United States, 2006.
- [114] Castro, M., Domínguez, C., Núñez, R., Antón, I., Sala, G. and Araki, K. Detailed effects of wind on the field performance of a 50 kW CPV demonstration plant *AIP Conference Proceedings*, 2013; 1556:256.
- [115] Chih-Kuang L. and June-Yuan F.. Analysis of structural deformation and concentrator misalignment in a roll-tilt solar tracker. *AIP Conference Proceedings*, 2013; 1556:210.
- [116] Domínguez, C., Antón, I., Sala, G. Solar simulator for concentrator photovoltaic systems. *Optics Express*, 2008; 16 (26):14894-901.
- [117] Chan, N.L.A., Young, T.B., Brindley, H.E., Ekins-Daukes, N.J., Araki, K., Kemmoku, Y., Yamaguchi, M. Validation of energy prediction method for a concentrator photovoltaic module in Toyohashi Japan. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2013; 21(8):1598-1610.
- [118] Steiner, M., Siefer, G., Hornung, T., Peharz, G., Bett, A.W. YieldOpt, a model to predict the power output and energy yield for concentrating photovoltaic modules. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2014. Article in Press. DOI: 10.1002/pip.2458.
- [119] Rubio, F., Martínez, M., Perea, J., Sánchez, D., Banda, P. Field tests on CPV ISFOC plants. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2009; 7407, art. no. 740707.

- [120] Fernández, E.F., Almonacid, F., Rodrigo, P., Pérez-Higueras, P. Model for the prediction of the maximum power of a high concentrator photovoltaic module. *Solar Energy*, 2013; 97:12-18.
- [121] Verlinden P.J, Lasich J.B. Analysis and Simulation of Performance of CPV Systems with Multi-Junction Solar Cells. *AIP Conference Proceedings*, 2010; 1277: 277-80.
- [122] Strobach, E., Faiman, D., Kabalo, S., Bokobza, D., Melnichak, V., Gombert, A., Gerstmaier, T. and Röttger, M. Modeling a grid-connected concentrator photovoltaic system. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*. Article in press. DOI: 10.1002/pip.2467.
- [123] Almonacid, F., Fernández, E.F., Pérez-Higueras, P.J., Rodrigo, P., Rus- Casas, C. Estimating the maximum power of a high concentrator photovoltaic (HCPV) module using an artificial neural network. *Energy*, 2013; 53:165–72.
- [124] Rivera, A.J., García-Domingo, B., del Jesús, M.J., Aguilera, J. Characterization of concentrating photovoltaic modules by cooperative competitive radial basis function networks. *Expert Systems with Applications*, 2013; 40:1599–1608.
- [125] IEC 60891. Procedures for Temperature and Irradiance Corrections to Measure I-V Characteristics of Crystalline Silicon Photovoltaic Devices, Second Edition. International Electrotechnical Commission (IEC), Edition 2.0 2009-12. Geneva. ISBN: 2-8318-1073-1.
- [126] Marion, B., Rummel, S., Anderberg, A. Current-voltage curve translation by bilinear interpolation. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2004; 12(8):593-607.
- [127] Rubio, F., Martínez, M., Perea, J., Sánchez, D., Banda, P. Comparison of the different CPV rating procedures: Real measurements in ISFOC. *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2009; art. no. 5411163:800-805.
- [128] Domínguez, C., Antón, I., Sala, G. Multijunction solar cell model for translating I-V characteristics as a function of irradiance, spectrum, and cell temperature. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2010; 18(4):272-84.
- [129] Hornug, T., Steiner, M., Nitz, P. Estimation of the influence of Fresnel lens temperature on energy generation of a concentrator photovoltaic system. *Solar Energy materials and solar cells*, 2012; 99: 333-38.
- [130] Holland, J.H. *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press, 1975.
- [131] Storn, R. Differential Evolution, A simple and efficient heuristic strategy for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 1997;11:341-59.

- [132] Kohonen, T. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 1990; 78(9): 1464-1480.
- [133] Rojas, R. *Neural Networks: A systematic introduction*. Capítulo 15: Kohonen Networks. Springer-Verlag, Berlin, 1996. ISBN: 3-540-60505-3.
- [134] Van Der Voort, M., Dougherty, M., Watson, S. Combining Kohonen maps with ARIMA time series models to forecast traffic flow. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 1996; 4 (5):307-18.
- [135] Fort, J.C., Cottrell, M., Letremy, P. Stochastic on-line algorithm versus batch algorithm for quantization and self organizing maps. *Neural Networks for Signal Processing - Proceedings of the IEEE Workshop*, 2001; 43-52.
- [136] Lawrence, R.D., Almasi, G.S., Rushmeier, H.E. A scalable parallel algorithm for self-organizing maps with applications to sparse data mining problems. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1999; 3(2):171-195.
- [137] Kohonen, T. Comparison of SOM point densities based on different criteria. *Neural Computation*, 1999; 11(8):2081-2095.
- [138] Baez-Monroy, V.O., O'Keefe, S. Modelling incremental learning with the batch SOM training method. *Proceedings - HIS 2005: Fifth International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, 2005, art. no. 1587809: 542-544.
- [139] Beale, M.H., Hagan, M.T., Demuth, H.B. *Matlab. Neural Network Toolbox. User's Guide R2012b*. The Mathworks, Inc. Natick. MA,USA, 2012.
- [140] Lippmann, R.P. *An Introduction to Computing with Neural Nets*. IEEE ASSP Magazine, 1987.
- [141] Timothy M. *Practical Neural Network Recipes in C++*. Academic Press, Inc. San Diego, 1993. ISBN 0-12—479040-2.
- [142] Bonanno, F., Capizzi, G., Graditi, G., Napoli, C., Tina, G.M. A radial basis function neural network based approach for the electrical characteristics estimation of a photovoltaic module. *Applied Energy*, 2012; 97:956-961.
- [143] Levenberg, K. A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares. *Quarterly of Applied Mathematics* 1944; 2:164—168.
- [144] Marquardt, D. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters". *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1963; 11(2):431—441.
- [145] McClelland, J.L., Rumelhart, D.E. and the PDP Research Group, 1986a. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. Vol. I: Foundations. MIT Press, 1986, Cambridge, MA. ISBN:0-262-68053-X

- [146] McClelland, J.L., Rumelhart, D.E. and the PDP Research Group, 1986b. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. II: Psychological and Biological Models. MIT Press, 1986, Cambridge, MA. ISBN 0-262-631105.
- [147] Rojas, R. Neural Networks: A systematic introduction. Capítulo. 7 The Backpropagation Algorithm. Springer-Verlag, Berlin, 1996. ISBN: 3-540-60505-3
- [148] Zárate, L., Neto, L., Soares, D. , Bittencout, F. Artificial Neural Networks Applied for Representation of Curves Current-Voltage of Photovoltaic Modules IEEE International Conference on Industrial Informatics, 2008; 1644-1649.
- [149] Celik, A. N. Artificial neural network modelling and experimental verification of the operating current of mono-crystalline photovoltaic modules Solar Energy, 2011;85:2507-2517.
- [150] Zhang, Y., Chen, G.P., Malik, O.P., Hope, G.S. An Artificial Neural Network Based Adaptive Power System Stabilizer. IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 8, No. 1; 1993.