

# MAPAS DE RADIACIÓN SOLAR EN LA PROVINCIA DE JAÉN

*Por L. Hontoria, J. Aguilera, G. Almonacid*

Departamento de Electrónica. Escuela  
Politécnica Superior de Jaén. Universidad de Jaén

*P. Zufiria*

Dpto. de Matemática Aplicada a las Tecnologías  
de la Información. ETSI Telecomun

## RESUMEN

Se presenta en este trabajo una metodología basada en un tipo de red neuronal artificial, llamada Perceptrón Multicapa, para la generación de series sintéticas de radiación solar, a partir de las cuales se elaboran una serie de mapas de radiación solar. Si bien existen diferentes autores que han propuesto métodos para la generación de series sintéticas de radiación solar, todos ellos se basan en mayor o menor medida en estudios estadísticos clásicos. Sin embargo en el presente trabajo se da un enfoque diferente. Gracias a la metodología presentada se verá que se consiguen ciertas ventajas frente al tratamiento clásico de la radiación solar y de las series temporales.

Se concluye el presente trabajo presentando una aplicación de esta metodología

## Abstract

In this work, a new methodology based on a particular artificial neuronal networks, called Multilayer Perceptron, for the generation of solar radiation synthetic series is presented. Although several authors have proposed methods for the generation of solar radiation synthetic series, all of them are based on classic approaches to the problem. Nevertheless, in this work, a new approach is presented. It will be seen that with this methodology several advantages against classical methods are reached.

Finally, an application of this methodology is presented. Solar

al problema de la obtención de mapas solares. Los mapas solares son una herramienta muy útil como paso inicial en el diseño de cualquier sistema basado en energía solar, como pueden ser los sistemas fotovoltaicos.

radiation maps are built thanks to the methodology developed in this work.

## 1. INTRODUCCIÓN

LA importancia que tiene el conocimiento de la radiación solar [1] en campos tan dispares como la meteorología, agronomía, hidrología, arquitectura bioclimática o ingeniería de sistemas solares (fotovoltaicos o térmicos), es suficientemente conocida como para tener que incidir en ella [2]. Por infinidad de motivos, su estudio se ha desarrollado y sistematizado desde hace más de tres décadas, siendo, por ejemplo, el dato inicial de partida en el diseño de cualquier sistema basado en el uso de la energía solar.

Actualmente existe un fuerte incremento de la utilización de la energía solar debido a una serie de ventajas que presenta frente a las fuentes energéticas convencionales. Estas últimas derivan principalmente del uso de los combustibles fósiles como el carbón, petróleo y gas natural, o del uso de la energía nuclear. Algunas de las críticas que recibe un sistema energético basado en las fuentes convencionales son principalmente las siguientes:

a) Son agotables, es decir, las reservas de los materiales que utilizan (carbón, petróleo, gas, uranio, etc.) no son eternas. Sin embargo el sol como fuente energética puede considerarse inagotable. Por esta razón, la energía solar, y todas las relacionadas con la misma, reciben el nombre de *energías renovables*.

b) Producen una gran cantidad de daños medioambientales que van desde la lluvia ácida hasta el efecto invernadero. La energía solar y en general todas las energías renovables (eólica, maremotriz, etc.) presentan un impacto medioambiental prácticamente nulo. Estas últimas reciben por ello el nombre de *energías limpias*.

c) Favorecen las desigualdades sociales, puesto que suelen generar grandes tensiones entre los agentes que disponen de las reservas de los combustibles fósiles, los agentes productores de la energía y el usuario final de la ésta. En este sentido la aplicabilidad de una energía no convencional como la solar fotovoltaica está más en consonancia con el usuario, que puede hacer un uso racional de ella, sin incidir en los problemas entre compañías productoras, países en conflicto, etc.

Aunque se podrían citar muchos más motivos, parece suficientemente claro que en un futuro no muy lejano, el aprovechamiento de la energía solar, en particular, y de las energías renovables, en general, será intensivo [3].

Un mayor uso de la energía solar, implica una mayor necesidad de conocimiento de datos de radiación solar en más lugares. En particular, como más adelante se explicará, suele ser muy importante el disponer de largas secuencias de medidas de radiación solar. Desgraciadamente, en muchas zonas no existen registros históricos de estas secuencias de radiación solar. Sin embargo, gran número de investigadores en este campo han propuesto métodos para generar de series de radiación, que en este caso reciben el nombre de series artificiales o sintéticas. En este trabajo se presenta una nueva metodología para la generación de series *sintéticas* de radiación solar basada en el modelo de red neuronal llamado perceptrón multicapa (PMC). Las series sintéticas de radiación solar, obtenidas por métodos matemáticos, tratan de ajustarse lo más fielmente posible a las series de datos reales de radiación. Asimismo, con el fin de sintetizar toda la información que el PMC proporciona, se presentan los mapas de radiación solar para la provincia de Jaén.

Existen diversos motivos para la generación de series sintéticas de radiación solar, que se pueden resumir así: cuando el diseñador de sistemas energéticos solares (tanto fotovoltaicos como térmicos) necesita realizar cualquier diseño, un dato esencial que requiere, como se ha dicho anteriormente, es el conocimiento de la radiación solar en la localidad donde se va a realizar la instalación. Aunque en la actualidad existen registros de radiación solar en multitud de lugares, éstos suelen ser estaciones meteorológicas repartidas en ciudades importantes del llamado primer mundo o mundo industrializado. Así, existen bastantes datos de radiación solar en lugares de Europa, de Norteamérica, y de Japón. Sin embargo, en lugares que se podrían considerar del medio rural o bien de países no industrializados (África, gran parte de Asia, Centroamérica y Sudamérica) la disponibilidad de dichos

registros es prácticamente testimonial. A su vez existen también muchísimas localidades que, aunque pertenecen a países industrializados, se enmarcan dentro de zonas rurales en las que obviamente tampoco existen tales datos. En ambos casos el problema se acrecienta puesto que es precisamente en dichas zonas donde una energía como la solar fotovoltaica presenta un gran potencial de aplicabilidad.

Para tratar de solventar el problema de la nula existencia de datos de radiación solar en aquellos lugares donde no se realizan registros de forma sistemática, diversos investigadores, analizando series de datos de radiación disponibles en diferentes localidades con una gran variedad climática, llegaron a la conclusión de que la radiación solar presenta una serie de propiedades estadísticas y sigue determinados patrones y ciclos de evolución en diferentes escalas temporales. Ello hace que sea posible reproducir matemáticamente dichas series [4]. Tras esos estudios, diferentes autores propusieron (y aún se siguen proponiendo) diversos métodos para generar secuencias de datos de radiación, que, debido a su naturaleza, reciben el nombre de series sintéticas o artificiales, y que tratan de mantener las mismas propiedades estadísticas de las series reales. Se ha demostrado que dichos métodos generan secuencias solares muy concordantes con las series reales, y, en general, son aplicables a cualquier localidad, por lo que reciben el nombre de métodos universales.

Como se mencionó al principio de esta introducción, aquí se presenta un nuevo método para generar series de radiación basado en un tipo de red neuronal artificial (RNA) llamado perceptrón multicapa (PMC) [5]. La nueva metodología propuesta en este trabajo supone un nuevo enfoque respecto a los diferentes métodos que existen en la actualidad, puesto que como se comentará, los métodos de generación de series solares llamados tradicionales o clásicos, se basan en el estudio previo de datos de radiación solar y posterior implementación del método. Sin embargo, con el enfoque que se propone en este trabajo, se verá que no es necesario un conocimiento a priori de la naturaleza de la radiación solar en sí, ya que la aplicación del perceptrón multicapa soslayará esa necesidad.

Una vez conocida la información de las series solares, puesto que son una gran cantidad de datos, es útil disponer de toda esa información sintetizada. Una forma muy cómoda y práctica de manejar toda esa información es contenerla en mapas de radiación solar. Gracias a los mapas de radiación solar de determinadas zonas geográficas, como pueden ser provincias o re-

giones, se puede conocer de un vistazo los lugares dentro de determinada zona donde es más favorable la instalación de un sistema basado en energía solar. En particular se presentan en este trabajo mapas de radiación solar realizados para la provincia de Jaén.

El trabajo está dividido en 6 apartados. El primer apartado es esta introducción. En el apartado 2 se realiza un breve resumen sobre la radiación solar y sus componentes. Las redes neuronales artificiales y en particular el perceptrón multicapa se explican en los apartados 3 y 4 respectivamente. En el apartado 5 se presenta la metodología empleada para la generación de series sintéticas de radiación solar, basada en el uso de redes neuronales artificiales. Y por último en el apartado 6 se muestran los mapas de radiación solar para la provincia de Jaén.

## 2. RADIACIÓN SOLAR

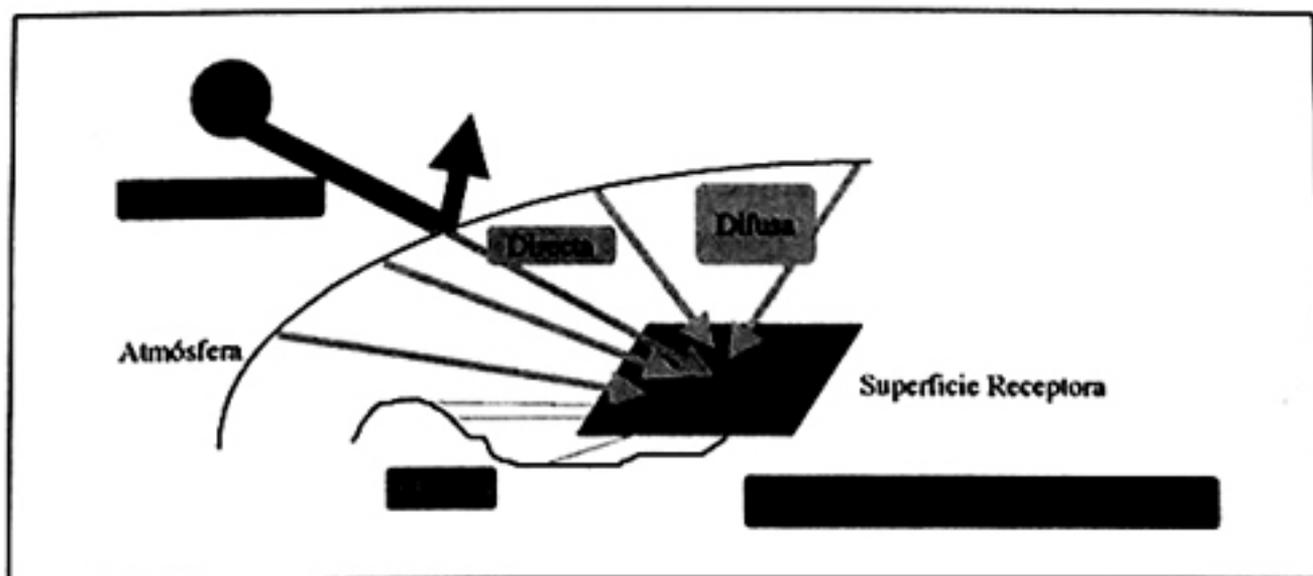
### 2.1. Componentes de la radiación solar

De toda la radiación procedente del sol sólo una parte llega a la superficie terrestre. La radiación solar que llega a las capas altas de la atmósfera y que todavía no ha entrado en la misma recibe el nombre de radiación extraterrestre o extraatmosférica. Esta radiación es interesante conocerla tanto si la superficie receptora en estudio está situada fuera de la atmósfera, como puede ser el caso de placas solares situadas en satélites artificiales, como si la superficie receptora está situada sobre la superficie terrestre, como pueden ser las placas solares de cualquier sistema fotovoltaico.

Parte de la radiación extraterrestre no llega a entrar a la atmósfera sino que es reflejada por ésta. Es importante distinguir entre la radiación que llega a las capas altas de la atmósfera y la que logra atravesar y alcanzar la superficie receptora situada en la superficie terrestre. Toda la radiación que llega a la superficie terrestre recibe el nombre de radiación global. La radiación global está formada por diferentes componentes. Para entender bien el origen se describirán y definirán cada una de dichas componentes, y para seguir correctamente esta explicación es interesante observar la figura 1.

La radiación solar que atraviesa la atmósfera sufre diferentes fenómenos como son la absorción de parte de ella por las moléculas presentes en la atmósfera, tales como el ozono, el anhídrido carbónico, el oxígeno o el vapor de agua, dispersión por partículas en suspensión, llamadas aerosoles,

FIGURA 1  
COMPONENTES DE LA RADIACIÓN SOLAR



y principalmente por las nubes. También en las cercanías de la superficie receptora parte de la radiación puede ser reflejada por rocas, árboles, edificios, etc. y el mismo suelo. La radiación que llega directamente procedente del disco solar y alcanza la superficie receptora recibe el nombre de radiación **directa**. La radiación que procede del resto del cielo, excluyendo el disco solar, y que procede no de los rayos directos, sino de los dispersados por toda la atmósfera, se llama radiación **difusa**. Y por último al resto de radiación que procede de las reflexiones, principalmente del suelo o de los objetos circundantes, se le denomina la radiación del **albedo**. La suma de estas tres componentes forman la radiación **global**.

Es importante realizar una aclaración con respecto a las unidades de medida de la radiación solar. Hay que distinguir cuando se habla de potencia o de energía. La energía incidente por unidad de superficie y por unidad de tiempo tiene unidades de potencia, y en este caso se suele emplear para denominarla el término **irradiancia**. En este caso las unidades de medida que se utilizan son  $\text{kW/m}^2$ . Sin embargo, se emplea el término **irradiación** (aunque generalmente también se usará radiación) para indicar energía, es decir, cantidad de radiación solar por unidad de superficie a lo largo de un cierto período de tiempo (generalmente a lo largo de una hora o un día). En este caso las unidades empleadas son  $\text{kWh/m}^2$ .

Y por último es útil definir en este apartado la notación que emplearemos a lo largo del texto para indicar cada una de las componentes de la radiación solar. En la siguiente tabla presentamos dicha notación:

TABLA I  
**NOTACIÓN USADA PARA LAS COMPONENTES DE LA  
 RADIACIÓN SOLAR**

Componente de la radiación solar	Notación
Radiación Extraterrestre . . . . .	Bo
Radiación Global . . . . .	G
Radiación Directa . . . . .	B
Radiación Difusa . . . . .	D
Radiación Albedo . . . . .	R

## 2.2. Radiación Extraterrestre

La radiación extraterrestre es aquella que se recibe procedente del sol en línea recta fuera de la atmósfera terrestre, o sea, que todavía no ha sido ni absorbida, ni dispersada, ni reflejada. Es importante conocer esta radiación puesto que con mucha frecuencia es necesaria para conocer las diferentes componentes de la radiación sobre un receptor terrestre. También, por supuesto, es necesaria conocerla para diseñar los sistemas fotovoltaicos que alimentan satélites terrestres para comunicaciones, fines militares, meteorológicos, etc. Como se ha indicado anteriormente se emplea para denotarla la letra  $B_0$  con los correspondientes subíndices, según la escala temporal utilizada, y por medio de razonamientos de carácter exclusivamente geométrico se pueden obtener expresiones muy sencillas para su cálculo.

## 2.3. Radiación Global

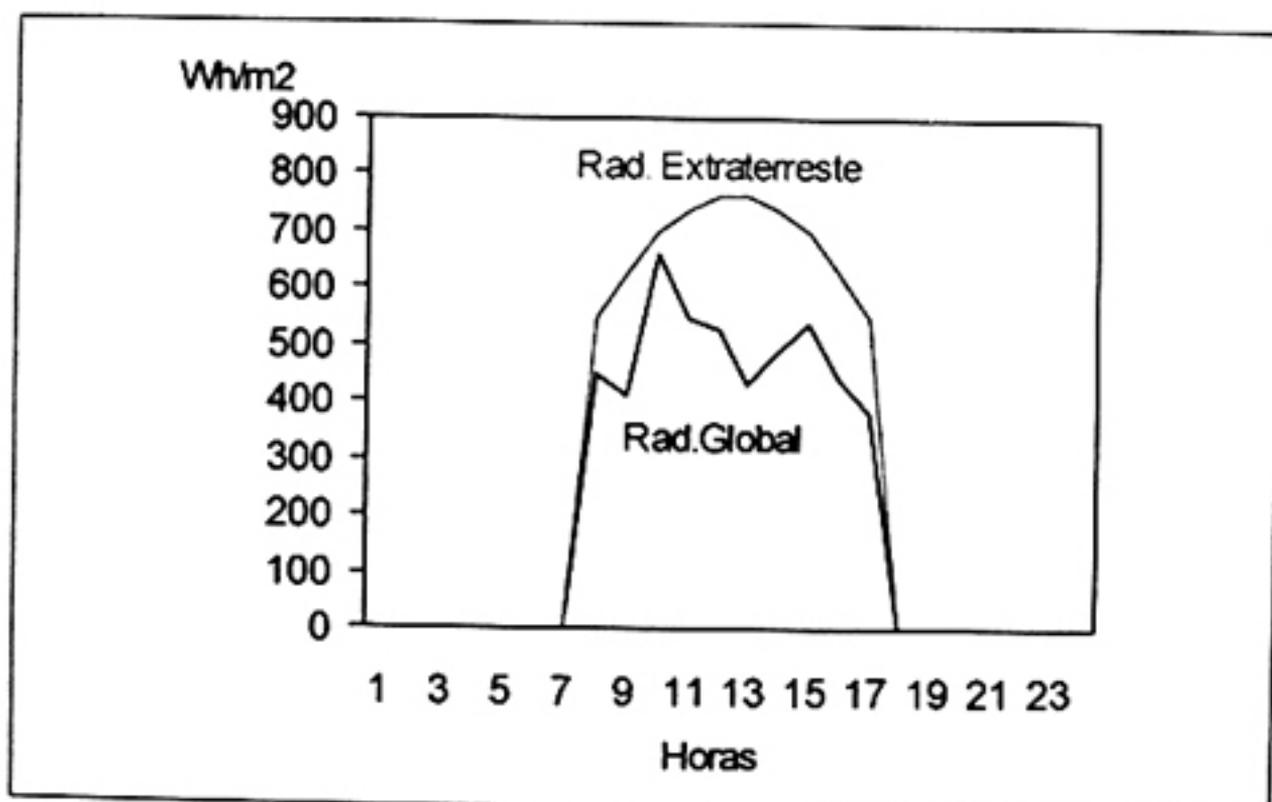
Como se ha visto anteriormente la radiación global es la suma de la radiación directa, la difusa y la del albedo, siendo esta última componente la de menor influencia, por lo que grosso modo se puede considerar compuesta por radiación directa y difusa. Se representa con la letra G. Si bien la radiación extraterrestre es determinística, es decir, que sólo depende de la posición geográfica de la superficie receptora (latitud) y de la hora solar, y por tanto, conocidos esos datos es totalmente predecible, la radiación global es impredecible. El carácter aleatorio a la radiación global se debe principalmente a la presencia de nubes en la atmósfera. En días despejados la radiación global tendrá un comportamiento similar a la radiación extraterrestre,

pero en días nublados el comportamiento de la misma es impredecible. En estos días la componente que más influirá en la radiación global será la componente difusa, y ésta es totalmente anisotrópica y estocástica.

En la figura 2 se presenta la evolución de la radiación global y extraterrestre en un día cualquiera. Se ha elegido un día en el que han aparecido algunas nubes. Como se puede apreciar, la presencia de nubes provoca que la radiación global presente esos picos, mientras que la evolución de la radiación extraterrestre, siempre es regular y simétrica.

Al igual que ocurría con la radiación extraterrestre se puede medir la radiación global en diferentes escalas de tiempo, como suelen ser principalmente la escala horaria o diaria, así como las medias mensuales correspondientes.

FIGURA 2  
RADIACIÓN GLOBAL Y EXTRATERRESTRE EN UN DÍA CUALQUIERA



#### 2.4. Índice de Claridad

En este apartado se va a definir un término que será usado con mucha frecuencia y que relaciona la radiación global con la extraterrestre. Se define el índice de claridad o índice de transmitancia atmosférica como el

cociente entre la radiación global y la radiación extraterrestre. Este índice, como su nombre indica, proporciona información del estado de mayor o menor transmitancia o claridad de la atmósfera. Teóricamente varía entre 0, que correspondería a una atmósfera que no deja pasar absolutamente nada de la radiación extraterrestre (o bien que no hay radiación, como puede ser por la noche) y 1, que correspondería a un día totalmente claro, en el que toda la radiación extraterrestre ha atravesado la atmósfera. Lógicamente el valor teórico 1 nunca se alcanza, y para cada localidad existe un máximo de índice de claridad que suele estar entre 0.8 y 0.9. La letra empleada para el índice de claridad es *kt*, aunque se suele distinguir entre índices de claridad horarios o diarios, empleando letras minúsculas o mayúsculas, como se ve en las siguientes expresiones:

Índice de claridad horario:

$$k_{th} = G_h / B_{0h}$$

Índice de claridad diario:

$$K_{TD} = G_d / B_{0d}$$

### 3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

#### 3.1. Definición y descripción de una RNA

Una Red Neuronal Artificial (RNA) es un sistema de procesamiento de información [6] que tiene ciertas características de funcionamiento en común con las redes neuronales biológicas. Las RNAs se han desarrollado como generalizaciones de modelos matemáticos del conocimiento humano o de la biología neuronal, basados en las siguientes suposiciones:

1. El procesado de la información ocurre en muchos elementos simples llamados neuronas.
2. Las señales pasan entre las neuronas a través de enlaces que las unen.
3. Cada conexión entre neuronas lleva asociado un peso, el cual, en una red neuronal típica, lo que hace es multiplicar la señal transmitida.
4. Cada neurona aplica una función de activación (generalmente no lineal) a su entrada con el objetivo de determinar su señal de salida.

Una red neuronal se caracteriza por estos tres elementos o características:

1. La topología de conexiones entre neuronas, lo que recibe el nombre de *arquitectura* de la red.

2. El método de determinación de los pesos sobre las conexiones, denominado *algoritmo de entrenamiento* o de *aprendizaje*.

3. La *función de activación* que tengan sus neuronas.

Para comprender un poco mejor por qué estos modelos matemáticos para procesamiento de la información reciben el nombre de redes neuronales, se analizará la estructura de una RNA [7].

### 3.2. Redes Neuronales Artificiales

Según la estructura descrita anteriormente se han ideado modelos de neuronas bastante sencillos pero altamente interconectados, formando redes que trabajan paralela y asíncronamente. No obstante no se debe olvidar que un rasgo típico de la modelización es la extracción de características importantes.

Simplificando, se puede decir que la función básica de una neurona es sumar sus entradas y producir una salida si la suma es mayor que un umbral determinado. El tipo (excitatorio o inhibitorio) y la efectividad de estas entradas, es función de la cantidad de señal recibida en las sinapsis, así como el tipo de éstas. La conexión de varias neuronas forma lo que comúnmente se denomina una red de neuronas.

En una red neuronal artificial, la unidad básica, análoga a la neurona biológica se denomina comúnmente *elemento de proceso (EP)*.

En la actualidad, distintos modelos de redes utilizan también distintos modelos de elementos de proceso; sin embargo, se puede establecer un marco general que los describa.

Una red neuronal artificial consiste en varios elementos de proceso conectados de alguna forma, generalmente organizados en grupos denominados *capas*.

En toda red neuronal existen dos capas típicas, que tienen conexión con el exterior; éstas son la *capa de entrada*, a través de la cual los datos son presentados a la red, y la *capa de salida*, la cual muestra la respuesta de la red a una entrada dada. El resto de las capas existentes entre estas dos se denominan *capas ocultas*.

Las RNAs, al igual que las redes de neuronas biológicas, almacenan la información en los pesos asociados a las conexiones entre elementos de proceso. Podría decirse que una red diseñada para un fin específico, consta de un número determinado de elementos de proceso conectados en una estructura concreta y adecuada a tal fin, de unos pesos generalmente fijos en las conexiones entre estos elementos de proceso, y de una dinámica de funcionamiento que permita a la red obtener la salida deseada a una entrada dada.

Esto hace que se pueda estudiar las características principales de una RNA atendiendo a su topología (estructura de la red), su ley de aprendizaje (determinación de los pesos adecuados) y a su dinámica de funcionamiento, además de otras características.

Respecto a la topología de las RNA, la forma simplificada de una red no contiene conexiones hacia atrás («feedback») de unas capas hacia otras, conexiones dentro de la misma capa, ni de un elemento de proceso a sí mismo. Estas redes son llamadas comúnmente *redes alimentadas hacia adelante* o *redes feed-forward*. En este caso, la información pasa de la capa de entrada a través de las capas ocultas hasta la capa de salida de una forma sencilla, usando la suma y la función de activación de la red en particular. A pesar de que su flujo de información es simple, estas redes son interesantes a causa de la no-linealidad en sus transformaciones.

En otras redes, se usa una cierta cantidad de retroalimentación para dar a la red un cierto carácter temporal, o dicho de otra forma, hacer que sea sensible al tiempo. Si existe retroalimentación, la información reverberará alrededor de la red a través de las capas, o dentro de ellas, hasta que se alcance algún criterio de convergencia, momento en el que la información se pasa a la salida.

Actualmente, en distintos modelos de redes coexisten distintos tipos de conexiones llegando en ocasiones a una interconexión total.

Una característica importante de las RNAs es la forma en que almacenan información. La memoria de estas redes es distribuida. Los pesos de las conexiones son las unidades de memoria de la red, y los valores de dichos pesos representan su estado actual de conocimiento. Una unidad de información, representada por un par entrada / salida deseada, es distribuida a través de muchas unidades de memoria en la red y comparte éstas con muchas otras unidades de conocimiento almacenadas en la misma.

El proceso para almacenar la información en los pesos de las conexiones viene dado por lo que comúnmente se conoce como *aprendizaje*. Al contrario de los sistemas expertos donde el conocimiento se da explícitamente por medio de reglas, las RNAs generan su propio conocimiento aprendiendo de ejemplos que le son mostrados. El aprendizaje se consigue a través de reglas que adaptan o cambian los pesos de las conexiones de la red en respuesta a los ejemplos de entrada dados y, opcionalmente, a la salida deseada para esas entradas.

Si la salida deseada es suministrada a la red por un entrenador, se dice que el *aprendizaje es supervisado*. En este caso, para cada estímulo de entrada, se le presenta a la red un estímulo de salida deseado, y ésta se configura a sí misma gradualmente para almacenar la correspondencia entrada / salida deseada.

Por el contrario, si a la red no se le muestra la salida deseada, el aprendizaje se denomina *aprendizaje no supervisado*. En este caso, solamente los estímulos de entrada son mostrados a la red la cual se organiza a sí misma internamente de tal forma que cada elemento de proceso oculto responde muy activamente o muy débilmente a un grupo de estímulos de entrada. Este grupo de estímulos se representa mediante conjuntos en el espacio de entrada, que corresponden a distintos conceptos del mundo real.

Existe un tercer tipo de aprendizaje denominado *aprendizaje por refuerzo*, en el cual un entrenador externo proporciona información parcial a la red, indicando únicamente si su respuesta a una entrada es buena o mala.

Cualquiera que sea el aprendizaje usado, una característica esencial de la red es la *regla de aprendizaje*, la cual indica cómo adaptar los pesos de las conexiones para aprender un ejemplo dado. Por ejemplo, para el modelo de RNA que se utilizará en este proyecto esa regla de aprendizaje (que será explicada y detallada posteriormente) se traduce en el llamado algoritmo de retropropagación (*backpropagation*).

### 3.3. Usos de las redes neuronales artificiales

Actualmente las redes neuronales han encontrado aplicación en multitud de campos de la ciencia y la ingeniería que van desde el tratamiento de señales hasta los negocios. Se puede afirmar que las redes neuronales son una buena alternativa a gran número de métodos que se aplican en numerosos

campos. En la mayoría de los casos, incluso para problemas que se han resuelto por otros medios y gracias a diferentes teorías, las redes neuronales han encontrado a su vez, otras formas de resolución más eficientes.

Como ejemplo se presentan a continuación diferentes campos en los dichas redes se han utilizado.

*Tratamiento de señal*

*Compresión de datos*

*Medicina*

*Reconocimiento del Habla*

*Aplicaciones económicas y empresariales*

*Sistemas energéticos. Radiación solar*

## 4. EL PERCEPTRÓN MULTICAPA

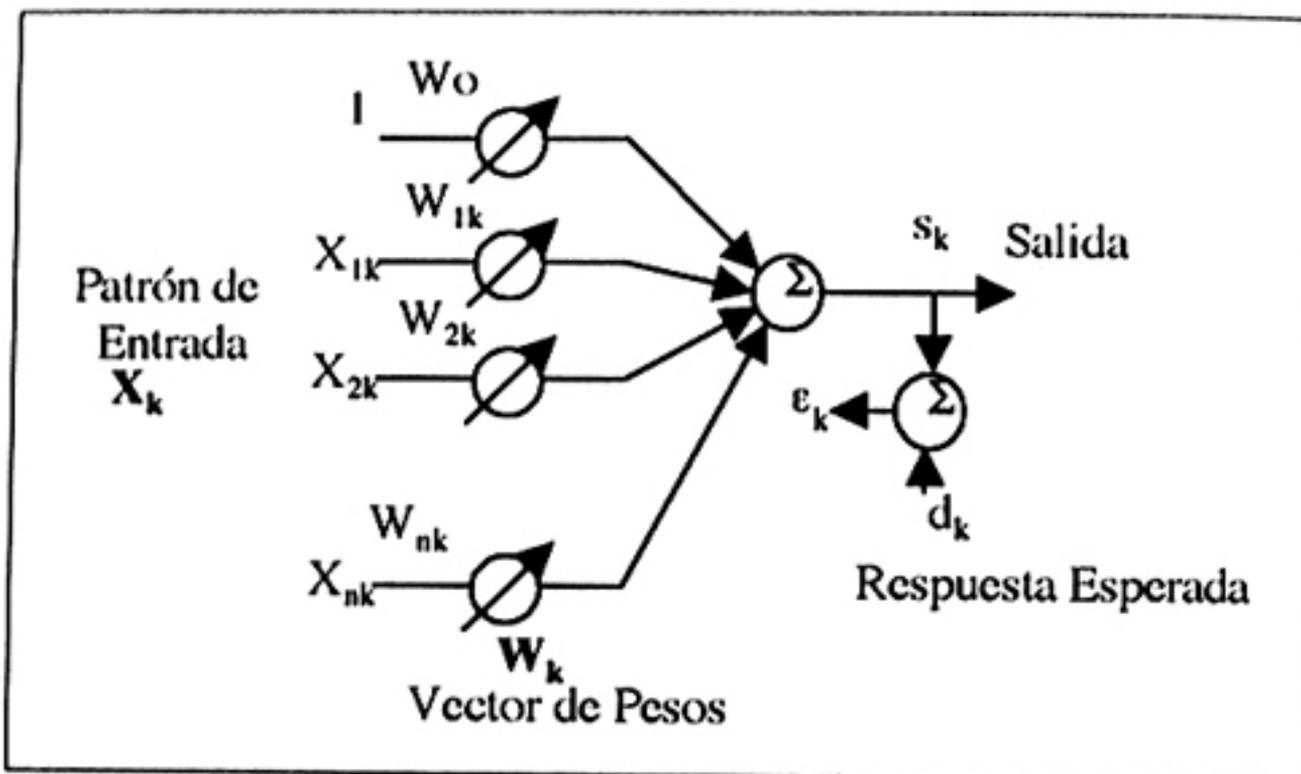
De entre los diferentes modelos de RNA que existen, en este trabajo se ha utilizado el llamado perceptrón multicapa (PMC), por lo que en el presente capítulo se describe dicha red neuronal artificial.

### 4.1. El combinador lineal adaptativo

El combinador lineal adaptativo o «neurona artificial» consiste en un elemento cuya salida es una combinación lineal de sus entradas (figura 3). En cada instante  $k$ , la salida lineal se calcula como suma ponderada de las entradas  $x_k = [x_0, x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T$ , es decir, la salida es igual al producto escalar  $s_k = x_k^T w_k$ . El conjunto de coeficientes  $w_k = [w_{0k}, w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{nk}]^T$  se denomina *vector de pesos*. Las componentes del vector de entrada, pueden ser valores analógicos continuos o valores binarios. Los pesos son variables reales que pueden tomar valores tanto positivos como negativos.

Durante el proceso de entrenamiento (aprendizaje), se presentan al combinador lineal los patrones de entrada,  $x_k$ , y las respuestas deseadas correspondientes,  $d_k$ . El algoritmo de aprendizaje ajusta los pesos de forma que las salidas se aproximen tanto como sea posible a los valores deseados. Un método muy empleado para adaptar los pesos es el algoritmo de mínimos cuadrados ( $\alpha$ -LMS, «*Least Mean Square*») también denominado regla delta de Widrow-Hoff.

FIGURA 3  
COMBINADOR LINEAL ADAPTATIVO



Este algoritmo minimiza la suma de los cuadrados de los errores lineales del conjunto de entrenamiento. El error lineal  $\epsilon_k$  se define como la diferencia entre la respuesta deseada y la salida en el instante  $k$ , o sea  $\epsilon_k = d_k - s_k$ . Esta señal de error es necesaria para adaptar los pesos.

#### 4.2. El Perceptrón

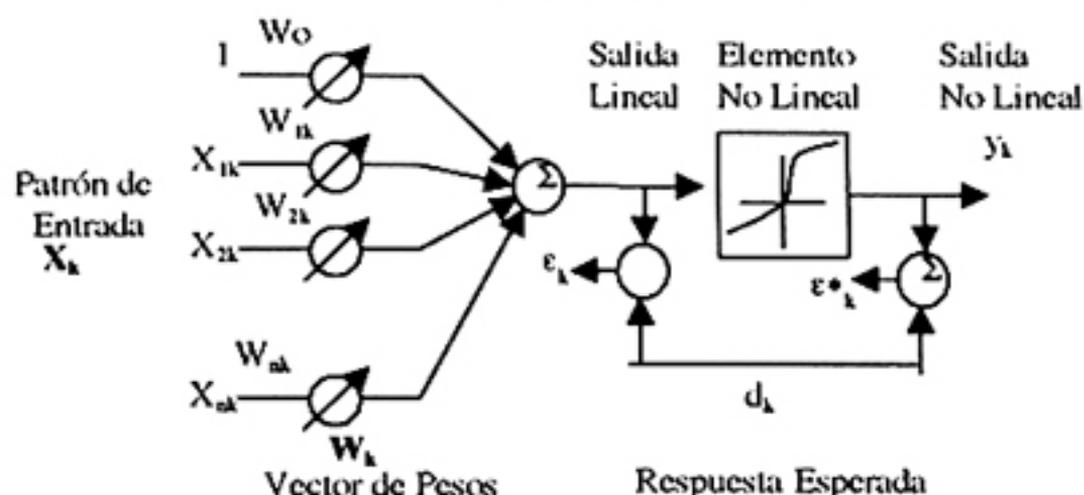
El elemento constitutivo básico utilizado en muchas redes neuronales, es el *Perceptrón* [8]. Consiste en un combinador lineal adaptativo seguido de un elemento no lineal (figura 4). En esa figura el error lineal es  $\epsilon_k$  y el error en la salida no lineal es  $\epsilon^*_k$ , siendo sus expresiones:

$$\epsilon_k = d_k - s_k,$$

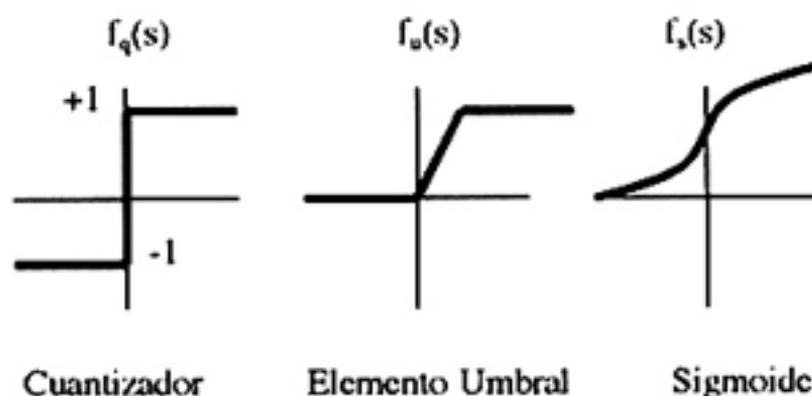
$$\epsilon^*_k = d_k - y_k.$$

Existen tres tipos comunes de no linealidades: los cuantizadores (función signo), los elementos con umbrales de saturación y las no linealidades de tipo sigmoideal.

FIGURA 4  
PERCEPTRÓN Y NO-LINEALIDADES



Tipos de no linealidades



### 4.3. El perceptrón multicapa

Minsky y Papert (1969) [9], realizaron un estudio detallado de los tipos de representaciones posibles con el perceptrón, y demostraron que, en un gran número de casos, estos tipos de redes son incapaces de resolver los problemas de clasificación. Sin embargo demostraron que un perceptrón constituido por *varias capas*, puede realizar cualquier aplicación desde las capas de entrada a las de salida. El inconveniente que se tenía en estos primeros estadios del manejo del perceptrón, era el desconocimiento de un algoritmo de entrenamiento eficiente para redes con más de una capa.

El perceptrón multicapa es una red acíclica de propagación directa con una o más capas de nodos entre las entradas y las salidas. Estas capas adi-

cionales contienen nodos denominados *ocultos*, ya que no son visibles directamente ni desde las entradas, ni desde las salidas.

## 5. APLICACIÓN DEL PMC EN LA GENERACIÓN DE SERIES DE RADIACIÓN SOLARES

### 5.1. Presentación del método

El método desarrollado para la generación de series de radiación solar se basa en estudios previos de aplicación de las redes neuronales en la predicción de series temporales (PST) [10,11,12,13], que han sido utilizados satisfactoriamente. Generalmente, dada una serie temporal con  $n$  términos  $\{s_n\}$ , entre ellos existirán ciertas dependencias. Por ejemplo, puede existir una función  $G$  que relaciona cada valor de la serie con los  $p$  valores precedentes:

$$s_{n+1} = G [s_{n-p+1}, \dots, s_n].$$

La PST mediante PMC consiste en dada esa serie  $\{s_n\}$  asumir la existencia de la función  $G$ , y tratar de aproximarla:

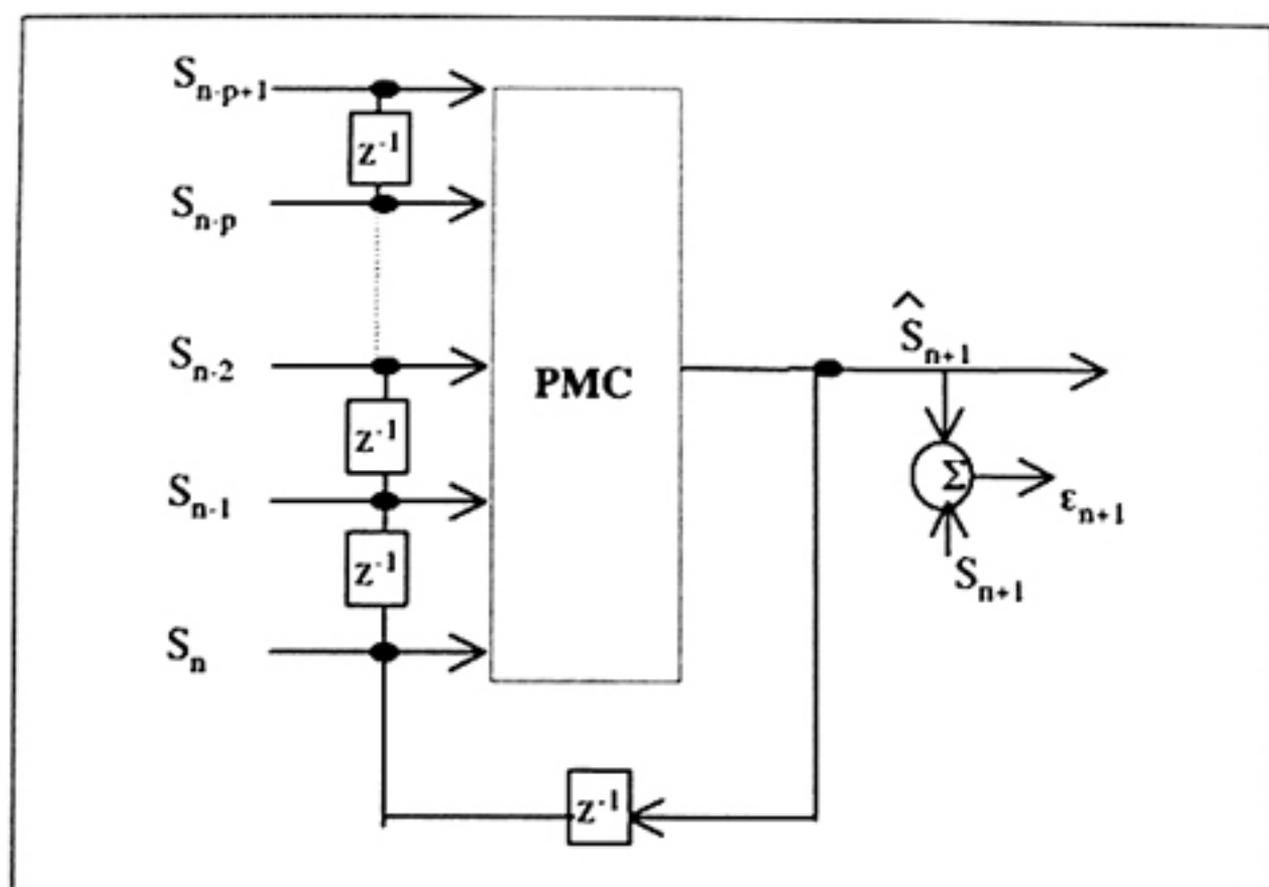
$$s_{n+1} = G [s_{n-p+1}, \dots, s_n] \cong \text{PMC}[s_{n-p+1}, \dots, s_n].$$

Si se dispone de conjunto de datos suficientemente representativo (los registros históricos de radiación solar de la localidad) se podrá entrenar un PMC de  $p$  entradas y 1 salida, y éste encontrará, caso de que exista, la relación buscada, aproximando la función  $G$ . Una vez que el PMC esté entrenado, para calcular futuros valores de la serie, es decir, generar uno o varios años sintéticos o artificiales, basta con realimentar las predicciones según se van produciendo. Este método se denomina predicción por evolución de la red, y su estructura puede verse en la figura 5.

Un método de generación de series de radiación basado en el PMC tiene la cualidad de que la mayor parte de la carga computacional recae en el entrenamiento y no en la generación de valores de las series. Además, una vez desarrollado un método a partir de datos históricos de una localidad determinada se podrá aplicar en distintas localidades sin más que repetir el entrenamiento con los datos históricos correspondientes a la nueva localidad.

Para el estudio inicial sobre el comportamiento de este tipo de arquitectura se dispuso de un conjunto de valores horarios de radiación (en particular el índice de claridad horario  $k_{th}$ ) medidos en Madrid entre 1978 y

FIGURA 5  
PREDICCIÓN POR EVOLUCIÓN



1986. Dichos datos corresponden a un total de 9 años x 365 (días por año) x 16 (horas medidas por día, las 4 primeras horas de cada día, a partir de las 12 de la noche y las 4 últimas siempre son de radiación 0, por lo que no se tienen en cuenta) y sus respectivos 9 x 365 valores del índice diario  $K_{TD}$ . Esos datos se emplean de la siguiente manera: los 8 primeros años de datos se utilizan para entrenar el PMC y el último año se usa para validar el método. Como medida de validez se utilizó el parámetro Varianza Relativa Media (VRM) que cuantifica el error relativo y se emplea con asiduidad en el campo del tratamiento de señal. La VRM se define como el cociente entre la potencia de la señal de error de predicción y la potencia de alterna de la señal a predecir:

$$VRM = \sum_h (k_{th} - k_{thp})^2 / \sum_h (k_{th} - k_{thm})^2$$

siendo:

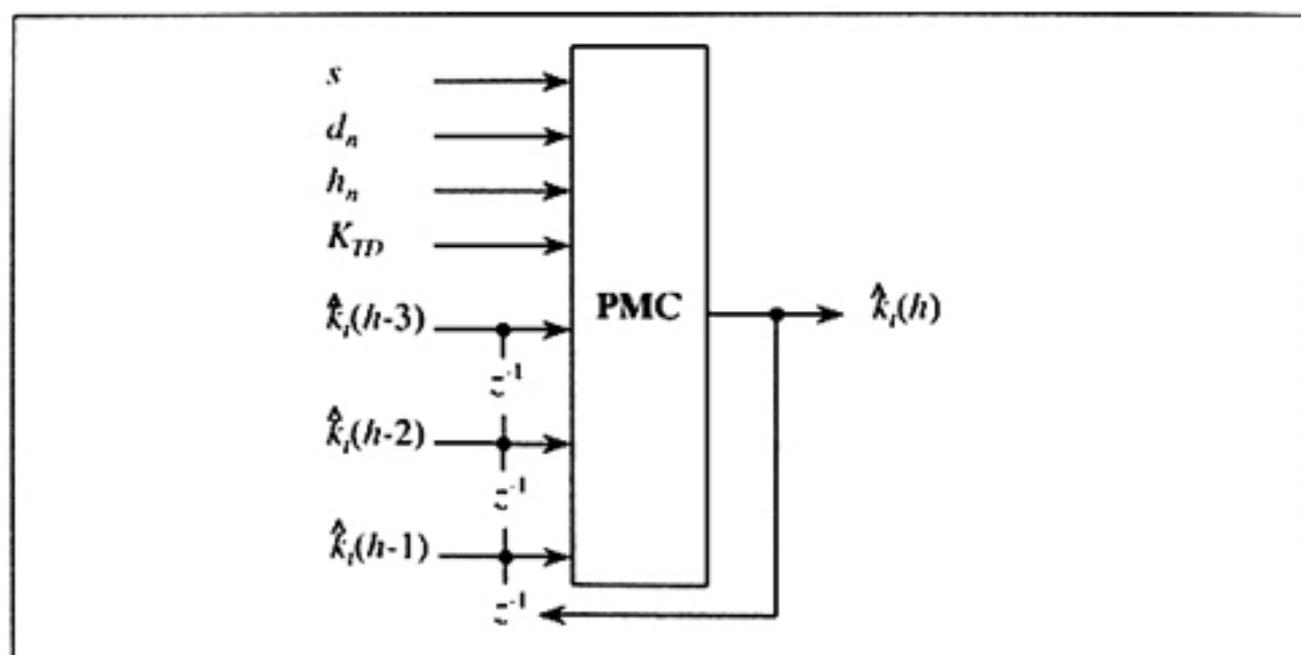
- $k_{th}$  el valor del índice de claridad real,
- $k_{thp}$  el índice de claridad predicho (generado por el PMC) y
- $k_{thm}$  el valor medio del índice de claridad.

Un valor cercano a 0 indicaría que la serie predicha se acercaría en gran medida a los valores reales de partida. Valores altos indicarían lo contrario, una mala aproximación.

## 5.2. Descripción de las entradas

Se muestra en este apartado sección la forma del PMC utilizado [14]. Dicha estructura del PMC consta de una primera capa o capa de entrada con 7 entradas, una capa oculta con 15 nodos o neuronas y una última capa de salida con un único nodo de salida. En la figura 6 puede verse dicha estructura:

FIGURA 6  
PMC ARQUITECTURA PARA LA PREDICCIÓN DE LOS  
ÍNDICES DE CLARIDAD HORARIOS



Las 7 entradas del PMC son:

$d_n$ : distancia en días entre el día correspondiente al valor a generar y el día con valor máximo en la distribución anual de  $\{k_{th}\}$ . Está normalizado en el rango  $[0,1]$ :

$$d_n = 1 - |Nd - 183| / 183$$

siendo  $Nd$  el orden del día en el año (1 para el día 1 de enero y 365 para el día 31 de diciembre).

$h_n$ : indica el número de orden de la hora del valor de  $k_{th}$ . Normalizado entre  $[0,1]$ :

$$h_n = (\text{hora-p}) / (16-p)$$

siendo hora un valor que varía entre 4 (primera hora a generar) y 16 (última hora a generar), y p el tamaño de predicción, es decir, el número de valores precedentes que se muestran, 3 en este caso.

$K_{TD}$ : índice de claridad diario.

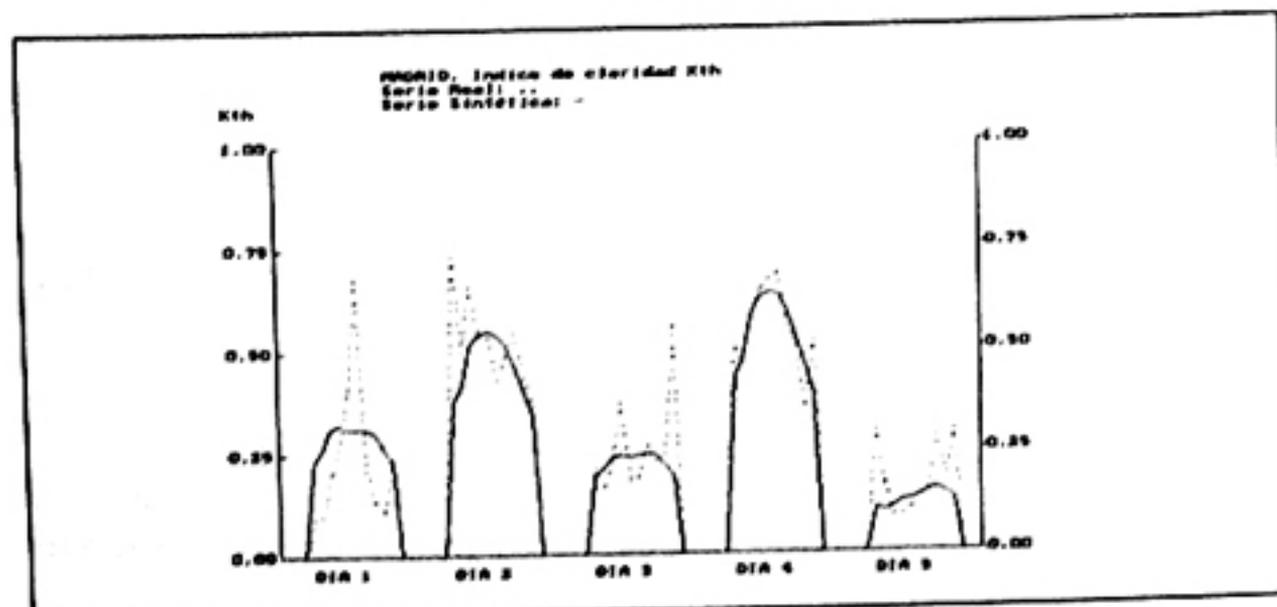
$k_{th-1}$ ,  $k_{th-2}$ ,  $k_{th-3}$ : índices de claridad horario de las tres horas precedentes al valor a generar. El porqué de la elección de las tres horas previas se explicará más adelante.

s: indica si la hora está entre la salida del sol y la puesta del mismo. Toma solamente los valores 0 ó 1, para indicar si ha salido ya el sol (1) ó no ha salido todavía (0).

El entrenamiento del PMC se realiza usando el algoritmo de retropropagación.

Para este primer estudio los resultados que se obtuvieron fueron los siguientes, el valor del VRM tras 100 épocas de entrenamiento fue de 0.16. Y en la siguiente figura puede verse la forma de las curvas de algunos días de ejemplo. Se han incluido datos del índice de claridad horario reales para mostrar cómo los valores del índice de claridad horario sintético generados por el PMC siguen perfectamente la tendencia de las series, aunque no presentan el rizado aleatorio característico de las mismas.

FIGURA 7  
SERIE REAL Y SERIE GENERADA CON LA ESTRUCTURA NEURONAL FINAL



### 5.3. Universalización del método propuesto

Una vez descrito el método se realizó un segundo estudio que trató de demostrar las capacidades de universalización que posee el PMC [15,16]. Para ello se seleccionaron 3 localidades de España de las que se disponían de registros históricos de radiación solar horaria. Estas otras localidades, junto con algunas características se presentan en la siguiente tabla:

TABLA 2  
LOCALIDADES AUXILIARES PARA EL ENTRENAMIENTO

Localidad	Clima	Latitud	Altitud (m)	Años Registrados
Oviedo	Atlántico	43.35°	348	1977-1984
Madrid	Continental	40.45°	664	1978-1986
Málaga	Mediterráneo	36.68°	7	1977-1984

Se observa que se eligieron localidades situadas a diferentes altitudes sobre el nivel del mar, diferentes latitudes y diferentes climas. El proceso seguido fue el siguiente. Para cada uno de estas localidades se entrenó un PMC que se denominó PMC propio, siguiendo la forma descrita en el apartado anterior, es decir, se tomaron los primeros años para el entrenamiento y se reservó el último para la comparación y validación de resultados. Posteriormente, y con el fin de tratar de probar la universalidad se generaron con la red PMC propia de Madrid años artificiales para Oviedo y Málaga. También se generaron series artificiales de radiación solar horaria con los métodos de Graham y Hollands (GH) [17] y Aguilar y Collares-Pereira (AC) [18] (denominados clásicos). Resumiendo, los años artificiales de series de radiación que se obtuvieron para comparar con los datos reales fueron:

a) 3 años de radiación solar horaria sintéticos a partir de la propia red de cada localidad: uno para Madrid (red PMC propia de Madrid), otro para Oviedo (con la red entrenada para Oviedo) y otro para Málaga (con el PMC propio entrenado para tal fin con datos de Málaga).

b) 2 años de valores de radiación solar horaria generados con la red que había sido entrenada para los datos de Madrid (PMC de Madrid) pero aplicada en Oviedo y Málaga (es decir, utilizando el PMC de Madrid, pero con los datos de entrada, índice de claridad diario, correspondientes al año de prueba de Oviedo y de Málaga).

c) 3 años sintéticos horarios generados según GH para cada una de las tres localidades en estudio.

d) 3 años sintéticos horarios generados según AC, de nuevo para cada localidad.

En las siguientes figuras se muestran los resultados obtenidos por los diferentes métodos comparados con los datos reales. Como se observa, los tres métodos presentan valores similares de las series para la componente de la tendencia, los cuales se ajustan bastante bien a los valores reales, además al aplicar la medida de VRM se deduce que el PMC es el mejor método de los tres, al superar los resultados de los métodos clásicos. Se han presentado tanto días de invierno como días de verano. En invierno, al haber mayor probabilidad de presencia de nubes, los datos reales presentan el rizado aleatorio característico debido a la variabilidad de la radiación global, y los valores generados sintéticamente no se ajustan tan bien a los reales. En verano sin embargo, al haber mayor número de días despejados, las curvas reales y sintéticas se ajustan con gran exactitud, siendo prácticamente indistinguibles entre sí.

FIGURA 8

**SERIE REAL FRENTE A SERIE GENERADA POR EL PMC.  
OVIEDO, 1984. INVIERNO**

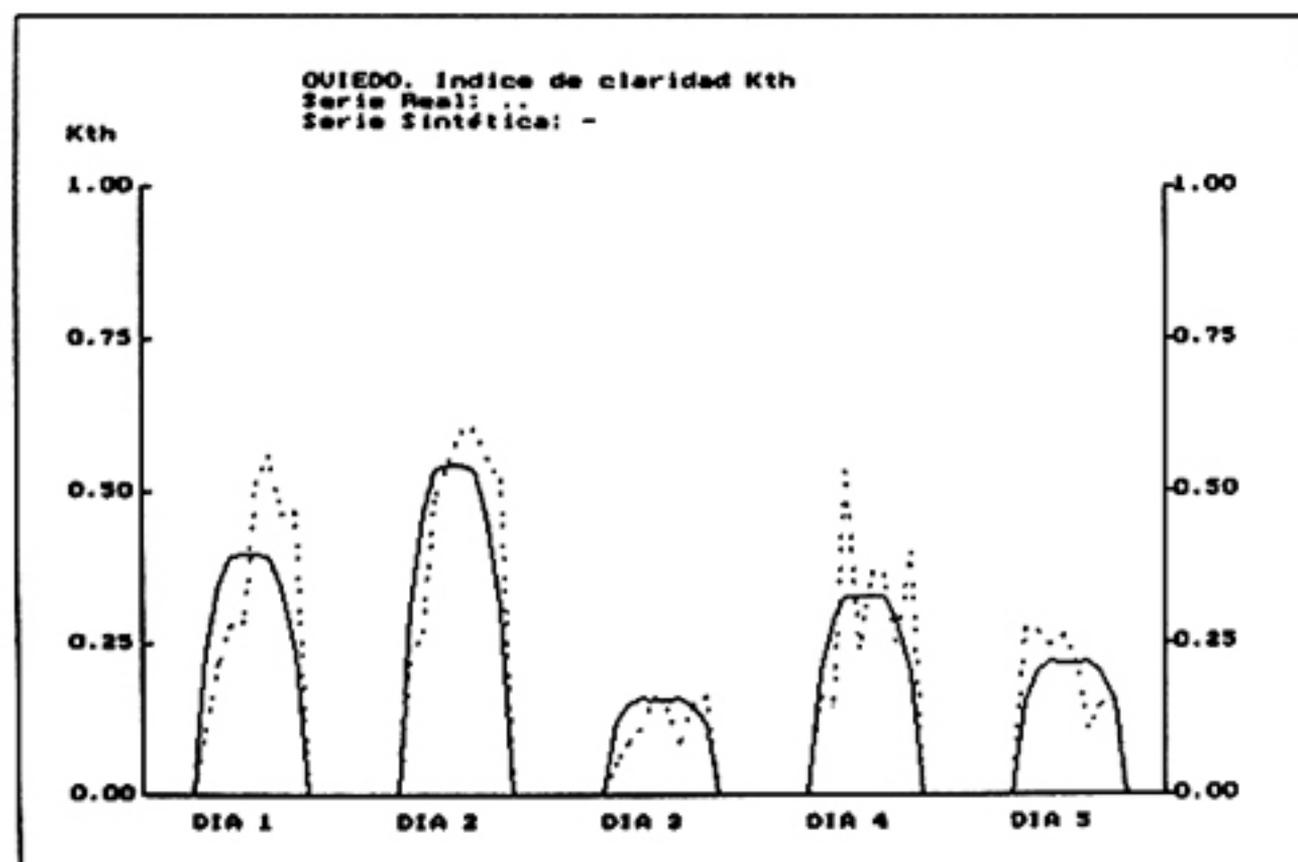


FIGURA 9  
SERIE REAL FRENTE A SERIE GENERADA POR EL PMC.  
MÁLAGA, 1984. VERANO

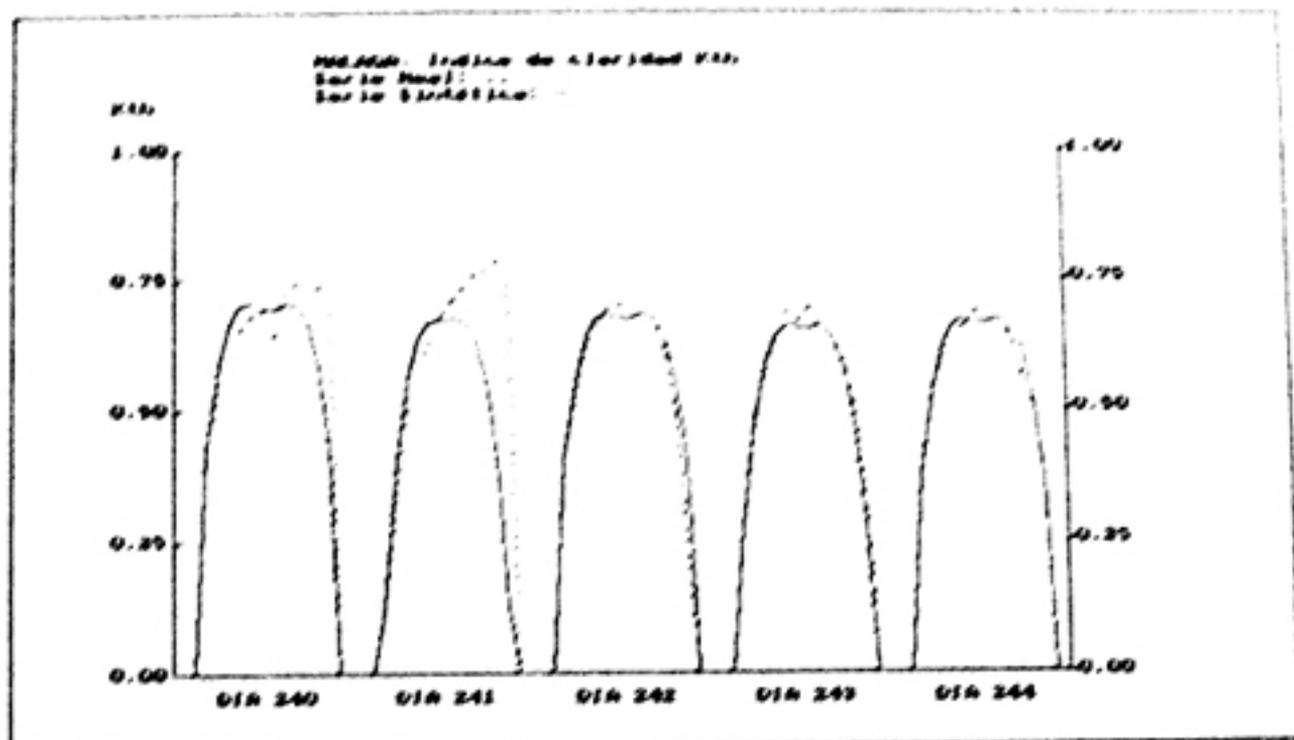


FIGURA 10  
SERIE REAL FRENTE A SERIE GENERADA POR EL AC.  
MADRID, 1986. INVIERNO

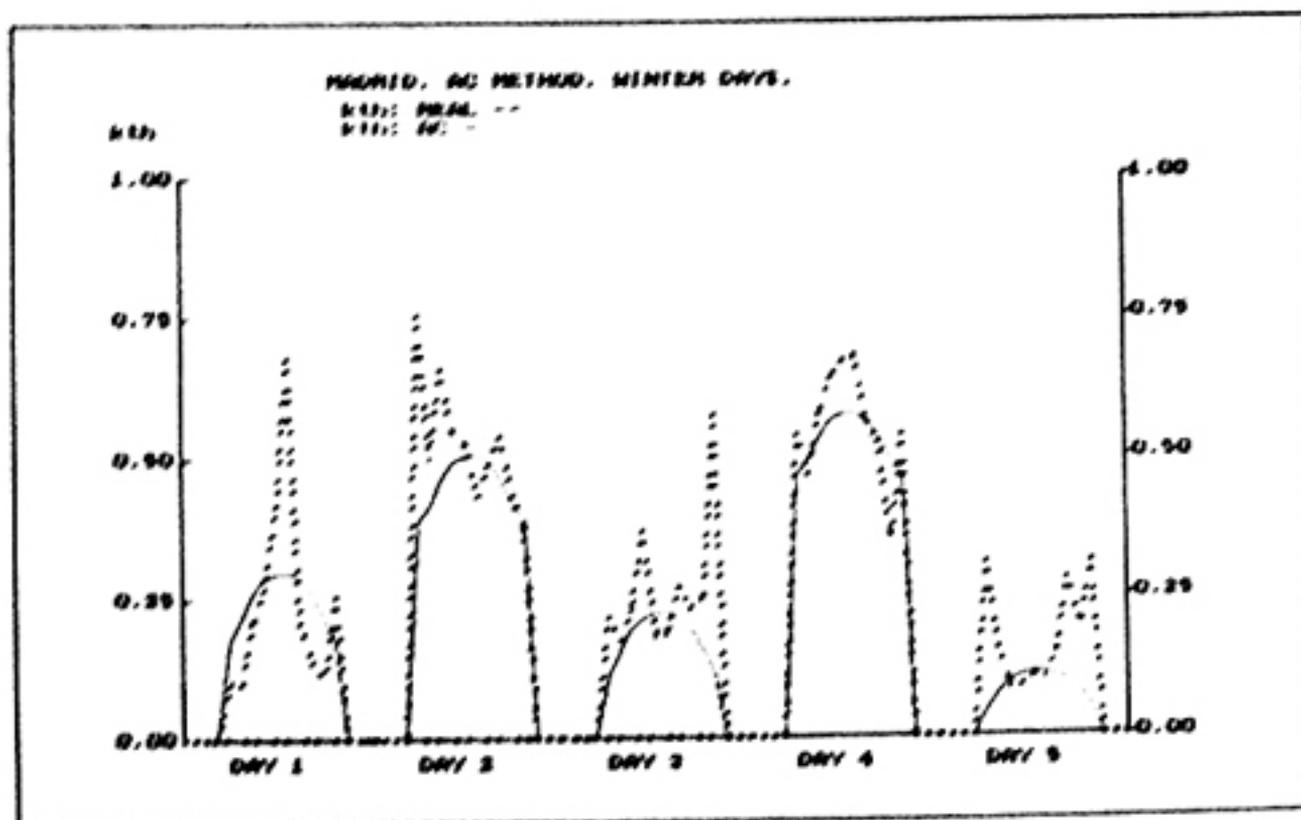
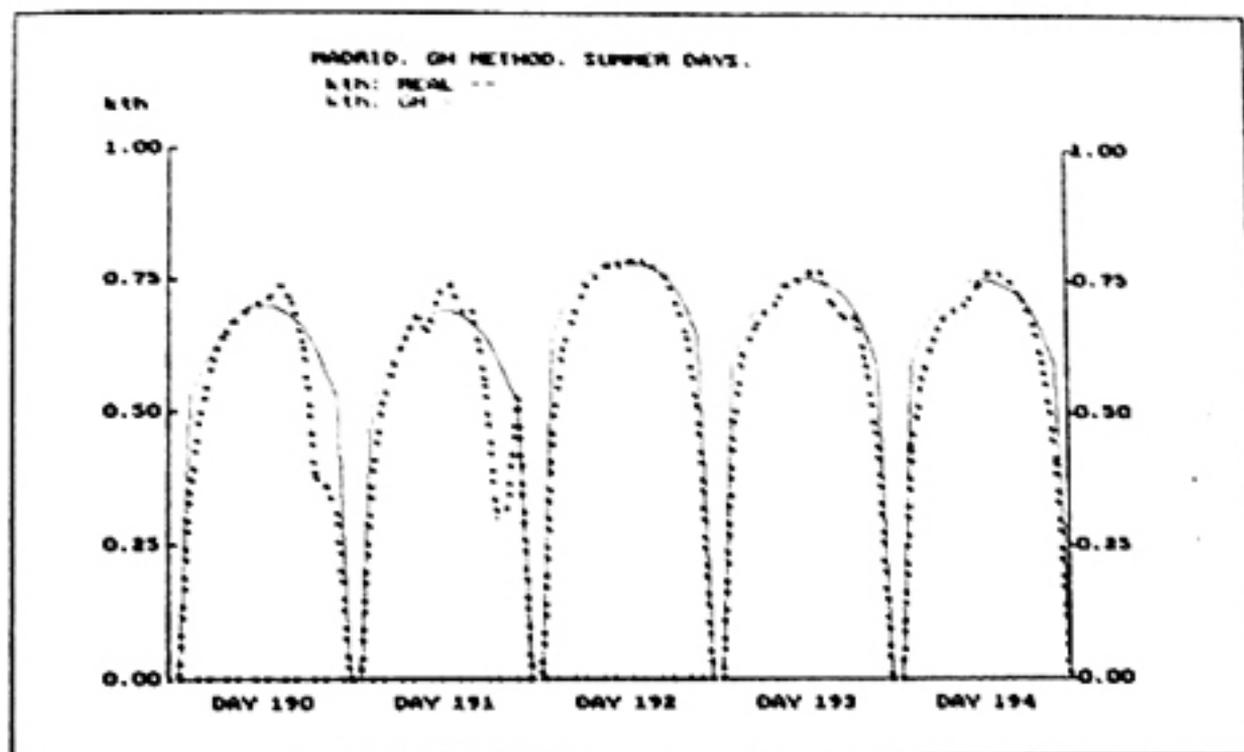


FIGURA 11  
 SERIE REAL FRENTE A SERIE GENERADA POR EL GH.  
 MADRID, 1986. VERANO



Gráficamente, aunque se intuye por la forma de las curvas, no se puede saber si los resultados obtenidos por el método neuronal se ajustan mejor a los datos reales que los resultados obtenidos por los otros dos métodos. Es necesario realizar un estudio más detallado utilizando otros parámetros como son el valor VRM, que ya ha sido definido.

Todos los años sintéticos obtenidos fueron comparados con datos reales de cada localidad, aplicando en este estudio el parámetro VRM. Los resultados se muestran en la tabla 3.

En la medida del valor VRM de los tres métodos frente a los datos reales, el resultado de dicho valor con los datos del PMC es sensiblemente mejor que los métodos clásicos, como se muestra en la tabla 4.4. Los mayores valores de VRM se presentan para Oviedo, como era lógico, puesto que en Oviedo, al existir un clima atlántico bastante lluvioso, la mayoría de los días presentan bastante rizado, por lo que la tendencia de las curvas obtenidas por los tres métodos difiere en mayor medida de los valores reales.

Como también se observa, los valores del parámetro VRM son mejores para PMC que los obtenidos siguiendo los métodos de Graham y Aguiar, in-

TABLA 3

**VRM. SERIE REALES FRENTE A SERIES PREDICHAS POR PMC, AC Y GH (SE INCLUYEN LOS RESULTADOS DE LA RED ENTRENADA EN MADRID PERO UTILIZADA EN OVIEDO Y MÁLAGA)**

Método	Localidad	VRM
PMC (Red propia)	Madrid	0.1022
GH	Madrid	0.1611
AC	Madrid	0.1574
PMC (Red propia)	Oviedo	0.1723
PMC (Red entrenada para Madrid)	Oviedo	0.1761
GH	Oviedo	0.2481
AC	Oviedo	0.2567
PMC (Red propia)	Málaga	0.1255
PMC (Red entrenada para Madrid)	Málaga	0.1364
GH	Málaga	0.2418
AC	Málaga	0.2384

cluso para la red entrenada en Madrid pero aplicada en Oviedo y Málaga. Aunque el valor de VRM empeora un poco con respecto a los valores que se obtienen cuando se aplica la red propia, los resultados siguen siendo mejores que los obtenidos por AC y GH. Con este estudio se puede concluir que una red entrenada en cierta localidad podrá ser utilizada para generar datos en otras localidades, lo que demuestra las capacidades de universalización del PMC.

## 6. MAPAS DE RADIACIÓN SOLAR

### 6.1. Introducción

Como aplicación de la nueva metodología propuesta en este trabajo para generar series de radiación solar, se han realizado una serie de mapas solares en diferentes escalas espaciales [19, 20]. Estos mapas abarcan desde zonas del tamaño de provincias españolas, en concreto se han elaborado mapas para la provincia de Jaén, hasta mapas a escala de regiones, en particular Anda-

lucía. Si bien esta metodología se puede ampliar para abarcar regiones mayores como países o continentes.

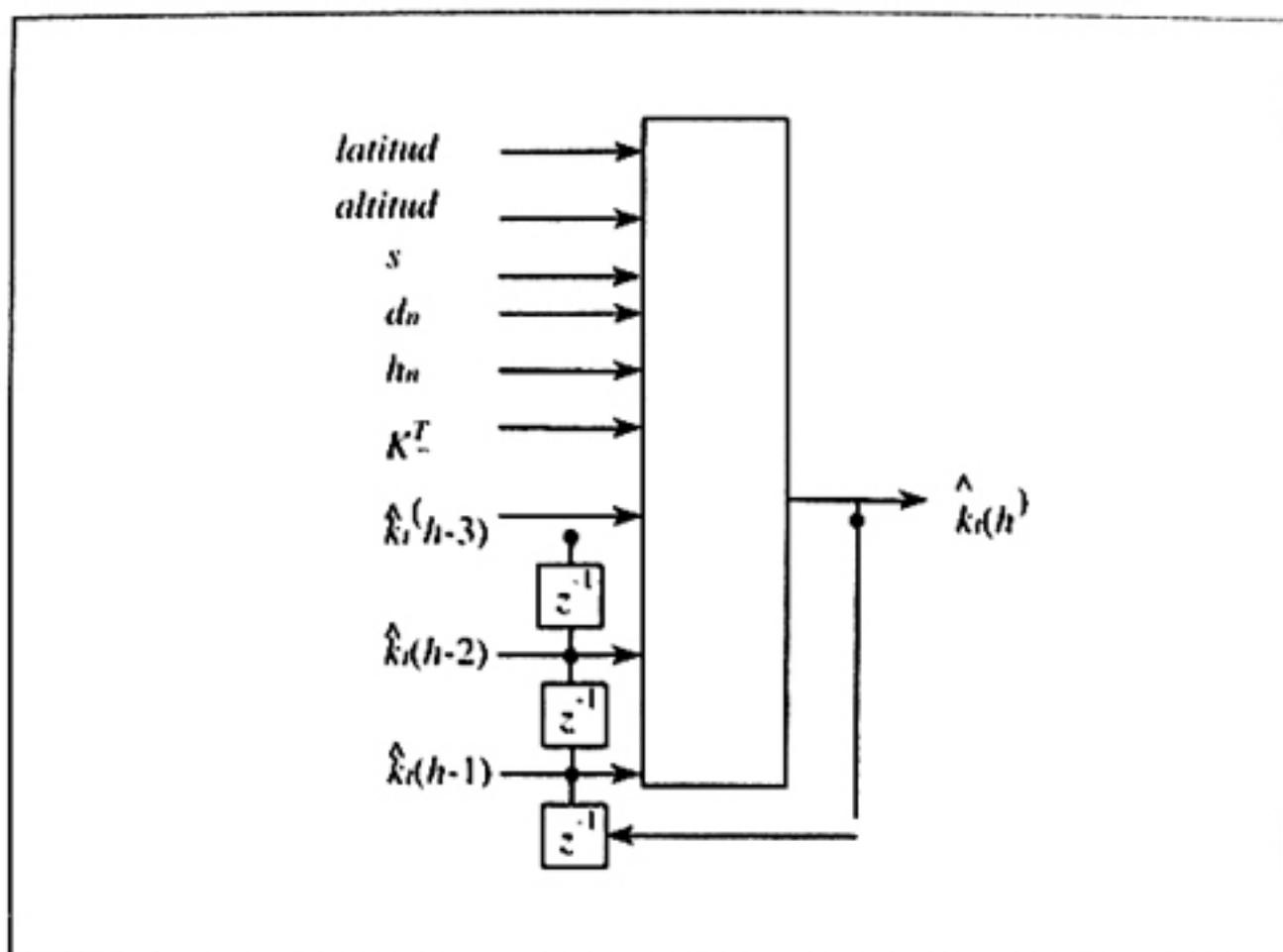
Para trazar un mapa de radiación solar de una cierta extensión de terreno, se deberá conocer la radiación solar en gran cantidad de puntos de la zona donde se va a realizar dicho mapa. Como ya se ha mencionado repetidas veces, esa información no está disponible generalmente. Ni siquiera se suele contar con otra información relacionada con la radiación solar como podría ser el número de horas solares, la nubosidad, precipitaciones, etc., por lo que, en principio, ninguno de los métodos clásicos servirá para generar secuencias de radiación que posteriormente permitan elaborar los mapas solares. Se hace necesario intentar encontrar otro tipo de información adicional para la generación de series sintéticas de radiación en aquellos lugares donde se va a trazar el mapa solar, que no dispongan de ninguna referencia sobre radiación solar. Además, interesa que dicha información sea un rasgo distintivo y diferenciador de cada lugar seleccionado. Esta información nueva que se le incorpora al PMC es la latitud geográfica del lugar y la altitud sobre el nivel de mar. Ambas se incorporan como dos nuevas entradas al PMC (normalizadas entre 0 y 1). Estas nuevas variables sí son conocidas para cualquier localidad o punto geográfico en estudio.

Para tal fin se entrenó un perceptrón con la nueva estructura mostrada en la figura 12 para las localidades resumidas en la siguiente tabla:

**TABLA 4**  
**LOCALIDADES UTILIZADAS PARA OBTENER**  
**MAPAS DE RADIACIÓN**

Localidad	Clima	Latitud	Altitud (m)	Años Registrados
Oviedo	Atlántico	43.35°	348	1977-1984 (8)
Logroño	Continental	42.46°	372	1981-1984 (4)
Madrid	Continental Extremo	40.45°	664	1977-1984 (8)
Mallorca	Mediterráneo Insular	39.33°	32	1977-1984 (8)
Badajoz	Continental Atenuado	38.89°	185	1976-1983 (8)
Murcia	Mediterráneo Árido	38.00°	69	1977-1984 (8)
Málaga	Mediterráneo	36.66°	7	1977-1984 (8)

FIGURA 12  
ESTRUCTURA FINAL DEL PMC PARA LA GENERACIÓN  
DE SERIES DE RADIACIÓN SOLAR



El proceso fue similar al descrito anteriormente. Se entrenó una única red con los datos de cada localidad y se realizaron pruebas de validación con el último año que se reserva para tal fin. Los años generados artificialmente con la red así entrenada se ajustan fielmente a los años reales de prueba. Además, en este caso, gracias a las nuevas entradas de latitud y altitud, se pueden generar valores diferentes de radiación solar con solo cambiar los valores de latitud y longitud. La estructura de la red utilizada en este caso es  $9 \times 15 \times 1$ .

Es decir, se comprobó que utilizando la red entrenada con las dos nuevas entradas y aplicándola a cualquier localidad, los resultados que genera son estadísticamente indistinguibles de los reales, en aquellos lugares donde existen datos reales para tal comprobación, por lo que se puede extrapolar y generar series de radiación solar en cualquier otro punto con sólo cambiar el valor de latitud y altitud y utilizando valores de radiación diaria (que son también necesarios) de la localidad más próxima de la cual se dispongan de datos o bien tras generar éstos a su vez artificialmente.

## 6.2. Mapas solares para la provincia de Jaén

En la provincia de Jaén, hasta lo que nosotros conocemos, no se están realizando ningún tipo de medidas de radiación solar en toda la provincia, salvo las que realiza el Grupo IDEA. Este grupo de investigación formado por profesores de la Universidad de Jaén realiza desde 1995 medidas de radiación solar global y directa. Para ello cuenta con el llamado Laboratorio de Energía Solar. Este laboratorio consta, entre otros sistemas de medida, de una pequeña estación de medidas meteorológicas, llamada METEODATA, donde se registran entre otras variables la radiación solar global sobre superficie horizontal, la radiación directa incidente sobre una superficie perpendicular a la dirección del sol y la temperatura ambiente.

Una vez que se hacen los registros de la radiación, estos datos han de ser tratados y su calidad revisada, puesto que hay días en los que se han podido registrar datos erróneos o no ha habido registro. En la siguiente tabla se muestran el número de días con datos válidos en los diferentes años de medidas:

TABLA 5  
DATOS VÁLIDOS DE RADIACIÓN SOLAR GLOBAL  
PARA JAÉN CAPITAL

Año	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	Total
Días con datos válidos	233	334	325	300	313	347	339	2.191

Por tanto, una vez que se cuenta con una red entrenada con dos nuevas entradas, que son variables según la situación geográfica (latitud y altitud), y se disponen de datos de radiación solar de al menos una localidad de la zona donde se realizará el mapa solar, se puede comenzar el proceso. El procedimiento para la elaboración de los mapas de radiación solar se puede resumir en los siguientes pasos:

i) Se toma el mapa de la provincia de Jaén y se cuadrícula siguiendo las líneas de latitud y longitud (paralelos y meridianos terrestres). La distancia elegida entre latitudes y longitudes es de 5 minutos. Cada cuadrícula equivale a unos 9 kilómetros de lado. Las dimensiones de la provincia de Jaén son: la longitud varía desde 4° 10' W hasta 2° 30' W, y la latitud desde 38° 25' N hasta 37° 25' N.

ii) Para cada uno de estos puntos se generan secuencias horarias de radiación solar con la red que ha sido entrenada con datos de las localidades de la tabla 4. Para la generación se utilizan los valores del índice de claridad diario de Jaén capital, y la información que va variando para cada punto geográfico de la cuadrícula es la altitud y la latitud, que son los rasgos diferenciadores en cada lugar topográfico. Se generan varios años de radiación solar horaria (en concreto se han generado 5 años en cada punto).

iii) Con todos esos datos de radiación a escala horaria se está en disposición de obtener las medias mensuales en cada punto de la cuadrícula, que serán los que se utilicen para elaborar los mapas. Así pues, se ha conseguido, para cada lugar geográfico elegido de la provincia de Jaén, obtener 12 valores medios mensuales derivados de 5 años de radiación solar horaria.

iv) A continuación se preparan los 12 mapas de radiación, cada uno de ellos correspondiente a un mes del año. Se colorea, según una escala de valores, cada punto geográfico (dimensión: 5 minutos de latitud x 5 minutos de longitud).

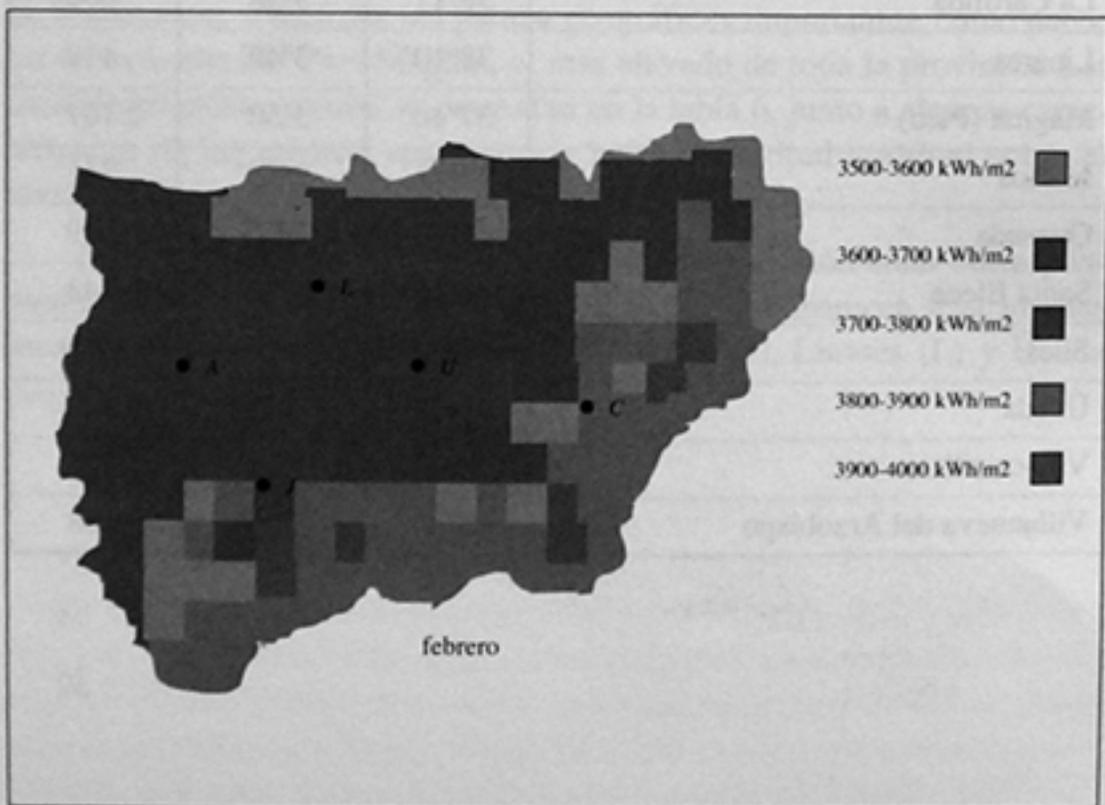
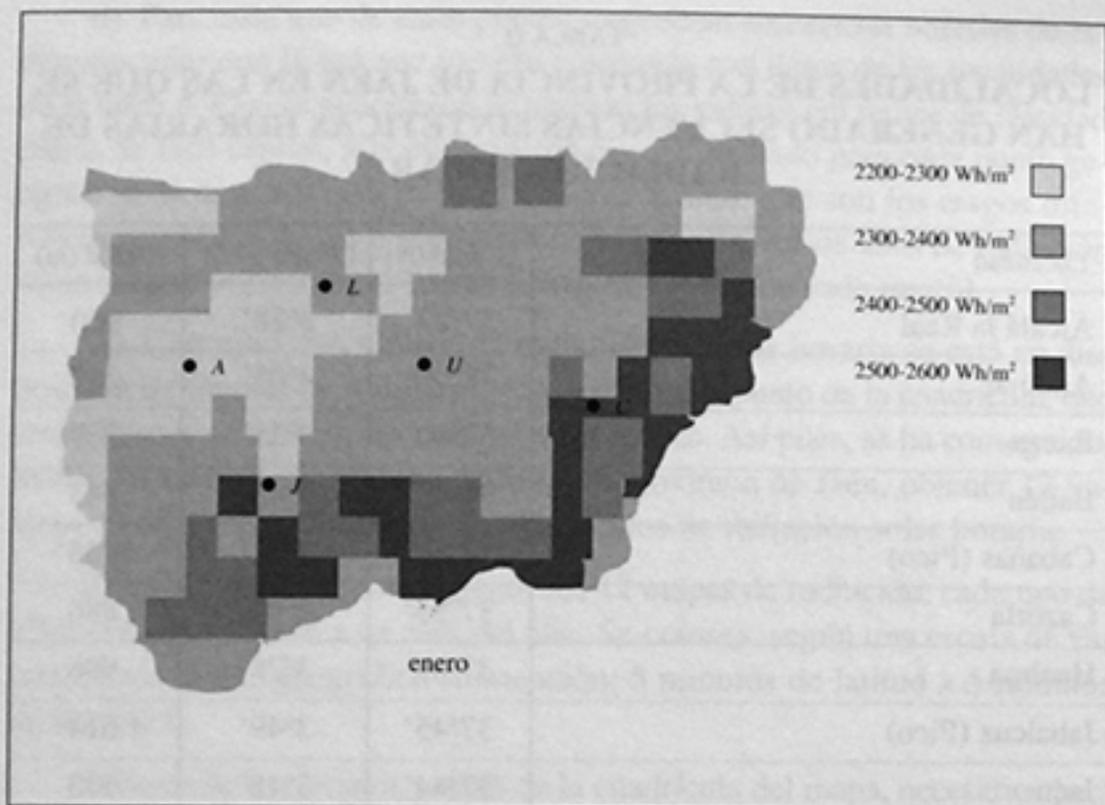
Además de los propios puntos de la cuadrícula del mapa, necesarios para de la generación, se han seleccionado diversas localidades de la provincia de Jaén, bien por su importancia a nivel cultural, económico o social, dentro de la provincia, o bien por ser puntos geográficos importantes, como puede ser la inclusión del Pico Mágina, el más elevado de toda la provincia. Las localidades seleccionadas se presentan en la tabla 6, junto a algunas características de las mismas como son la latitud, longitud y altitud sobre el nivel del mar.

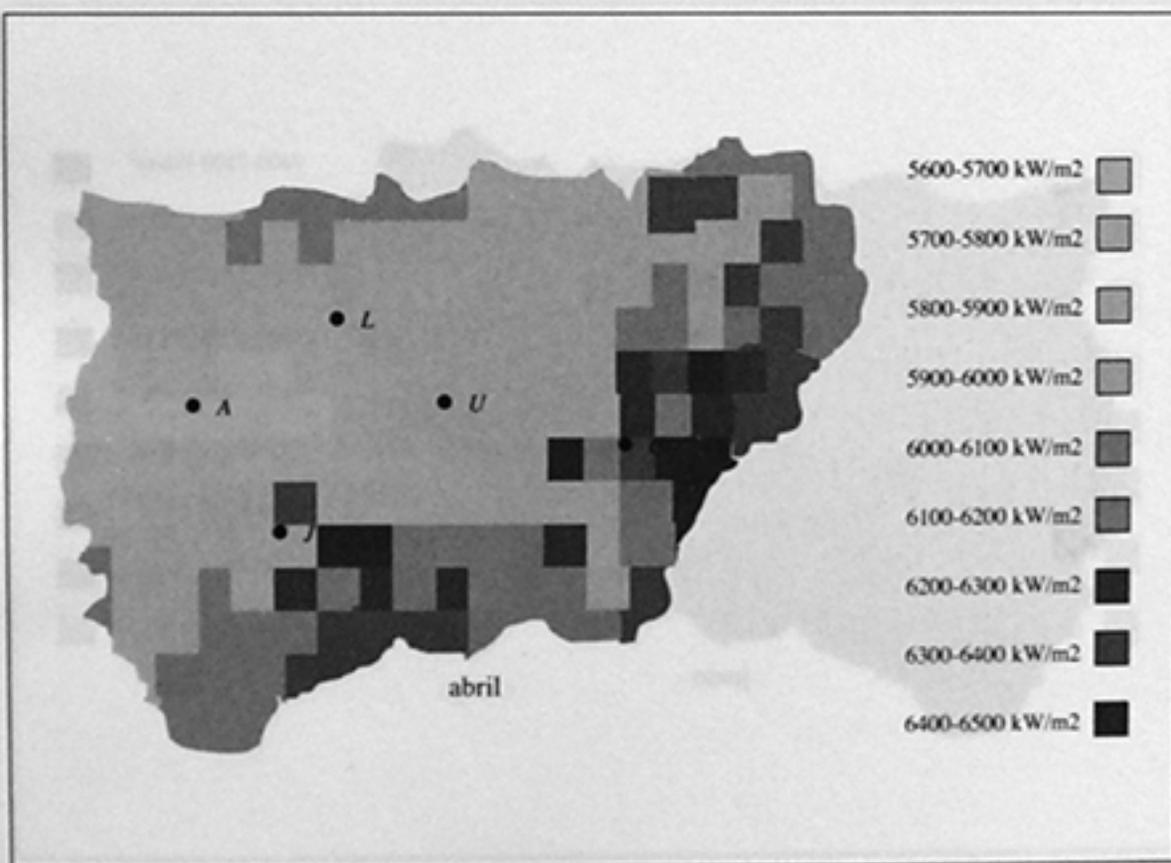
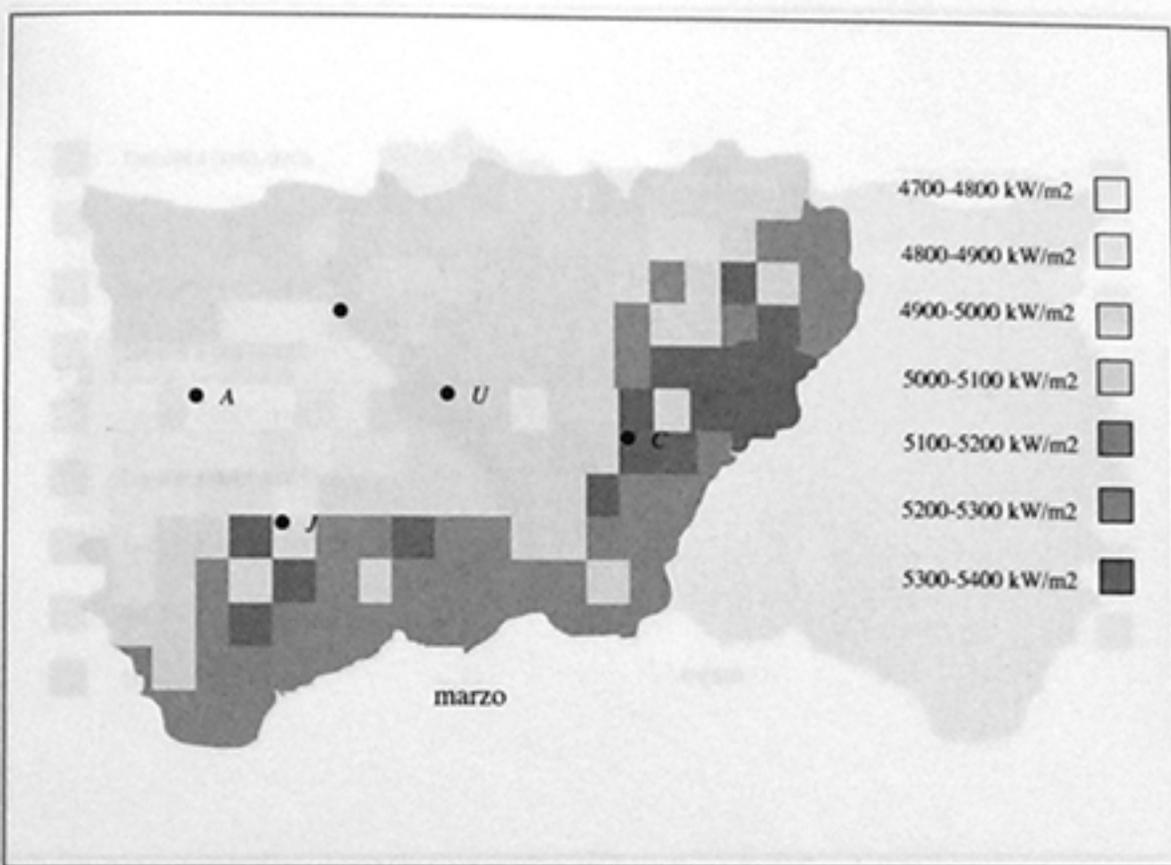
A continuación se muestran los mapas de radiación solar correspondientes a los doce meses del año (nota: en cada mapa aparecen señaladas las localidades de Andújar (A), Cazorla (C), Jaén (J), Linares (L) y Úbeda (U)).

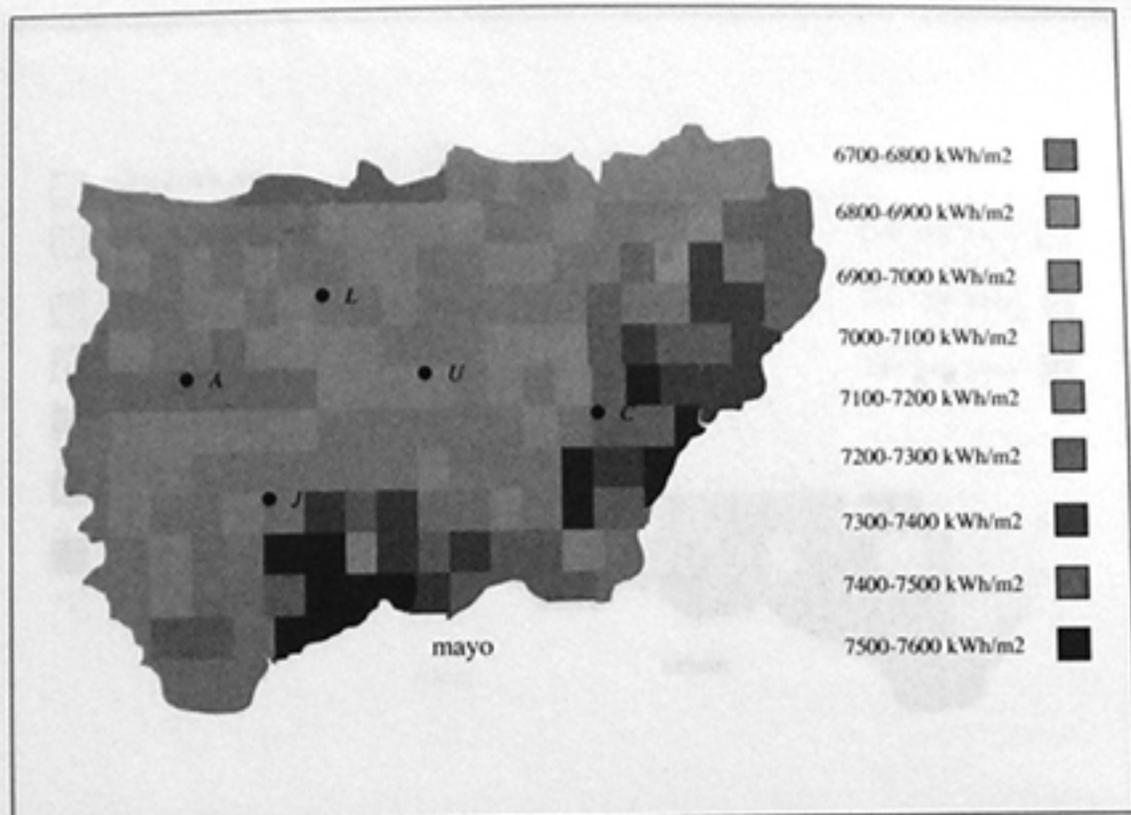
TABLA 6

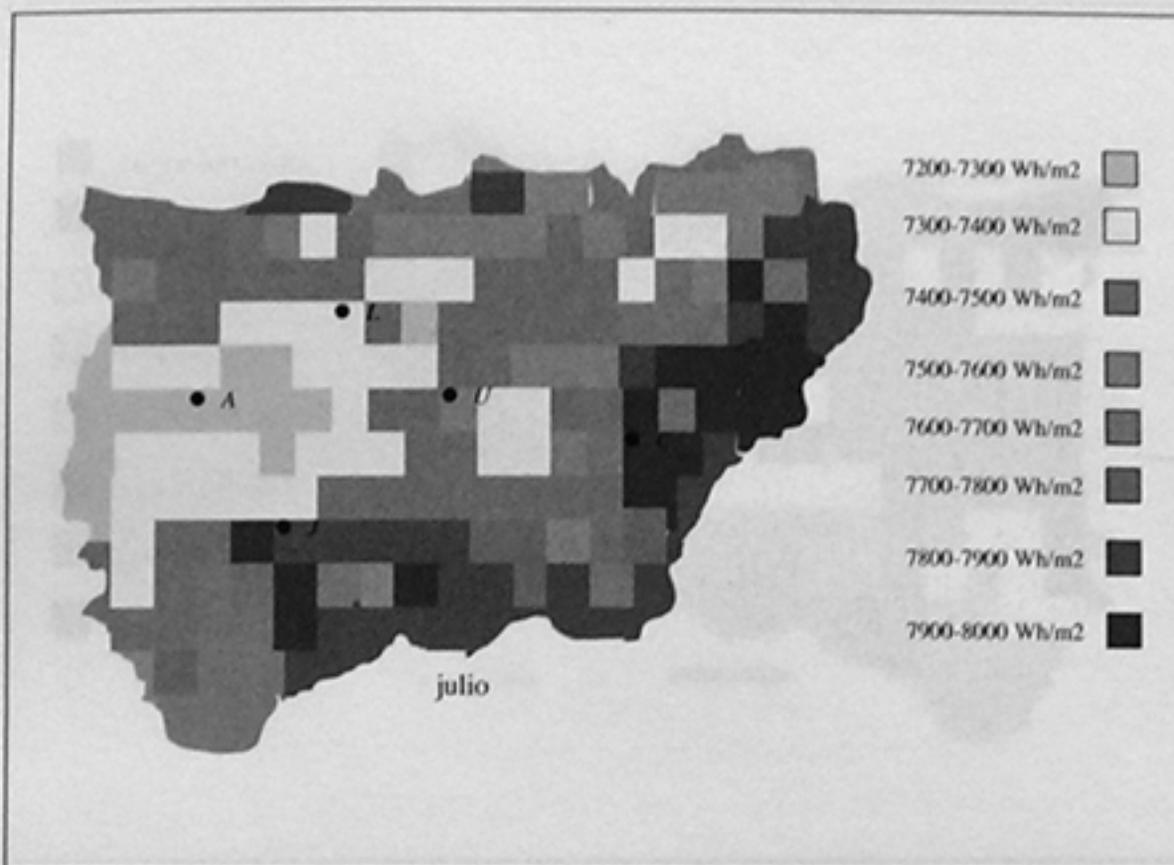
**LOCALIDADES DE LA PROVINCIA DE JAÉN EN LAS QUE SE HAN GENERADO SECUENCIAS SINTÉTICAS HORARIAS DE RADIACIÓN SOLAR**

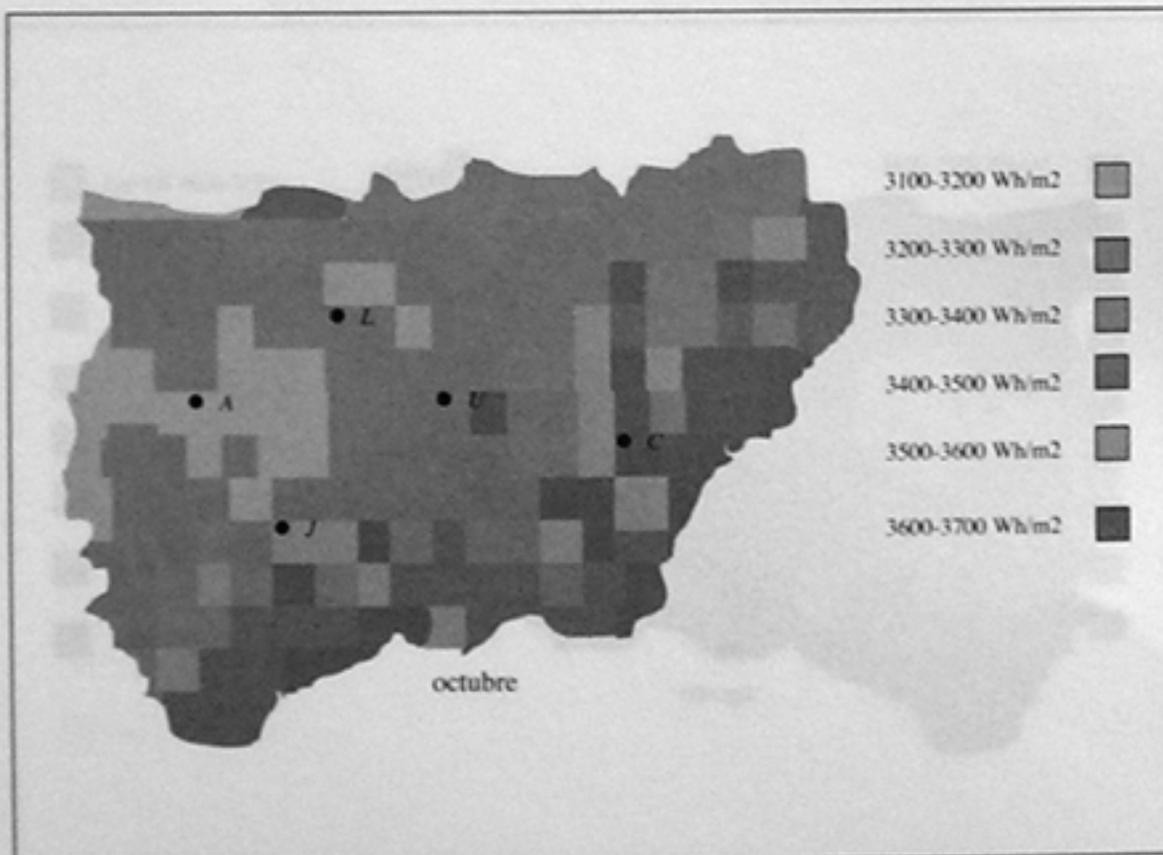
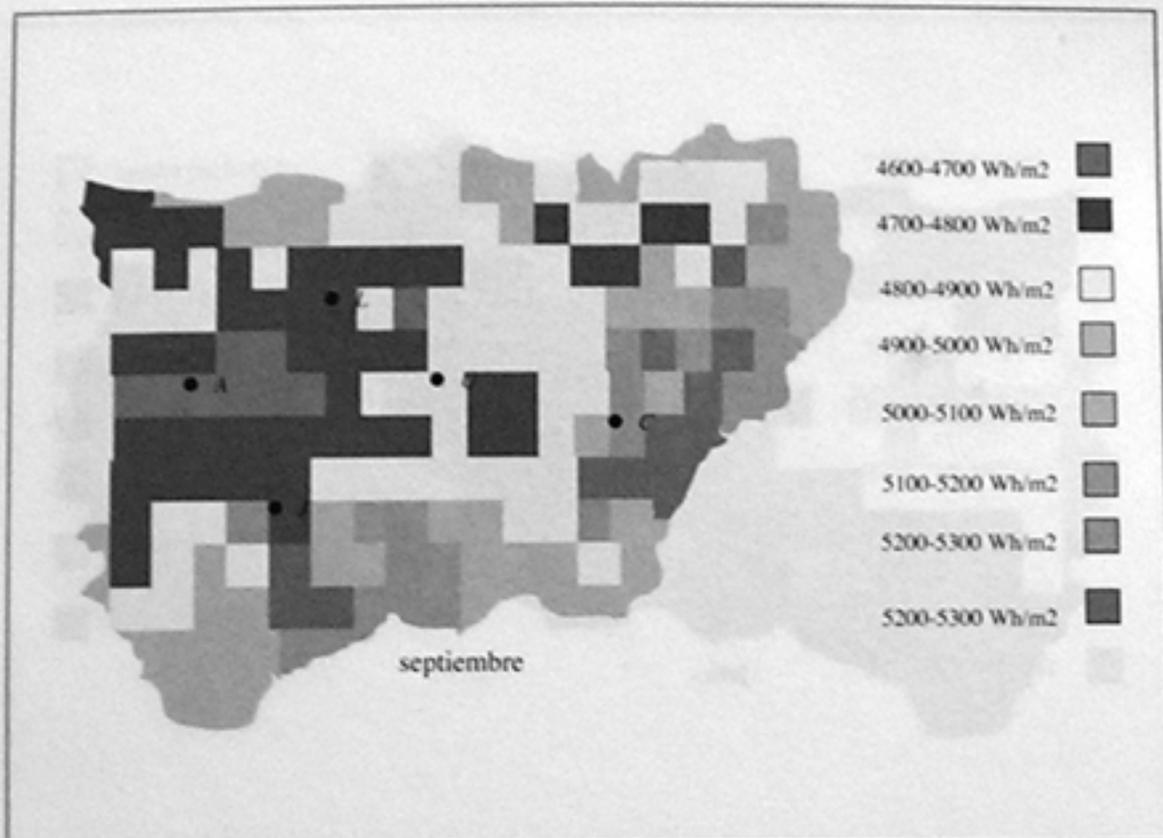
Localidad	Latitud (N)	Longitud (O)	Altitud (m)
Alcalá la Real	37°27'	3°58'	900
Andújar	38°00'	4°05'	212
Baeza	38°00'	3°25'	769
Bailén	38°08'	3°48'	343
Cabañas (Pico)	37°50'	2°58'	2036
Cazorla	37°55'	3°02'	886
Huelma	37°39'	3°28'	996
Jabalruz (Pico)	37°45'	3°49'	1.614
Jaén	37°44'	3°48'	573
Jódar	37°50'	3°21'	627
La Carolina	38°17'	3°38'	606
Linares	38°10'	3°40'	419
Mágina (Pico)	37°40'	3°30'	2.167
Martos	37°44'	3°58'	741
Quesada	37°51'	3°05'	679
Santa Elena	38°20'	3°32'	743
Siles	38°24'	2°32'	826
Úbeda	38°03'	3°23'	748
Villacarrillo	38°07'	3°03'	794
Villanueva del Arzobispo	38°10'	3°00'	688

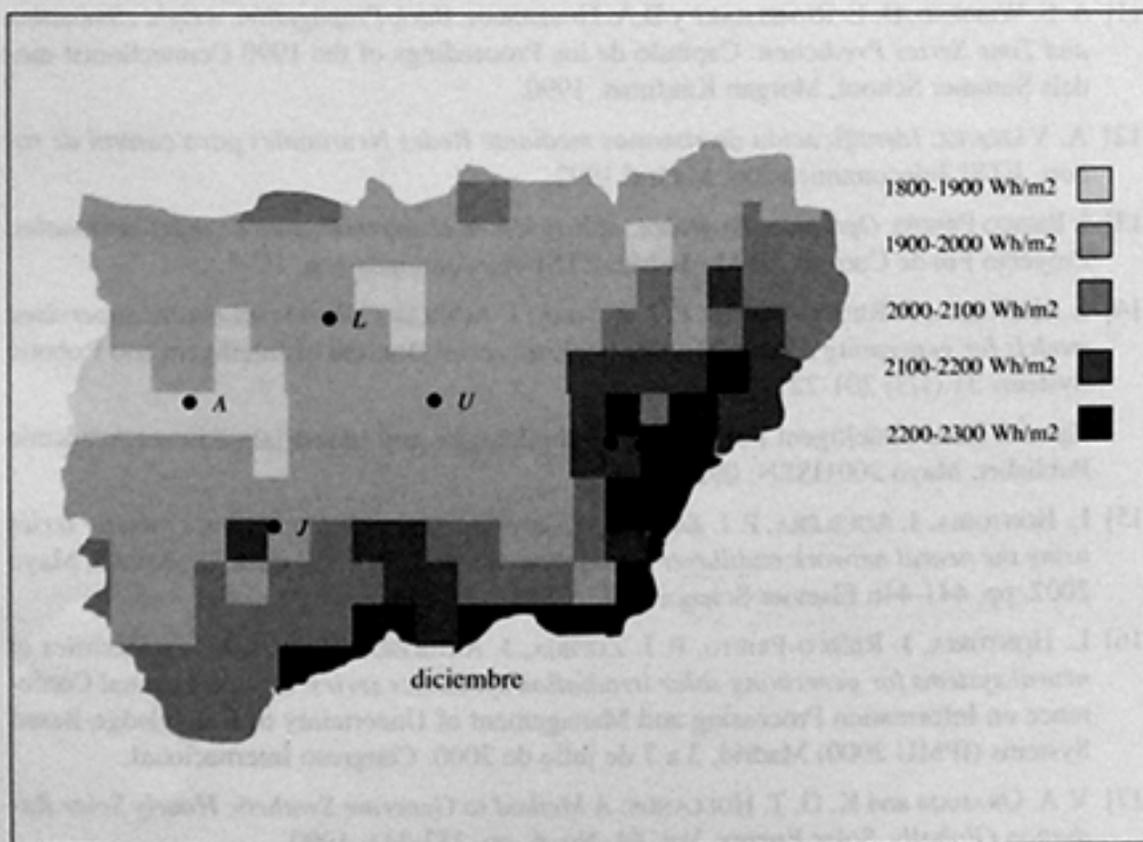
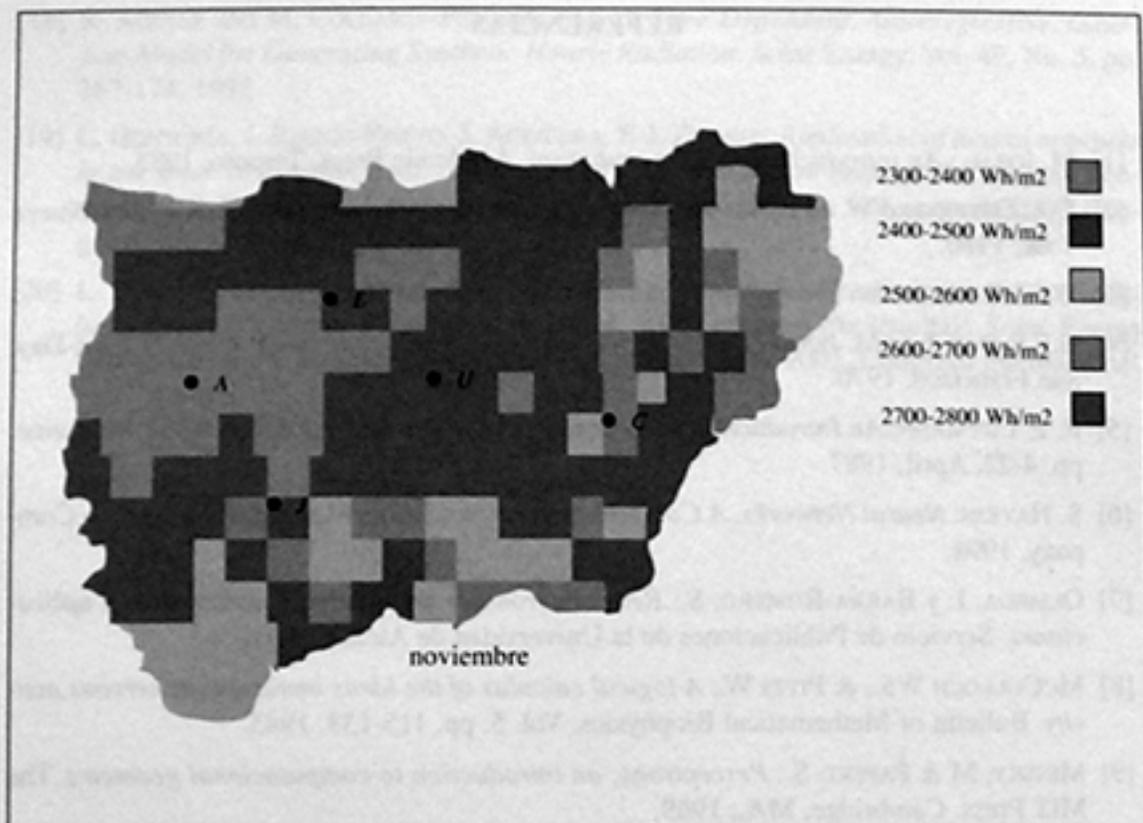












## REFERENCIAS

- [1] M. IQBAL.: *An introduction to solar radiation*. Academic Press. Toronto, 1983.
- [2] J. A. DUFFIE and W. A. BECKMAN: *Solar engineering of thermal processes*. Wiley, Nueva York, 1980.
- [3] WEC COMMISSION: *Energy for Tomorrow's World*. Koga Page Ltd., 1993.
- [4] G.E.P. BOX & G.M. JENKINS: *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco, 1970.
- [5] R. P. LIPPMANN: *An Introduction to Computing with Neural Nets*. IEEE ASSP Magazine, pp. 4-22, April, 1987.
- [6] S. HAYKIN: *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. Macmillan Publishing Company, 1994.
- [7] OLMEDA, I. y BARBA-ROMERO, S.: *Redes neuronales artificiales. Fundamentos y aplicaciones*. Servicio de Publicaciones de la Universidad de Alcalá, 1993.
- [8] MCCULLOCH WS., & PITTS W.: *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics. Vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [9] MINSKY, M & PAPERT, S.: *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. The MIT Press. Cambridge, MA., 1969.
- [10] A.S. LAPEDES y R. M. FABER: *Non linear signal processing using neural networks: prediction and system modelling*. Technical Report. Los Álamos National Laboratory, 1987.
- [11] A. S. WEIGEND, D. E. RUMELHART y B.A. HUBERMAN: *Back-Propagation, weight elimination and Time Series Prediction*. Capítulo de los Proceedings of the 1990 Connectionist models Summer School. Morgan Kaufman, 1990.
- [12] A. VÁZQUEZ: *Identificación de sistemas mediante Redes Neuronales para control de robots*. ETSI Telecomunicación, Madrid, 1992.
- [13] J. RIESCO PRIETO: *Optimización global: aplicación en el entrenamiento de redes neuronales*. Proyecto Fin de Carrera. UPM Madrid. ETSI Telecomunicación, 1993.
- [14] L. HONTORIA, J. RIESCO-PRIETO, P. J. ZUFIRIA, J. AGUILERA: *Recurrent neural supervised models for generating solar radiation synthetic series*. Journal of Intelligent and Robotic Systems 31 (1/3) 201-221.  
- Special Issue «Intelligent Forecasting Methodologies and Industrial» Kluwer Academic Publisher. Mayo 2001 ISSN: 0921-0296
- [15] L. HONTORIA, J. AGUILERA, P. J. ZUFIRIA: *Generation of hourly irradiation synthetic series using the neural network multilayer perceptrón*. Solar Energy Volumen 72, Issue 5, Mayo 2002, pp. 441-446 Elsevier Science Ltd.
- [16] L. HONTORIA, J. RIESCO-PRIETO, P. J. ZUFIRIA, J. AGUILERA: *Universality capabilities of neural systems for generating solar irradiation synthetics series*. 8<sup>th</sup> International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU 2000) Madrid, 3 a 7 de julio de 2000. Congreso Internacional.
- [17] V. A. GRAHAM and K. G. T. HOLLANDS: *A Method to Generate Synthetic Hourly Solar Radiation Globally*. Solar Energy, Vol. 44, No. 6, pp. 333-341, 1990.

- [18] R. AGUIAR and M. COLLARES-PEREIRA: *TAG: A Time-Dependent, Autorregressive, Gaussian Model for Generating Synthetic Hourly Radiation*. Solar Energy, Vol. 49, No. 3, pp. 167-174, 1992.
- [19] L. HONTORIA, J. RIESCO-PRIETO, J. AGUILERA, P. J. ZUFIRIA: *Application of neural networks in the solar irradiation field: obtainment of solar irradiation maps*. 16<sup>th</sup> European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition Glasgow, 1 a 5 de mayo de 2000. Congreso Internacional.
- [20] L. HONTORIA, P. J. ZUFIRIA, J. AGUILERA, M. ARANDA: *Solar irradiation maps for Andalucía based on neural networks predictions*. 17<sup>th</sup> European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition Munich, 22 a 26 de octubre de 2001. Congreso Internacional.



# RESEÑA ACTIVIDADES

