

# RADIACIÓN GLOBAL DIARIA ESTIMADA CON MÉTODOS CONVENCIONALES Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN EL DISTRITO DE RIEGO 075

DAILY GLOBAL RADIATION ESTIMATED BY CONVENTIONAL METHODS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR IRRIGATION DISTRICT 075

Rocío Cervantes-Osornio<sup>1\*</sup>; Ramón Arteaga-Ramírez<sup>2</sup>;  
Mario A. Vázquez-Peña<sup>2</sup>; Waldo Ojeda-Bustamante<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Campo Experimental Valle de México, km 18.5 Carretera México-Lechería, Chapingo, Estado de México C. P. 56250, Tel. 01 (595) 5-76-25.  
Correo-e: cervantes.rocio@inifap.gob.mx (\*Autor para correspondencia).

<sup>2</sup>Universidad Autónoma Chapingo, km. 38.5 Carretera México-Texcoco, Chapingo, Estado de México.  
C. P. 56230, Tel. 01(595) 2-15-00.

<sup>3</sup>Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Paseo Cuauhnáhuac Núm. 8532, Col. Progreso, C. P. 62550, Jiutepec, Mor.

## RESUMEN

La dificultad de disponer de datos de radiación global diaria ha propiciado el desarrollo de modelos para su estimación, como la ecuación de Hargreaves que utiliza las variables meteorológicas temperatura máxima y mínima; el modelo de Prescott, derivado de Angström, requiere datos de horas brillo sol y el valor de Angot. Los modelos de redes neuronales artificiales (RNA) son herramientas eficientes para procesar en paralelo múltiples variables de entrada y estimar variables no lineales con una considerable precisión. El presente trabajo tuvo como propósito comparar la radiación global diaria medida en la estación Santa Rosa 1 AC en el Distrito de Riego 075, en Los Mochis, estado de Sinaloa, México, con la estimada con los modelos de Hargreaves, Hargreaves calibrado, Angström-Prescott y Angström-Prescott calibrado y las redes neuronales artificiales de retropropagación con alimentación hacia adelante (*feedforward backpropagation*) y función de base radial (*radial basis function*). El modelo de Angström-Prescott con los coeficientes  $a$  y  $b$  calibrados con un  $R^2$  de 0.82 y un  $RMSE$  de 2.33, junto con la RNA multicapa con el algoritmo de retropropagación en sus escenarios E3 (variables de entrada día juliano, temperatura mínima, máxima, presión media de vapor, humedad relativa, velocidad del viento, horas brillo sol, y valor de Angot) con una  $R^2$  de 0.87 y un  $RMSE$  de 1.97, fueron los mejores estimadores de la radiación global diaria.

**Palabras clave adicionales:** Base radial, pronóstico, radiación solar, retropropagación.

## ABSTRACT

The difficulty of obtaining daily global radiation data has led to the development of models for its estimation, like the Hargreaves equation that uses maximum and minimum temperature weather variables, and the Prescott model, derived from Angström, that requires data such as sunshine hours and Angot value. Artificial neural network models are efficient tools for processing in parallel multiple input variables and estimating non-linear variables with considerable accuracy. The aim of this work was to compare the daily global radiation measured at the Santa Rosa 1 AC weather station in irrigation district 075 in los Mochis, Sinaloa State, Mexico, with that estimated by the Hargreaves, calibrated Hargreaves, Angström-Prescott, calibrated Angström-Prescott and the feedforward backpropagation and radial basis function artificial neural network models. The Angström-Prescott model with coefficients  $a$  and  $b$  calibrated with  $R^2$  of 0.82 and  $RMSE$  of 2.33, together with the backpropagation algorithm multilayer in 3 scenarios (input variables of Julian day, minimum and maximum temperature, vapour mean pressure, relative humidity, wind speed, sunshine hours, Angot value) with  $R^2$  of 0.87 and  $RMSE$  of 1.97, were the best estimators of daily global radiation.

**Additional keywords:** Radial basis, forecasting, solar radiation, backpropagation.

## INTRODUCCIÓN

El proceso de fotosíntesis de las plantas implica a la radiación solar y su conversión a energía química, en campo abierto o en invernaderos (Allen *et al.*, 1998). Además, es importante en el proceso de evapotranspiración (Irmak *et al.*, 2003) y es una variable básica en los modelos de crecimiento de cultivos (Abraha y Savage, 2008).

La dificultad de obtener datos de radiación global diaria por el alto costo y mantenimiento del equipo ha propiciado el desarrollo de modelos para estimar esta variable meteorológica. Miller *et al.* (2008) probaron un método para estimar la radiación solar con datos de duración de horas brillo sol; Allen *et al.* (1998) propusieron el modelo de Angström modificado por Prescott, que relaciona la radiación solar con la radiación extraterrestre y la duración relativa de la insolación. También se reportó un método que utiliza la serie de Fourier con datos de precipitación diaria para estimar radiación solar (McCaskill, 1990). El modelo propuesto por Hargreaves ajustado y validado, usa temperaturas máximas y mínimas (Allen *et al.*, 1998). Los modelos empíricos de Prescott y Hargreaves tienen la ventaja de usar un mínimo de datos meteorológicos, disponibles en la mayoría de las estaciones meteorológicas (Fortin *et al.*, 2008), además de que se recomiendan en el boletín FAO-56 por Allen *et al.* (1998).

Las redes neuronales artificiales (RNA) son una herramienta para modelar sistemas no lineales y sistemas naturales (Tymvios *et al.*, 2008); su entrenamiento consiste en determinar una matriz de parámetros de ponderación que se combinan linealmente con las variables de entrada, con el fin de reducir el error cuadrático medio entre las respuestas estimadas y las observadas. Desde el punto de vista computacional, las RNA emulan a las neuronas del cerebro, ya que trabajan en redes y tienen la habilidad para interconectarse y aprender del medio ambiente. Haykin (1994) indica que un modelo de RNA que comúnmente se utiliza es el perceptrón multicapa con interconexión hacia adelante (*feedforward*), el cual se aplica exitosamente para resolver diversos problemas de una forma supervisada con el algoritmo conocido como retropropagación. Otro modelo de red neuronal es el de base radial, que en su forma más básica implica dos capas diferentes y es muy preciso en la estimación de sistemas no lineales. Recientemente, los modelos de RNA se han propuesto para estimar la radiación global, como en el trabajo de Alawi y Hinai (1998), o el planteamiento realizado por Elminir *et al.* (2005), el cual incluye un esquema de RNA multicapa con alimentación hacia adelante para estimar los componentes de la radiación solar.

El objetivo del presente trabajo fue comparar la radiación global diaria estimada con los modelos de Hargreaves, Hargreaves calibrado, Angström-Prescott calibrado localmente y Angström-Prescott (con los coeficientes  $a$  y  $b$  que propone FAO 56), y la estimación hecha por los modelos de RNA multicapa de retropropagación con alimentación hacia adelante (*feedforward back-propagation*) y de función de base radial (*radial basis function*), con la radiación solar medida, en la estación Santa Rosa 1 AC, del Distrito de Riego Valle del Fuerte, Los Mochis, Sinaloa.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Área de estudio y base de datos climáticos

La estación que se utilizó se ubica en el DR 075 Valle del Fuerte, en Los Mochis, Sinaloa, su nombre y clave es: Santa Rosa 1 AC (3765 III-1), sus coordenadas geográficas (latitud, longitud y altitud) son: 25° 45' 03", 108° 57' 21" y 40 m.

La información meteorológica pertenece a la red agroclimática de las estaciones automáticas del DR 075 y los datos que se registraron son: radiación solar ( $\text{MJ m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ), humedad relativa (%), velocidad del viento a 2 m de altura ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ ), precipitación (mm) y temperaturas máximas y mínimas ( $^{\circ}\text{C}$ ). Ésta se almacenó en una base de datos cada 15 min, se procesó diariamente en dos periodos: de abril de 1997 a mayo de 2001 y de junio a diciembre de 2001. El primero se utilizó para el entrenamiento, validación y prueba de las RNA, y para el ajuste de los modelos convencionales; el segundo, para la validación de las RNA y los modelos convencionales. Los datos se preprocesaron en hojas de cálculo de Excell (Microsoft Office, 2007®), y el software usado para el entrenamiento de las RNA y los gráficos fue el toolbox de redes neuronales para Matlab 7.0® (Demuth *et al.*, 2008).

### Modelos utilizados en la estimación de la radiación global diaria

La radiación global diaria se estimó con métodos tradicionales empíricos; la literatura científica recomienda Hargreaves y Angström-Prescott (Allen *et al.*, 1998). El Modelo I fue Hargreaves (Allen *et al.*, 1998), donde no se contempló una calibración previa para estimar la radiación global; el Modelo II Hargreaves calibrado; el Modelo III Angström-Prescott con los coeficientes  $a = 0.25$  y  $b = 0.5$  recomendados por Allen *et al.* (1998); el Modelo IV Angström-Prescott calibrado. Los modelos de redes neuronales fueron el Modelo V que utilizó la RNA multicapa con el algoritmo de retropropagación con alimentación hacia adelante con los Escenarios: E1 con cuatro variables de entrada, cuatro neuronas en la capa oculta y la salida ( $4 \times 4 \times 1$ ), el E2 ( $5 \times 6 \times 1$ ), y el E3 ( $8 \times 8 \times 1$ ), y el Modelo VI la RNA función de base radial con los Escenarios E1 con tres variables de entrada, el E2 con cinco variables de entrada y el E3 con ocho variables de entrada.

### Método de Hargreaves

Para estimar la radiación global se utilizó la ecuación de Hargreaves, de acuerdo con Allen *et al.* (1998):

$$R_s = k_{Rs} (T_{\max} - T_{\min})^{1/2} R_a \quad (1)$$

donde  $T_{\max}$  es la temperatura máxima del aire, en  $^{\circ}\text{C}$ ;  $T_{\min}$  es la temperatura mínima del aire, en  $^{\circ}\text{C}$ ;  $k_{Rs}$  es un coeficiente de ajuste (0.16, ..., 0.19), en  $^{\circ}\text{C}^{-1/2}$ ; Allen *et al.* (1998) indican que para localidades situadas en la costa o cerca de una masa

grande de tierra y donde las masas de aire están influidas por un cuerpo de agua cercano,  $k_{Rs} \approx 0.19$  y para los lugares en donde la masa de tierra domina y las masas de aire no están influidas fuertemente por un cuerpo de agua,  $k_{Rs} \approx 0.16$ ;  $R_a$  es la radiación solar extraterrestre, en  $\text{MJ m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ; que se calculó con la ecuación siguiente (Allen *et al.*, 1998):

$$R_a = \frac{24 \times 60}{\pi} 0.082 d_r \left[ \omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s) \right] \quad (2)$$

donde  $d_r = 1 + 0.033 \cos\left(J \frac{2\pi}{365}\right)$  es la distancia relativa inversa Tierra-Sol;  $J$  es el número de día juliano en el año;  $\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \tan(\delta)]$  es el ángulo de radiación a la puesta del sol, en radianes;  $\varphi$  es la latitud positiva (hemisferio norte), en radianes;  $\delta = 0.409 \left[ \sin\left(\frac{2\pi}{365} J - 1.39\right) \right]$  es la declinación solar en radianes. La ecuación de Hargreaves se calibró de la siguiente manera, de la Ecuación 1, el coeficiente  $k_{Rs}$  y el exponente  $\frac{1}{2}$  renombrado como la variable  $z$ , la ecuación se reescribió como:

$$\ln(R_s / R_a) = \ln(k_{Rs}) + z \ln(T_{\max} - T_{\min}) \quad (3)$$

La Ecuación 3 es una expresión lineal, y se trata como un modelo de regresión lineal.

### Método de Angström-Prescott

La Ecuación 4 (Allen *et al.*, 1998) para calcular la radiación solar es:

$$R_s = \left[ a + b \left( n / N \right) \right] R_a \quad (4)$$

donde  $R_s$  es la radiación solar o de onda corta, en  $\text{MJ m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ;  $n$  es la duración real de la insolación (en horas), información no disponible que se estimó de acuerdo con la World Meteorological Organization (WMO, 1996) y Linacre (1992), quienes proponen que si en una hora se tiene un valor mayor de  $120 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ , entonces existe una hora brillo sol;  $N$  es el fotoperiodo que se calculó con la Ecuación 5, en horas;  $R_a$  es la radiación extraterrestre, en  $\text{MJ m}^{-2}\cdot\text{día}^{-1}$ ;  $a$  y  $b$  son constantes de regresión que se obtuvieron por calibración; cuando no se tienen datos para calcular  $a$  y  $b$ , Allen *et al.* (1998) recomiendan usar valores de  $a = 0.25$  y  $b = 0.5$ .

$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \quad (5)$$

Para el modelo de Angström-Prescott calibrado se determinaron sus coeficientes  $a$  y  $b$  con vectores de 1,498 datos (abril de 1997 a mayo de 2001); dichos coeficientes se obtuvieron con una regresión lineal.

### RNA multicapa con el algoritmo de retropropagación y función de base radial

Para estimar la radiación global diaria se usaron dos tipos de RNA: la red perceptrón multicapa con el algoritmo de retro-

propagación con alimentación hacia adelante y la RNA función de base radial.

Se utilizó el algoritmo retropropagación en la RNA multicapa donde el vector de pesos se ajusta para los valores dados de los vectores de entrada con el procedimiento siguiente propuesto por Haykin (1994): a) Inicialización. Determinar la estructura de la red y los valores iniciales de los pesos. b) Seleccionar el vector de entradas y verificar el error promedio. c) Presentar un patrón de entrenamiento. d) Computación hacia adelante y hacia atrás. e) Siguiendo época. También indica que el modelo de RNA base radial consiste de los nodos de entradas, la capa oculta (de una dimensión amplia) y la capa de salida que suministra la respuesta a la red.

Todos los entrenamientos de la RNA multicapa con el algoritmo retropropagación fueron con una sola capa oculta, se ensayaron con diferente número de neuronas, se utilizó la función de transferencia tangente-sigmoidea (tansig) y se usó el algoritmo Levenberg-Marquardt. Para el entrenamiento se ocupó 50 %, para la validación 25 % y para la prueba 25 % de los datos del periodo de abril de 1997 a mayo de 2001. En la RNA función de base radial se utilizó dicha red en Matlab denominada exacta, declarada con el código  $\{net=newrbe(P,T,spread)\}$ , donde  $P$  son los vectores de entradas,  $T$  es el target o los valores observados de radiación global y  $spread$  es la constante de extendido para la capa base radial; esta constante tomó valores de 100 y 1000. Para la validación de los seis modelos se utilizaron los datos de los últimos 229 días del año 2001. Se emplearon diferentes combinaciones de las variables de entrada para ambos tipos de RNA.

### Evaluación estadística de los resultados de los modelos de estimación

Los estadísticos de prueba que se consideraron fueron: el error estándar promedio o raíz cuadrada del cuadrado medio del error ( $RMSE$ ), el error medio ( $MBE$ ), llamado también sesgo o desviación, calculado con el fin de caracterizar la bondad de cada uno de los modelos y el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), que se evalúan respectivamente con las siguientes ecuaciones:

$$RMSE = \left( \frac{\sum_{i=1}^N (a_i - t_i)^2}{N} \right)^{1/2} \quad (6)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^N (a_i - t_i)}{N} \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})(t_i - \bar{t}) \right]^2}{\left[ \sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})^2 \right] \left[ \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{t})^2 \right]} \quad (8)$$

donde  $a_i$  es el dato estimado por el modelo,  $t_i$  es el dato observado,  $\bar{a}$  es el promedio de los datos estimados por el mo-

delo,  $\bar{t}$  es el promedio de los datos observados y  $N$  es el número total de observaciones (Alexandris *et al.*, 2006; Tabari, 2009).

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se obtuvieron los estadísticos de ajuste de los modelos:  $R^2$ , el error promedio ( $MBE$ ) y la raíz cuadrada media del cuadrado medio del error ( $RMSE$ ), entre los vectores de datos observados, y los datos estimados para los cuatro primeros modelos (Cuadro 1). Los coeficientes calibrados de los Modelos II y IV son:  $k_{rs} = 0.3263$  y  $z = 0.2367$ ,  $a = -0.4419$ ,  $b = 1.2689$ , respectivamente. Spokas *et al.* (2006), en un estudio que realizaron para ajustar a la radiación solar horaria el modelo de Hargreaves, reportan que obtuvieron un  $R^2$  de 0.85, a diferencia del obtenido por el Modelo I en este estudio que fue de 0.45, con un  $k_{rs} \approx 0.16$ . Tal valor de  $R^2$  se debió a que se trabajó con el modelo como lo propone Hargreaves (1994), pero si se quiere mejorar su ajuste se debe calibrar el coeficiente  $k_{rs}$ , como lo indica Samani (2000), y el exponente 0.5 (Trajnovic, 2007); se realizó esto (Modelo II) con un mejor ajuste ( $R^2$  de 0.59, Cuadro 1); sin embargo, los errores son muy semejantes comparados con el Modelo I. Los Modelos I y II no mostraron mejores resultados que los obtenidos por Angström-Prescott calibrado (Modelo IV, Cuadro 1). Con respecto al Modelo IV, la  $R^2$  fue de 0.82; este resultado es similar a los valores conseguidos por Liu *et al.* (2009) para la calibración de los coeficientes con datos diarios, ya que sus valores variaron entre 0.61 y 0.89 con una media de 0.82. Por los estadísticos de ajuste, el mejor Modelo empírico fue el IV, de Angström-Prescott, con las calibraciones de  $a$  y  $b$ ; en el mismo sentido, el Modelo IV presenta el RMSE y el MBE mínimo. Lo anterior concuerda con lo afirmado por Podestá *et al.* (2004), que aseveran que si se cuenta con el dato de horas brillo sol la ecuación de Angström-Prescott se usa exitosamente para estimar la radiación solar diaria, no obstante que ellos calibraron los coeficientes a nivel mensual. Almorox *et al.* (2008), Meza y Varas (2000) estimaron la radiación global mensual con la ecuación de Angström-Prescott y encontraron que este modelo es una herramienta conveniente si los coeficientes se calibran, corroborando lo encontrado en este trabajo.

**Cuadro 1. Estadísticos de prueba entre la radiación medida y la estimada con los Modelos I, II, III y IV para la estación Santa Rosa 1 AC.**

Modelo	$R^2$	RMSE	MBE
I. Hargreaves	0.4531	4.1915	-0.1433
II. Hargreaves calibrado	0.5892	3.6586	-0.3493
III. Angström-Prescott ( $a = 0.25$ $b = 0.5$ )	0.7154	3.2409	1.4948
IV. Angström-Prescott calibrado	0.8163	2.3335	0.0369

$R^2$ , coeficiente de determinación; RMSE, raíz cuadrada del cuadrado medio del error ( $MJ\ m^{-2}\cdot d^{-1}$ ); MBE, error promedio sesgado ( $MJ\ m^{-2}\cdot d^{-1}$ ).

En el Cuadro 2 se presentan los estadísticos de prueba entre el vector de datos observados denominado target y los datos estimados por el modelo de red neuronal artificial tipo retropropagación con alimentación hacia adelante, y de base radial con los diferentes escenarios de variables de entradas. Se entrenó con diversas combinaciones de las variables de entrada, pero aquí sólo se muestran los mejores entrenamientos. Alawi y Hinai (1998), con datos mensuales, encontraron un valor de  $R^2$  de 0.98 en la predicción de la radiación global con siete variables de entrada (localización, mes, presión media atmosférica, temperatura media, presión media de vapor, humedad relativa, velocidad del viento y horas brillo sol), valor más alto que los encontrados en este trabajo, que fueron de: 0.83, 0.84 y 0.85 a partir de datos diarios, con diferentes escenarios, el último valor se definió con ocho variables de entrada. La variable horas brillo sol, como ya lo afirmó Benghanem *et al.* (2009), ocasiona que se mejore la exactitud de la estimación de la radiación global diaria por medio de este modelo. También al aumentar el número de variables de entrada en los Escenarios 2 y 3 de las dos RNA no contribuye demasiado a que aumente el coeficiente de determinación, ni a que disminuya el RMSE; pero se observa que en este ajuste de parámetros, las  $R^2$  obtenidas por el Modelo V resultan ser aún mayores que las obtenidas por el Modelo IV y sus RMSE menores.

**Cuadro 2. Estadísticos de prueba de los escenarios entre los datos observados y los estimados por los Modelos V y VI, para Santa Rosa 1 AC.**

Modelos de RNA	$R^2$	RMSE	MBE
<b>V. RNA feedforward backpropagation</b>			
E1 {Tmin, Tmax, HR, HBS} (4x4x1)	0.8281	2.2351	0.0254
E2 {Tmin, Tmax, HR, HBS, VA} (5x6x1)	0.8431	2.1376	-0.0915
E3 {DJ, Tmin, Tmax, PMV, HR, VV, HBS, VA} (8x8x1)	0.8521	2.0734	0.0483
<b>VI. RNA Radial Basis Function</b>			
E1 {Tmin, Tmax, HBS}	0.8601	2.1567	4.58E-06
E2 {Tmin, Tmax, HR, HBS, VV}	0.8398	2.0234	0.0008
E3 {DJ, Tmin, Tmax, PMV, HR, VV, HBS, VA}	0.8664	1.9694	-0.0014

E, escenario; DJ, día juliano; Tmin, temperatura mínima ( $^{\circ}C$ ); Tmax, temperatura máxima ( $^{\circ}C$ ); HR humedad relativa (%); VA, valor de Angot ( $MJ\ m^{-2}\cdot dia^{-1}$ ); HBS, horas brillo sol (h); PMV, presión media de vapor (kPa); VV, velocidad del viento (m/s);  $R^2$ , coeficiente de determinación; RMSE, raíz cuadrada del cuadrado medio error ( $MJ\ m^{-2}\cdot d^{-1}$ ); MBE, error promedio sesgado ( $MJ\ m^{-2}\cdot d^{-1}$ ).

Con respecto al Modelo VI, en el Cuadro 2 se observan los resultados de sus estadísticos; su ajuste es mejor al que presenta el Modelo V. Hay que notar que con un mínimo de tres variables de entradas, el Modelo VI E1 presenta estadísticos que no distan mucho de E3; además, que en los Escenarios 2 y 3, aun con el incremento de variables de entrada, sólo se generan cambios mínimos en el  $R^2$  y en el RMSE.

Se graficaron las diferencias entre los datos observados y los datos pronosticados de los Modelos I, IV y el VI E1, para el periodo de junio a diciembre de 2001 (229 días), que se presentan en la Figura 1. El Modelo I sobreestima y subestima, de forma considerable, los valores observados de radiación global diaria. Los RMSE en este periodo de los Modelos I y IV fueron de 3.11 y de 2.10, respectivamente. El Modelo IV pronostica los datos de radiación global diaria mejor que el I. En el Modelo VI E1; con las variables de entrada temperatura mínima, máxima y horas brillo sol, su RMSE fue de 2.07. Existen periodos en la Figura 1 donde se observa un mejor ajuste entre los datos pronosticados con el Modelo IV y los observados, que con los del Modelo VI E1; prueba de ello son los RMSE tan cercanos entre ambos; sin embargo, los estadísticos del Modelo IV no superaron a los del Modelo VI en este periodo de validación (229 días). El RMSE para el Modelo VI E2 fue de 2.13, del Modelo VI E3 de 3.70, para el Modelo V E1 de 2.20, para el Modelo V E2 de 1.99 y para el Modelo V E3 de 2.03. Lo anterior coincide con los resultados de Tymvios *et al.* (2008), quienes afirmaron que algunas veces la RNA función de base radial sobreajusta las estimaciones. Los resultados de RMSE son semejantes a los encontrados por Elizondo *et al.* (1994), quienes realizaron un pronóstico de la radiación global diaria con una RNA multicapa retropropagación con alimentación hacia adelante con valores de RMSE entre 2.92 y 3.64. El Modelo VI E1 con un mínimo de variables de entrada, ejecuta mejor la tarea de estimar los datos observados que el Modelo V E1, pero en general se obtuvieron RMSE mejores en los escenarios del Modelo V que en los escenarios del Modelo VI. Esto reafirma una de las observaciones de Sfetsos y Coonick (2000), quienes compararon varios modelos para pronosticar la radiación solar horaria que incluye un modelo con alimentación hacia adelante (*feedforward*), un modelo función de base radial y un Elman recurrente, y concluyeron que la RNA multicapa con alimentación hacia adelante (*feedforward*), con el algoritmo Levenberg-Marquardt, fue el mejor en la predicción. Finalmente, se puntualiza que en este periodo de validación con variables de entrada mínimas en los modelos de RNA, el Modelo VI se ajusta mejor a los datos observados, le sigue la RNA retropropagación con alimentación hacia adelante, luego el Modelo de Angström-Prescott calibrado (IV), y el último es el Modelo de Hargreaves (I).

Las redes neuronales mostraron tener un buen grado de precisión al estimar la radiación global diaria, y con un mínimo de variables, por lo que son buenos estimadores y predictores de la radiación global diaria en comparación con el modelo de Hargreaves. Sin embargo, con respecto al modelo de Angström-Prescott calibrado, éste también es un buen estimador de la radiación global diaria, puesto que con los datos del periodo

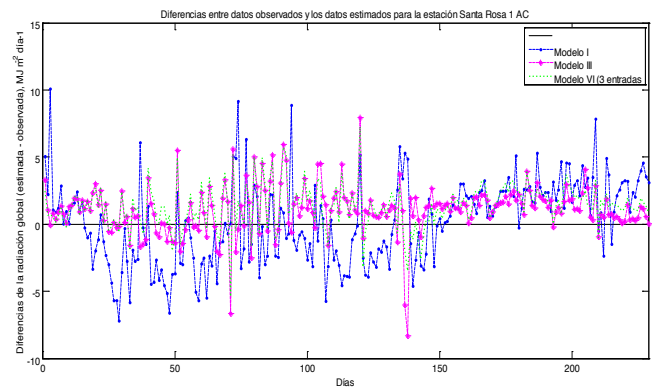


Figura 1. Diferencias de la radiación global para la estación Santa Rosa 1 AC con tres modelos.

de validación presenta un ajuste cercano al de los modelos de RNA. Al comparar las dos redes neuronales, la multicapa con el algoritmo de retropropagación y la función de base radial, la RNA de predicción más acertada de la variable radiación global resultó ser la primera. Es importante destacar que no hay que ignorar a los modelos convencionales para estimar la radiación global diaria, específicamente el modelo de Angström-Prescott calibrado localmente (coeficientes  $a$  y  $b$ ). Con respecto a las RNA sí se incrementa el número de variables disponibles para realizar la predicción, aumenta la exactitud de ésta, pero se puede afirmar que si se dispone únicamente de los datos de temperaturas mínima, máximas y horas brillo sol en una estación, resulta ser suficiente para estimar la radiación global diaria, con un considerable grado de precisión, con la RNA función de base radial. De aquí se desprende que la variable horas brillo sol resulta ser una variable esencial en la estimación de la radiación global diaria; de ahí la conveniencia de contar con datos de dicha variable.

## CONCLUSIONES

De los modelos empíricos, el que presentó mejor ajuste fue el modelo de Angström-Prescott, con los coeficientes ( $a$  y  $b$ ) calibrados localmente.

Con un mínimo de variables de entrada la RNA función de base radial E1 representa ser un modelo de pronóstico aceptable de la radiación global diaria.

Sin embargo, al aumentar el número de variables de entrada, la RNA multicapa de alimentación hacia adelante con el algoritmo de retropropagación, en sus Escenarios E2 y E3, fueron los modelos que mejor pronosticaron los datos observados.

## LITERATURA CITADA

- Abraha, M., G.; Savage J. M. 2008. Comparison of estimates of daily solar radiation from air temperature range for application in crop simulations. *Agric. For. Meteorol.* 148: 401-416.
- Alawi, S., M.; Hinai H. A. 1998. An ANN-based approach for predicting global radiation in locations with no direct measurements instrumentation. *Renewable Energy* 14: 199-204.

- Alexandris, S.; Kerkides, P.; Liakatas A. 2006. Daily reference evapotranspiration estimates by the "Copais" approach. *Agric. Water Manage.* 82: 371-386.
- Allen, G. R.; Pereira S. L.; Raes, D.; Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and drainage paper 56. Roma, 298 p.
- Almorox, J.; Benito M.; Hontoria, C. 2008. Estimation of global solar radiation in Venezuela. *Interciencia* 33: 280-283.
- Benghanem, M.; Mellit A.; Alamri, S. N. 2009. ANN-based modeling and estimation of daily global solar radiation data: A case study. *Energy Conversion Manage.* 50: 1644-1655.
- Demuth, H.; Beale, M.; Hagan, M. 2008. Neural network toolbox™ 6. User's guide. 907 p.
- Elizondo, D.; Hoogenboom G.; McClendon, R. W. 1994. Development of a neural network model to predict daily solar radiation. *Agric. For. Meteorol.* 71:115-132.
- Elminir, K. H.; Areed F. F.; Elsayed, S. T. 2005. Estimation of solar radiation components incident on Helwan site using neural networks. *Solar Energy* 79: 270-279.
- Fortin, G. J.; Anctil, F.; Parent, L.; Bolinder, M. A. 2008. Comparison of empirical daily surface incoming solar radiation models. *Agric. For. Meteorol.* 148:1332-1340.
- Hargreaves, G. H. 1994. Defining and using reference evapotranspiration. *J. Irrigation and Drainage Eng.* ASCE 120: 1132-1139.
- Haykin, S., S. 1994. Neural Networks. A comprehensive Foundation. MacMaster MacMillan Publishing Company, University, Hamilton, Ontario Canada, 696 p.
- Irmak, S.; Irmak, R. A.; Allen G.; Jones W. J. 2003. Solar and net radiation-based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates. *J. Irrigation and Drainage Eng.* ASCE 129: 336- 347.
- Linacre, E. 1992. Climate Data and Resources. A Reference and Guide. British Library Cataloguing in Publication Data. pp: 170-172
- Liu, X.; Mei, X.; Li, Y.; Zhang, Y.; Wang, Q.; Jensen, J. R.; Porter, J. R. 2009. Calibration of the Angström-Prescott coefficients ( $a, b$ ) under different time scales and their impacts in estimating global solar radiation in the Yellow River basin. *Agric. For. Meteorol.* 149: 697-710.
- McCaskill, R., M. 1990. An efficient method for generation of full climatological records from daily rainfall. *Austr. J. Agric. Res.* 41: 595-602.
- Meza, F.; Varas, E. 2000. Estimation of mean monthly solar global radiation as a function of temperature. *Agr. Forest. Meteorol.* 100:231-241.
- Miller, D. G.; Rivington, M.; Matthews, K.B.; Buchan, K.; Bellocchi, G. 2008. Testing the spatial applicability of the Johnson-Woodward method for estimating solar radiation from sunshine duration data. *Agr. Forest. Meteorol.* 148: 466-480.
- Podestá, G., P.; Nuñez, C. L.; Villanueva, A.; Skansi, M. A. 2004. Estimating daily solar radiation in the Argentine Pampas. *Agr. Forest. Meteorol.* 123: 41 -53.
- Samani, Z. 2000. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data. *J. Irrig. Drain. E. ASCE* 126: 265-267.
- Sfetsos, A.; Coonick A., H. 2000. Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques. *Sol. Energy* 68: 169-178.
- Spokas, K.; Forcella, F. 2006. Estimating hourly incoming solar radiation from limited meteorological data. *Weed Sci.* 54: 182-189.
- Tabari, H. 2009. Evaluation of reference crop evapotranspiration equations in various climates. *Water Resour. Manag.* 24: 2311-2337.
- Trajkovic, S. 2007. Hargreaves versus Penman-Monteith under humid conditions. *J. Irrig. Drain. E. ASCE* 133:38-42.
- Tymvios, F. S.; Michaelides, S. C.; Skouteli, C. S. 2008. Estimation of surface solar radiation with artificial neural networks. *In: Bodescu V. (ed). Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface. Recent Advances. Heidelberg Berlin, 2008, Springer. pp: 221-256.*
- World Meteorological Organization (WMO). 1996. Guide to Meteorological instruments and methods of observations, No.8. Sixth edition.