

MODELACIÓN

ARTÍCULO ORIGINAL

Redes neuronales artificiales en la estimación de la evapotranspiración de referencia

Artificial neural networks in the reference evapotranspiration estimation

Dr.C. Alberto A. Méndez-Jocik^I, Dr.C. Daniel Ponce de León-Lima^{II}

^IInstituto de Investigaciones de Ingeniería Agrícola (IAgric), Boyeros, La Habana, Cuba.

^{II}Universidad Estatal de la Península de Santa Elena, Cantón la Libertad, Ecuador.

RESUMEN. Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) son una poderosa herramienta de modelación basada en los principios de Inteligencia Artificial adecuada para el análisis de complejos ecosistemas, la cual combinada con técnicas Sensoramiento Remoto Satelital pueden dar respuestas donde las ecuaciones matemáticas y físicas pierden su alcance. Siete variables fueron incluidas en este primer análisis, la temperatura superficial y emisividad obtenida de los productos radiométricos de MODIS 11, la temperatura ambiental, temperatura del punto de rocío, ángulo solar cenital del MODIS 7 y procesados según la ecuación dada por Méndez y Venus (2006), además del Índice Normalizado de Vegetación obtenido a partir de la banda MODIS 13, en el caso de la velocidad del viento fue necesario recurrir a procedimientos geoestadísticos para su modelación.

Palabras clave: modelación, riego, inteligencia artificial.

ABSTRACT. Artificial neural networks (ANN) is a powerful modeling tool based on the principles of artificial intelligence suitable for the analysis of complex ecosystems which combined with remote sensing techniques can provide answers where mathematical and physical equations lose their scope. In this first analysis, seven variables were included, surface temperature and emissivity as radiometric products from MODIS 11; the ambient or air temperature, the dew point temperature, as well as the solar zenith angle from MODIS 7, and then processed according to the equation from Mendez, 2004. Moreover, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) from MODIS band 13. In the case of the wind speed, geostatistical modeling procedures were applied.

Keywords: Modeling Irrigation, Artificial Intelligence.

INTRODUCCIÓN

En las investigaciones que involucran las relaciones entre los recursos naturales como agua, suelo, clima con la producción agrícola, es muy común incorporar explícitamente modelos matemáticos basados exclusivamente en datos y leyes físicas, todo este tipo de aproximaciones mediante la formulación matemática directa de los algoritmos que pueden ser empleadas en los diferentes ejercicios de modelación suelen no considerar aquellos fundamentados del conocimiento experto, ignorando en ocasiones el carácter no lineal de las funciones de transferencia, la alta anisotropía y heterogeneidad de los parámetros propios de los sistemas en estudio.

La imposibilidad de la medición física directa de la evapotranspiración y de los elementos que la componen, derivan que en el proceso de estimación existan tres fuentes de incertidumbres conocidas, la propagación de errores por el desarrollo de los modelos numéricos; los derivados del aumento de las anomalías en el balance energético de la Tierra producto del cambio climático global y los generados por el proceso de estimación espacial.

Varios modelos matemáticos y biofísicos aproximan su valor a la realidad (81% de precisión, 12% desviación estándar y un coeficiente de variación de un 14%), lo que sugiere la necesidad explorar nuevos métodos.

MÉTODOS

Para la realización del proceso estimación de la evapotranspiración de referencia (E_{to}) por medio de redes neuronales artificiales (RNA) se desarrolló un diseño con una topología del perceptrón multicapa con cuatro capas, [7,6,4,1] (Figura 1).

La primera capa de entrada compuesta de siete neuronas donde cada neurona es definida como una información de una imagen raster sintética de temperatura del aire (T_a), temperatura

superficial (T_s), temperatura del punto de rocío ($T_{rocío}$), velocidad del viento (U_2), radiación neta (R_n), índice de diferencia normalizada de vegetación ($NDVI$), ángulo solar cenital (SZA), así como bases de datos de evapotranspiración de referencia estimados mediante el modelo numérico de la FAO-Penman-Monteith (FAO-PM) en estaciones de la Red Nacional del Instituto de Meteorología de Cuba; dos capas ocultas de seis y cuatro neuronas y una capa de salida con una neurona que corresponde al valor estimado de la evapotranspiración de referencia.

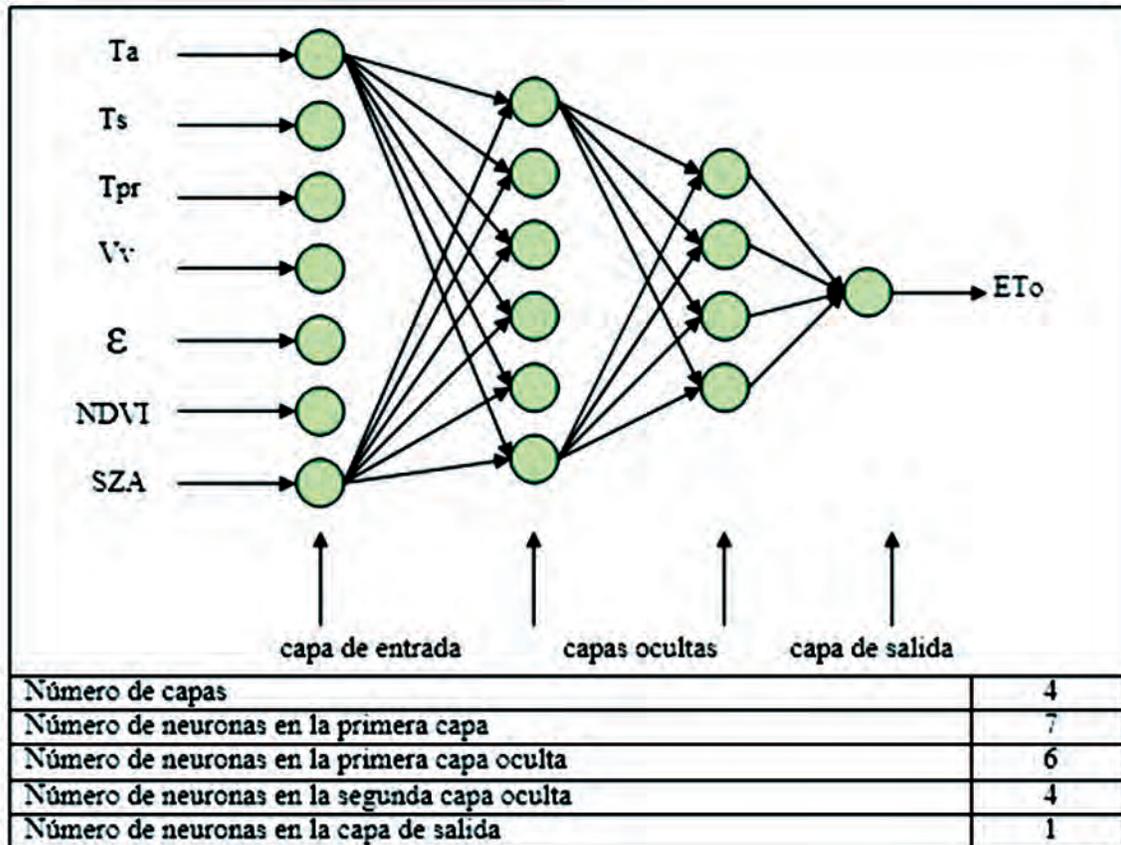


FIGURA 1. Topología de Perceptrón multicapa.

El método de aprendizaje de la red fué el de retropropagación del error con momento (Kumar *et al.*, 2002) el cual se logró a través de un algoritmo de adaptación que se ajusta por incremento en los pesos de las conexiones y se mejora con una medida de desempeño predefinido. La red neuronal se presenta con los patrones de datos que consisten en valores de entrada así como los valores esperados de salida. El objetivo es minimizar la diferencia entre los valores de salida predichos y los valores de salida esperados usando el algoritmo de retropropagación. Inicialmente, a causa de los pesos aleatorios asignados a las conexiones, la diferencia entre los valores de salida predefinidos y los deseados fué grande, por eso el aprendizaje o entrenamiento implica el ajuste iterativo de los pesos en la conexión para minimizar las diferencias.

El entrenamiento de la red neuronal artificial involucró dos fases, la primera o paso directo, donde las señales de entrada se propagaron desde la entrada de la red hasta la salida y la segunda fase o fase inversa donde los errores de las señales calculadas

se propagaron hacia atrás a través de la red, donde son usados para ajustar los pesos, el cálculo de la salida se llevó a cabo, capa por capa, en el sentido directo, la salida de una capa es la entrada de la capa próxima, en la fase inversa, los pesos de la capa de salida fueron ajustados primero desde un valor blanco de cada neurona de salida que esta disponible para guiar el ajuste de los pesos asociados, los pesos de las neuronas de la capa de salida y ocultas se calcularon mediante las ecuaciones 1 y 2, respectivamente (Hongxing *et al.*, 2001).

$$W(N + 1) = W(N) - \eta \delta \phi \quad (1)$$

$$W(N + 1) = W(N) + \eta \chi \sum_{q=1}^r \delta_q \quad (2)$$

donde:
 w -peso;
 N =Numero de iteración;

χ -valor de entrada;
 η -razón de aprendizaje;
 ϕ - salida; δ se define como $2\epsilon_q \delta\phi/\partial I$, siendo I la suma de las entradas ponderadas;
 q - índice de la neurona de la capa de salida; a
 ϵ_q - señal error.

Metodología para la creación de imágenes sintéticas de variables microclimáticas

Para la creación de imágenes sintéticas (imágenes creadas, modificadas o ajustadas, Jensen, 1996) de los parámetros de entrada a los modelos, se procesaron 240 imágenes satelitales del sensor MODIS/TERRA (Moderada Resolución de Imágenes

Espectroradiométricas) a bordo del satélite TERRA y AQUA de la NASA de dominio publico en INTERNET con una media resolución espacial y alta resolución temporal de los productos radiométricos meteorológicos, astronómicos e índices de vegetación (temperatura del aire (T_a), temperatura superficial (T_s), temperatura del punto de rocío (T_{rocio}), radiación neta (R_n), índice de diferencias normalizadas de vegetación ($NDVI$) y ángulo solar cenital (SZA)) provenientes de los sensores espaciales, MODIS 11, MODIS 7 y MODIS 13.

El proceso de creación de las imágenes se realizó mediante mapas algebra en un sistema información geográfica, considerando los modelos numéricos (descritos en la Tabla 1). El proceso fue automatizado mediante la creación de una subrutina de cálculo.

TABLA 1 Modelos numéricos para la generación de imágenes sintéticas

Terminología	Modelo o método	Autores	Año
Temperatura del aire y punto de rocío	$T_a = \frac{hPa_{sup} * DT_{1000-620}}{Dhpa_{1000-620}} + T_{1000}$	Méndez y Venus (2006)	
Presión real de vapor de agua	$e_a = e^o(T_{rocio}) = 0,6108 \exp \left[\frac{17,27T_{rocio}}{T_{rocio} + 237,3} \right]$	Allen <i>et al.</i> (2006)	
Déficit de presión de vapor de agua	$e_a - e_s = 0,6108 \left[\exp \left[\frac{17,27T_a}{T_a + 237,3} \right] - \exp \left[\frac{17,27T_{rocio}}{T_{rocio} + 237,3} \right] \right]$	Allen <i>et al.</i> (2006)	
Pendiente de la curva de la presión de vapor de agua	$= 4098 \left[0,6108 \exp \left[\frac{17,27T_a}{T_a + 237,3} \right] \right]$	Allen <i>et al.</i> (2006)	
Radiación neta	$R_n(t) = Rn_{max} \sin \left[\left(\frac{t - t_{puesta}}{t_{salida} - t_{puesta}} \right) \right]$	Bisht <i>et al.</i> (2005)	
La radiación neta instantánea	$INR = (1 - R_{\downarrow} + RL_{\downarrow} + RL_{\uparrow})$	Bennett (1982), Niemela <i>et al.</i> (2001), Bisht <i>et al.</i> (2005)	
Flujo de radiación de onda larga incidente y reflejada	$RL_{\downarrow} - RL_{\uparrow} = a \cdot T_a^4 - s \cdot T_s^4$	Stefan – Boltzmann (1965), citado por Stancalie <i>et al.</i> (2001)	
Flujo de calor en el suelo	$G = 0,583 \exp[-2,3NDVI]Rn$	Moran <i>et al.</i> (2006)	
Velocidad del viento	Métodos geoestadísticos de interpolación por el método de distancia inversa ponderada	Webster y Oliver (1992)	

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la Figura 2 se muestra un ejemplo de un mapa de evapotranspiración de referencia, obtenido mediante el proceso de modelación a partir de RNA .

Se observa que en el país existe un incremento de la evapotranspiración en la dirección de Norte a Sur, muy asociado al efecto de la radiación neta global.

En sentido general existe una variación entre el occidente y el oriente del país de 8,0 a 14,0 MJ·m⁻²·d⁻¹, acorde a la posición

espacial de Cuba, debido a que la región occidental se encuentra en el paralelo 23° y la región oriental en el 21°. A medida que la latitud disminuye nos acercamos al ecuador (en el hemisferio norte) va cambiando la inclinación del sol, los rayos solares tienden a ser más perpendiculares (en regiones llanas), lo cual incrementa la insolación y la radiación solar, factor que unido a otras variables meteorológicas determina un aumento de la evapotranspiración.

Un análisis multivariado de regresión paso a paso realizado (Tabla 2), muestra evidencia de una fuerte relación significativa

entre la ET_o y las variables, radiación neta, velocidad del viento, la temperatura del punto de rocío y la temperatura del aire con coeficiente de determinación de $R^2=99,30\%$.

La matriz de correlación múltiple de Pearson (Figura

3) realizada para explorar las relaciones entre las distintas variables y la evapotranspiración, produjo altos coeficientes de determinación para la radiación solar de 0,775, y la temperatura del aire (0,394).

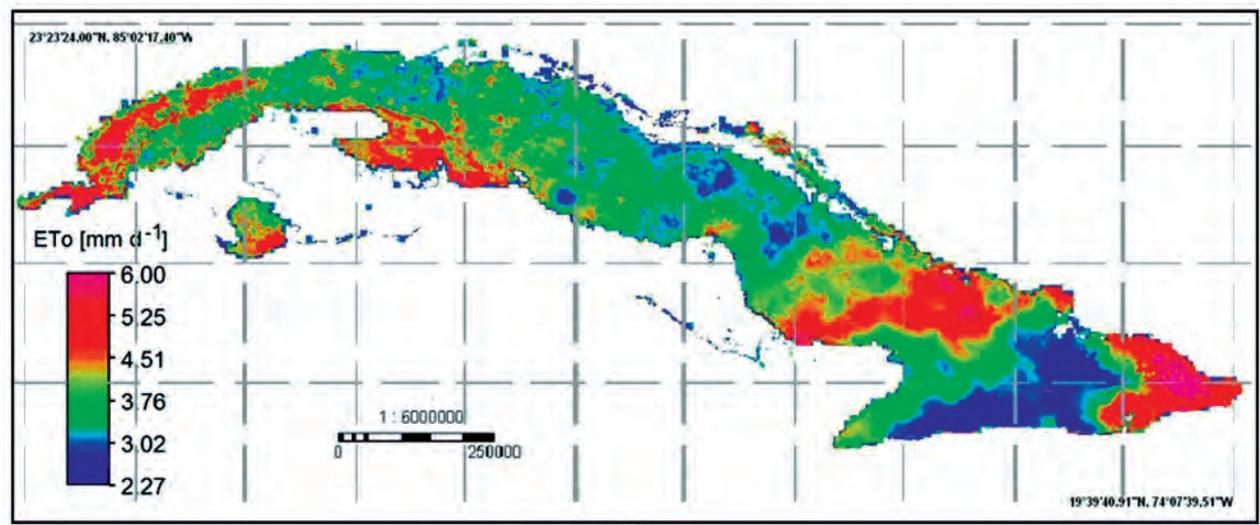


FIGURA 2. Ejemplo de un mapa decadal de ET_o obtenido mediante de redes neuronales artificiales (RNA).

TABLA 2. Regresión paso a paso entre ET_o y las variables, radiación neta, velocidad del viento, temperatura del punto de rocío, temperatura del aire y presión atmosférica

Pasos	1	2	3	4
Constante	-1,452	-17,513	-18,295	-18,362
R_n	3,61	4,63	5,30	2,64
T-Valor	7,16	14,74	16,87	15,64
P-Valor	0,000	0,000	0,000	0,000
U_2		2,96	2,43	1,82
T-Valor		8,38	7,50	18,26
P-Valor		0,000	0,000	0,000
$T_{\text{rocío}}$			-0,247	-1,876
T-Valor			-3,91	-21,06
P-Valor			0,000	0,000
T_a				2,50
T-Valor				18,69
P-Valor				0,000
S	1,74	0,999	0,835	0,242
R^2	60,09	87,25	91,37	99,30
$R^2_{(adj)}$	58,92	86,48	90,56	99,21

Alpha de entrada: 0,15 Alpha de salida: 0,15. Variable dependiente ET_o con 5 variables independientes, con $N = 36$.

Variables independientes: R_n : Radiación neta, U_2 : Velocidad del viento, $T_{\text{rocío}}$: Temperatura del punto de rocío, T_a : Temperatura del aire, P_{atm} : Presión Atmosférica.

La relación de la evapotranspiración, la radiación solar y

la temperatura del aire obtenida de la matriz de correlación múltiple de Pearson, siguen un patrón muy asociado con las imágenes sintéticas obtenidas.

Los resultados coinciden con los estudios desarrollados en Cuba por Ramírez (1989), quien consideró que la ET_o en Cuba responde a las líneas generales de la posición longitudinal de las estaciones, y asegura que existe un incremento de la misma

en el sentido “Oeste-Este”. Los menores valores de *ET_o* anual de este estudio fluctuaron entre 1 477,8 mm en la provincia La Habana y 1 973.7 mm en el extremo oriental del país con algunas diferencias presentadas en la región del Valle del Cauto y la llanura de Camaguey.

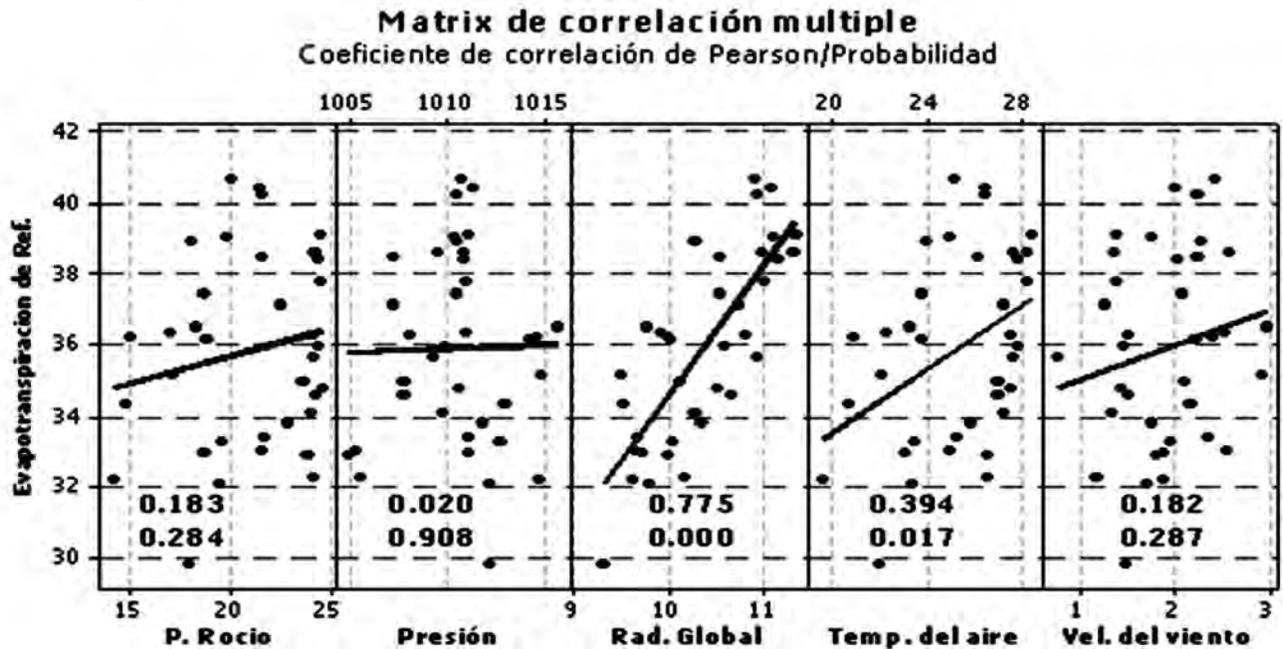


FIGURA 3. Correlación de Pearson ($\alpha=0,05$) entre *ET_o* y las variables, temperatura del punto de rocío, presión atmosférica, radiación neta, temperatura del aire y velocidad del viento.

Zamora y Chaterlán (2001), al estudiar la variabilidad espacial de la *ET_o* en Cuba, reportaron que la velocidad del viento fue el factor de mayor influencia, consideraron que la causa preponderante de la variación espacial de la *ET_o* es función de los factores energéticos, a pesar de que se habla de un solo paralelo geográfico; este fenómeno sigue una tendencia latitudinal con un incremento en el sentido “Oeste-Este”. De acuerdo a los resultados de López, (2001), existe una diferencia de la *ET_o* de un 14,1% entre los valores

de la región oriental y occidental.

Al comparar el modelo propuesto y el estándar de la FAO-PM, el análisis gráfico analítico (Figura 4) muestra una alta correspondencia entre los valores de la *ET_o* estimados y los modelados, con una baja variabilidad de los residuos.

El modelo de redes neuronales artificiales (MRNA) (Tabla 3) evidencia un adecuado ajuste entre los valores modelados y los estimados con un error medio absoluto de 0,2731 mm·d⁻¹ que representa el 8% de la media.

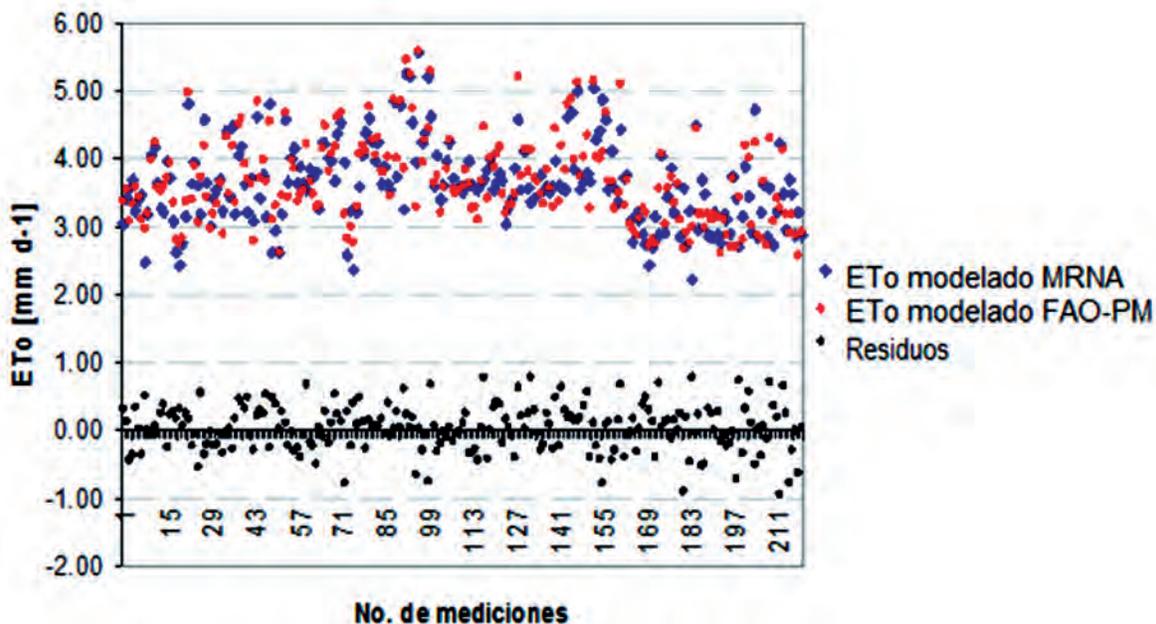


FIGURA 4. Comparación entre los valores de la *ET_o* estimados y modelados con el MRNA.

TABLA 3. Indicadores estadísticos de validación del modelo (MRNA)

Errores	U.M	MRNA
Error medio absoluto	[mm·d ⁻¹]	0,2731
Error medio relativo	[%]	8
Error medio cuadrático	[mm ² ·d ²]	0,1183
Raíz del error medio cuadrático	[mm·d ⁻¹]	0,3440

Validación de los resultados del modelo de redes neuronales artificiales

En el análisis de correlación y regresión (Figura 5) demuestra que existen relaciones lineales directas y significativas entre los valores estimados por métodos numéricos (control) y los modelados; el 71,8% de la varianza de la *ETo* (estimaciones de las estaciones meteorológicas) es explicada por la *ETo* de las RNA; el coeficiente de determinación ajustado $R^2_{adj} = 71,7\%$ indica que el número de variables para predecir es adecuado y

la cercanía de estos valores indica un buen ajuste del modelo, con una desviación estándar del error de 0,355 mm·d⁻¹.

Las determinaciones de la varianza de la regresión (Tabla 4) indica que la relación entre los valores estimados y modelados son estadísticamente significativos ($P < \alpha = 0,05$), para el nivel de confianza establecido, valorado los resultados como sumamente probables según la guía de Incertidumbres de la terminología de probabilidad del Grupo intergubernamental de expertos sobre cambio climático global (IPCC, 2007).

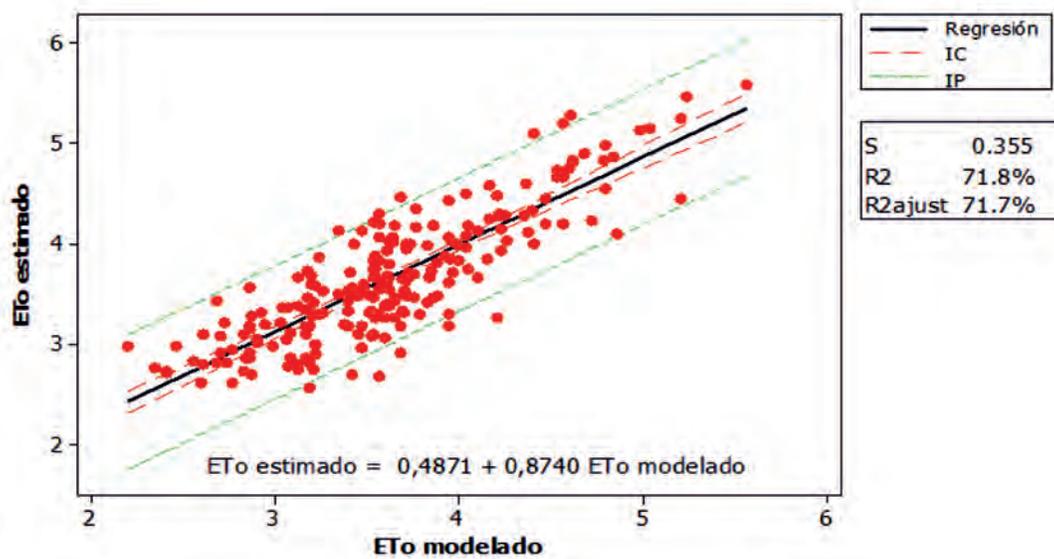


FIGURA 5. Relación entre los valores modelados y estimados con el MRNA.

TABLA 4. Análisis de varianza de la regresión de los valores modelados y estimados con el MRNA

Fuente	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	P
Regresión	1	62,247	62,247	553,20	0,000
Error	217	24,417	0,112		
Total	218	86,665			

El análisis los residuos (Figura 6) evidencia que los mismos están distribuidos simétricamente a lo largo del eje x; el 80% de los valores residuales se concentran entre los valores máximos y mínimos de [-0,5 y 0,5] respectivamente, los residuos se sitúan a todo lo largo de la curva teórica de distribución normal. La representación de los residuos responden a un comportamiento normal, como se observa en la curva y en el histograma de frecuencias, lo cual indica un adecuado ajuste del modelo.

Analizando los resultados obtenidos y los reportados por la literatura internacional, se observa que existe una adecuada

correspondencia de los mismos en la Tabla 5 se hace un análisis comparativo, de los parámetros e indicadores estadísticos, donde se observa que en la relación de los modelos presentados y el modelo numérico estándar de la FAO-PM (datos control), las ecuaciones de correlación dadas por Yang (2006), Kişi y Öztürk (2007), Wang *et al.* (2008), en diferentes localidades del mundo, presentan una similitud con la obtenida por este trabajo, en todos los casos responden a una relación lineal directa representada por ecuaciones del tipo $Y=mx+b$, donde las pendientes (m) de las rectas (0,840; 0,819; 0,823) están en el rango obtenido por

esta investigación (0,840); similar comportamiento muestran los residuos de la ecuaciones (b); los coeficientes de determinación de la regresión muestran valores superiores a 0,70 en todos los casos e indican que la varianza de la *ET_o* del método de la FAO-PM es explicada por la *ET_o* modelada. Los errores medios

absolutos oscilan en el rango de 0,2 [mm·d⁻¹]. Los bajos valores de dispersión de las estimaciones reportados por el error medio cuadrático (EMC) indican un buen ajuste. Las diferencias en los errores pueden estar influenciadas por los diversos tipos de topología de redes presentados por los autores.

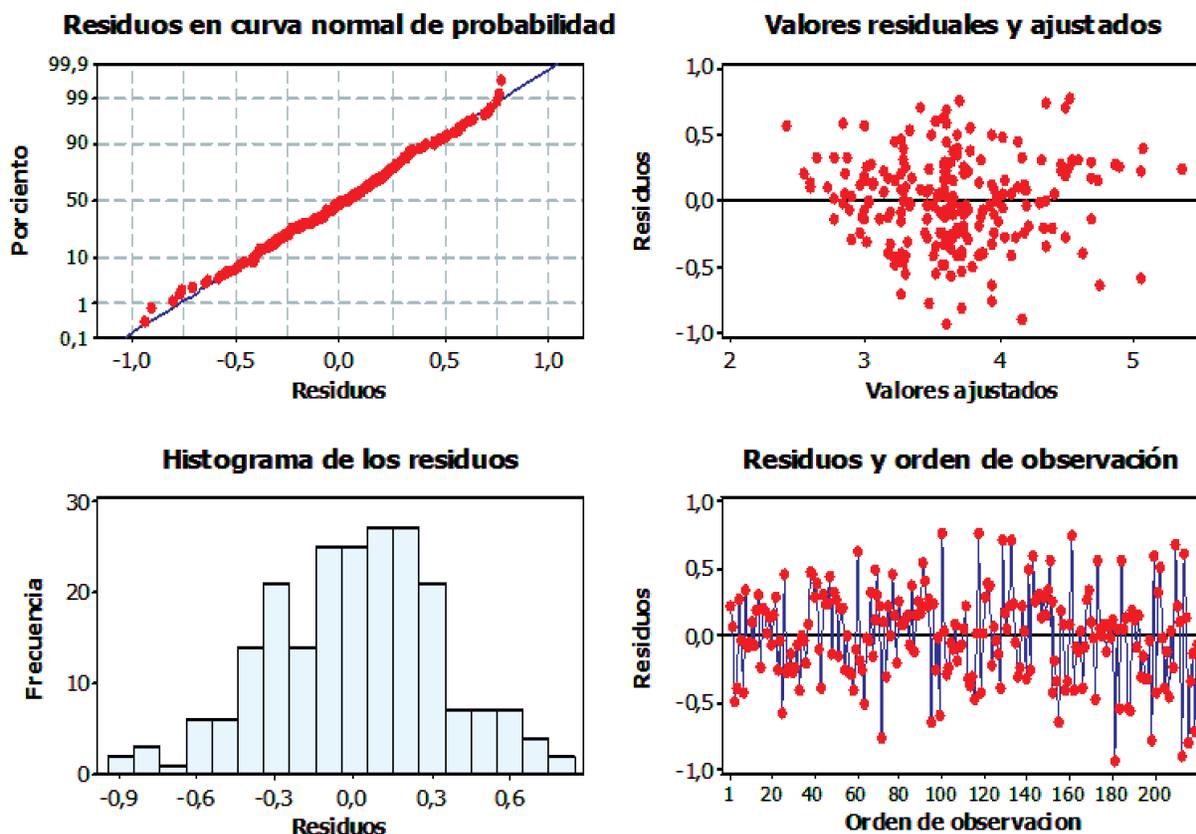


FIGURA 6. Análisis de los residuos del modelo.

TABLA 5. Comparación de varios modelos internacionales de RNA y el propuesto

Autores	Yang (2006)	Kişı y Öztürk (2007)	Wang <i>et al.</i> (2008)	Méndez <i>et al.</i> (2011)
Alcance	Territorial	California	Ouagadougou	Territorial
País	EUA	EUA	Burkina Faso	Cuba
Topología	3,5,1	4,5,1	3,10,1	7,6,4,1
Relación con la FAO-PM	$y=0,840x+0,36$	$y=0,819x+0,292$	$Y=0,823x+0,415$	$y=0,840x+0,487$
EMA [mm·d ⁻¹]	0,254	0,225	0,235	0,273
EMC [mm ² ·d ²]	0,101	0,098	0,037	0,118
REMC [mm·d ⁻¹]	0,318	0,313	0,192	0,344
R ²	0,700	0,970	0,910	0,718

CONCLUSIONES

- El desarrollo de un modelo por medio redes neuronales artificiales (MRNA), de un comportamiento *espacialmente exhaustivo*, permite mejorar las estimaciones de la evapotranspiración de referencia hasta un 86% de precisión, con un error relativo de un 14%.
- La evaluación de los modelos mediante proceso de validación realizado, muestran adecuada correspondencia con los datos control e indican que los resultados son aceptables.

- La implementación de los procedimientos para la estimación evapotranspiración de referencia en Cuba, mediante redes neuronales artificiales proporcionan una representación de la dinámica espacio - temporal de la *ET_o*, útil para la evaluación de áreas con amenaza de sequía agrícola, regionalización de zonas climáticas, agro - ecológicas y posibilita la simulación de diferentes escenarios para: el reordenamiento territorial, estimación de los rendimientos agrícolas, estudios de la degradación de los suelos y ecosistemas frágiles y la planificación de recursos hídricos con fines de regadíos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D.; SMITH, M.: *Evapotranspiración del cultivo: Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos, [en línea]*, ser. Estudio FAO Riego y Drenaje, no. ser. 56, Ed. FAO, Roma, Italy, 298 p., 2006, ISBN: 92-5-304219-2, Disponible en: <http://www.fao.org/docrep/009/x0490s/x0490s00.htm>, [Consulta: 30 de mayo de 2017].
- BENNETT, T.J.: “A Coupled Atmosphere-Sea Ice Model Study of the Role of Sea Ice in Climatic Predictability”, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 39(7): 1456-1465, 1 de julio de 1982, ISSN: 0022-4928, DOI: 10.1175/1520-0469(1982)039<1456:ACASIM>2.0.CO;2.
- BISHT, G.; VENTURINI, V.; ISLAM, S.; JIANG, L.: “Estimation of the net radiation using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data for clear sky days”, *Remote Sensing of Environment*, 97(1): 52-67, 15 de julio de 2005, ISSN: 0034-4257, DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.014.
- HONGXING, L.; PHILIP, C.; HAN-PANG, H.: *Fuzzy Neural Intelligent Systems: Mathematical Foundation and the Applications in Engineering, [en línea]*, Ed. CRC Press, Boca Raton, Fla., 371 p., 2001, ISBN: 978-0-8493-2360-7, Disponible en: <https://www.amazon.com/Fuzzy-Neural-Intelligent-Systems-Mathematical/dp/0849323606>, [Consulta: 31 de agosto de 2017].
- IPCC (GRUPO INTERGUBERNAMENTAL DE EXPERTOS SOBRE EL CAMBIO CLIMÁTICO): *Cambio climático 2007: Informe de síntesis*, Pachauri, R.K. y Reisinger, A. (eds.), Ed. IPCC, 1.ª ed., Ginebra, Suiza, 104 p., 2007, ISBN: 92-9169-322-7.
- JENSEN, J.R.: *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*, no. solc. G70.4.J46 1996, ser. Prentice Hall series in geographic information science, Ed. Prentice Hall, 2.ª ed., Upper Saddle River, N.J., 316 p., 1996, ISBN: 978-0-13-205840-7.
- KIŞI, Ö.; ÖZTÜRK, Ö.: “Adaptive Neurofuzzy Computing Technique for Evapotranspiration Estimation”, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4): 368-379, 1 de agosto de 2007, ISSN: 0733-9437, 1943-4774, DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9437(2007)133:4(368).
- KUMAR, M.; RAGHUWANSHI, N.S.; SINGH, R.; WALLENDER, W.W.; PRUITT, W.O.: “Estimating Evapotranspiration using Artificial Neural Network”, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 128(4): 224-233, 1 de agosto de 2002, ISSN: 0733-9437, 1943-4774, DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9437(2002)128:4(224).
- LÓPEZ, T.: *Caracterización del movimiento del agua en suelos irrigados del sur de La Habana: contribución metodológica al procedimiento actual para la determinación de los balances hídricos*, Instituto de Investigaciones de Riego y Drenaje, Tesis de Doctorado, La Habana, Cuba, 108 p., 2001.
- MÉNDEZ, A.A.; VENUS, V.: “Estimación de la temperatura ambiental a escala regional mediante procesamiento de imágenes de satélites”, *Ciencias de la Tierra y el Espacio*, 7: 10-20, 2006, ISSN: 1729-3790.
- NIEMELA, S.; RAISANEN, P.; SAVIJARVI, H.: “Comparison of surface radiative flux parameterizations Part II. Shortwave radiation”, *Atmospheric Research*, 58: 141-154, 2001, ISSN: 0169-8095.
- RAMÍREZ, E.A.: “La distribución de la evapotranspiración de referencia en Cuba”, *Ciencia y Técnica en la Agricultura. Riego y Drenaje*, 12(1): 85-92, 1989, ISSN: 1013-9850.
- STANCALIE, G.; PERDIGAO, A.; PESSANHA, L.: “Possibilities of deriving some useful agrometeorological parameters from the remotely sensed data-from current and new sensors-with the integration with other sources of information”, [en línea], En: *Meteorological Applications for Agriculture*, Ed. 3rd Management Committee and the Working Groups, Budapest, Hungary, p. 40, 2001, Disponible en: <http://agromet-cost.bo.ibimet.cnr.it/index.php?id=109>, [Consulta: 30 de agosto de 2017].
- WANG, Y.-M.; TRAORE, S.; KERH, T.: “Neural network approach for estimating reference evapotranspiration from limited climatic data in Burkina Faso”, *WSEAS Transactions on Computers*, 7(6): 704-713, 2008, ISSN: 1109-2750.
- YANG, F.: *Estimate evapotranspiration from remote sensing data an artificial neural network approach, [en línea]*, no. CS539, Inst. University of Wisconsin Madison, Artificial Neural Network and Fuzzy Logic Final Project, USA, 2006, Disponible en: <http://www.library.wisc.edu/>, [Consulta: 19 de julio de 2016].
- ZAMORA, H.E.; CHATERLÁN, D.Y.: “Estudios sobre evapotranspiración de referencia en Cuba”, *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 10(3): 87-90, 2001, ISSN: 1010-2760, 2071-0054.

Recibido: 10/09/2016.

Aprobado: 31/07/2017.

Alberto A. Méndez-Jocik, Inv. Instituto de Investigaciones de Ingeniería Agrícola (IAgric), Carretera de Fontanar, km. 2½, Reparto Abel Santamaría, Boyeros, La Habana, Cuba, Teléf.: (53) (7) 645-1731 y 645-1353, Correo electrónico: dptoambiente6@iagric.cu

Daniel Ponce de León-Lima, Correo electrónico: dponcelima@gmail.com

Nota: La mención de marcas comerciales de equipos, instrumentos o materiales específicos obedece a propósitos de identificación, no existiendo ningún compromiso promocional con relación a los mismos, ni por los autores ni por el editor.