

Análisis en series de tiempo para el pronóstico de sequía en la región noroeste del estado de Chihuahua

Time series analysis to forecast drought in the northwest side of Chihuahua, Mexico

Daniel Villazón-Bustillos^{1*}, Héctor Osbaldo Rubio-Arias¹, Juan Ángel Ortega-Gutiérrez¹, Marusia Rentería-Villalobos¹, Luis Carlos González-Gurrola², Adán Pinales-Munguía²

¹ Facultad de Zootecnia y Ecología de la Universidad Autónoma de Chihuahua. Periférico Francisco R. Almada Km. 1. Carretera Chihuahua-Cuauhtémoc CP. 31453, Chihuahua, Chihuahua, México.

² Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Chihuahua

*Autor de correspondencia: lacuentadevillazon@hotmail.com

Artículo científico recibido: 29 de abril de 2015, **aceptado:** 21 de octubre de 2015

RESUMEN. En el 2011 se presentó una de las sequías más devastadoras en el norte de México que afectó de forma negativa las actividades del sector productivo. Por lo anterior, el objetivo del presente trabajo fue pronosticar el próximo evento de sequía en el noroeste del estado de Chihuahua, México. Se utilizó información de 40 años de cuatro estaciones meteorológicas. Se empleó el modelo ARIMA con estacionalidad de nueve años, y redes neuronales artificiales con 50 neuronas y 24 retardos. Se simuló la precipitación del 2000 al 2012 y se pronosticó del 2013 al 2024. Para la estación Abraham González se pronostica que para el 2019 y 2022 se presentará una precipitación menor a 200 mm. En tanto que en la estación Bachíniva para el 2019 se presentará una precipitación de 140 mm. Mientras que en la estación Cuauhtémoc se pronostica que para el 2020 se presente una precipitación de alrededor de 200 mm. Por su parte en la estación Namiquipa, se pronostica una precipitación cercana a los 160 mm para el 2018. Se concluye que entre el 2018 y 2019, ocurrirá una sequía de moderada a severa en la región noroeste del estado de Chihuahua.

Palabras clave: Sequía, modelos ARIMA, redes neuronales NARX, pronóstico

ABSTRACT. In 2011 it was presented one of the most devastating droughts in northern Mexico that seriously affected the activities of the productive sector. The aim of this study was to predict the next event of drought in the northwest region of the state of Chihuahua, Mexico. Information of 40 years was used in four weather stations. The ARIMA models with nine years seasonality were used, and artificial neural networks with 50 neurons and 24 delays were used. Precipitation from 2000 to 2012 was simulated and predicted from 2013 to 2024. For the Abraham Gonzalez station is forecasted for 2019 and 2022 less than 200 mm precipitation will occur. While in the Bachíniva station is forecasted for 2019 about 140 mm precipitation. While at the station Cuauhtemoc is forecasted for 2020 a rainfall of about 200 mm. While in Namiquipa station, a precipitation of around 160 mm is forecasted for 2018. It concludes that between 2018 and 2019, a between moderately and severe drought will occur in the northwestern region of the state of Chihuahua.

Key words: Drought, ARIMA models, NARX neural networks, forecast

INTRODUCCIÓN

Los ciclos de sequía siempre han estado presentes en diversas regiones del planeta, los cuales se han incrementado debido al calentamiento global (Dai 2012). Esta tendencia es más marcada en las regiones áridas y semiáridas, donde los efectos se magnifican con la pérdida de la cobertura vegetal y la posterior erosión del suelo, haciendo difícil y costosa la recuperación de especies arbóreas, arbus-

tivas y pastizales (Yao *et al.* 2006). Desde 1950, la precipitación, radiación superficial, humedad y otras variables relacionadas con la intensidad de la sequía, han descendido debido al incremento del CO₂ y otros gases de efecto invernadero (Wild *et al.* 2008). Observándose en el 2011, una de las sequías más prolongadas en el estado de Chihuahua (Seager *et al.* 2013), en la que un gran número de agricultores de temporal perdieron sus cosechas,

mientras que los ganaderos tuvieron que reducir el tamaño de su hato ganadero, por desabasto de pastura (SAGARPA 2011).

En el estado de Chihuahua son pocos los estudios que se han desarrollado para predecir el comportamiento de la precipitación. Dentro de los cuales se encuentra el trabajo de Núñez-López *et al.* (2014) quienes encontraron que en la cuenca del río Conchos, de junio a septiembre, se presenta la máxima precipitación en las zonas de mayor altitud, la cual decrece con la altitud del relieve. En otro estudio Núñez-López *et al.* (2007) caracterizaron los principales eventos de sequía meteorológica que afectaron al estado de Chihuahua de 1970 a 2004. Por lo anterior, el objetivo del presente estudio, fue aplicar los modelos en series de tiempo ARIMA y de redes neuronales NARX para analizar los patrones de precipitación pluvial, observar las ventajas y desventajas de cada método, para predecir el próximo evento de sequía y su permanencia en la región noroeste del estado de Chihuahua.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para el análisis de la precipitación, se seleccionaron cuatro estaciones meteorológicas, localizadas en los poblados de Abraham González, Bachíniva, Cuauhtémoc y Namiquipa en el estado de Chihuahua, México, con registros de 40 años. La ciudad de Cuauhtémoc está ubicada a 28° 24' LN y 106° 24' LO, a una altura de 2 063 msnm, presenta clima templado semiseco, con temperatura máxima media de 23 °C y precipitación media anual de 550 mm. Mientras que Bachíniva se ubica a 28° 48' LN y 107° 15' LO, a una altura de 2 020 msnm, presenta clima templado semihúmedo extremo, con temperatura máxima de 36 °C y precipitación media anual de 470 mm. En tanto que Namiquipa se ubica a 29° 15' LN y 107° 24' LO, a una altura de 1 836 msnm, presenta clima semiseco templado, con temperatura máxima de 38 °C y precipitación media anual de 500 mm y Abraham González se ubica a 29° 43' LN y 107° 49' LO, a una altura de 2 040 msnm, con clima semifrío semiárido, temperatura máxima de 34 °C y precipitación media anual de

757 mm (INEGI 2010). Debido a la gran cantidad de meses sin lluvia en la región de estudio, se decidió utilizar para el análisis sólo los meses de julio, agosto y septiembre (Thomey *et al.* 2011), en los que se concentra más del 80 % de la precipitación anual del estado.

Modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) para series de tiempo

Estos modelos son una combinación de los procesos auto-regresivos (AR) y de medias móviles (MA) aplicado a las series de datos no estacionarios. El modelo general no estacional ARIMA-(p,d,q), AR-(p) se refiere al orden de la parte auto-regresiva, mientras que I-(d) es el grado de diferenciación involucrada y MA-(q) es el orden de las partes de medias móviles. La ecuación para el modelo más simplificado de ARIMA-(p,d,q) es:

$$[1 - \varphi_1(B) - \varphi_2(B)^2 - \dots - \varphi_p(B)^p] * X_t$$

$$= c + [1 - \Theta_1(B) - \Theta_2(B)^2 - \dots - \Theta_p(B)^p] * e_t$$

en forma general es

$$\varphi_1(B)X_t = c + \Theta_1(B)e_t$$

Donde el parámetro φ_i se refiere al i -ésimo término autorregresivo y Θ_i es el i -ésimo término de medias móviles, c es el promedio del modelo, e_t es la media del error para un tiempo t , BP se refiere al p -ésimo operador de retraso, y X_t es el valor de series de tiempo t . La sección estacional es una extensión del método ARIMA y donde se repite un parámetro en el tiempo. En adición a los parámetros no estacionales, los parámetros estacionales deben definirse en función de un retraso específico. Complementando al modelo no estacional ARIMA-(p,d,q), se pueden identificar los parámetros estacionales (P,D,Q). La forma general es ARIMA-(p,d,q) (P, D, Q)^S con notación

$$\Phi_{AR}(B)SAR(B^s)(1 - B^s)^D X_t$$

$$= c + \Theta_{MA}(B)\Theta_{SMA}(B^s)e^t$$

Donde la variable s es el número de períodos por estación, Θ_{AR} el parámetro auto-regresivo no estacional, Θ_{SAR} hace referencia al parámetro auto-regresivo estacional, Θ_{MA} es el parámetro de medias móviles no estacional y Θ_{SMA} hace referencia al parámetro de medias móviles estacional. En la identificación de estos patrones están involucradas las fases de identificación, estimación de parámetros, pruebas de diagnóstico y pronóstico. Una vez que se ha seleccionado un modelo tentativo, se procede al cálculo de los parámetros del modelo basado en estimadores de mínimos cuadrados.

Modelos no lineales autorregresivos con entrada exógena (NARX) mediante redes neuronales recurrentes

Las redes neuronales se utilizan para modelar sistemas dinámicos no lineales con incertidumbre, como se presenta en la información de la precipitación mediante series de tiempo (Luo et al. 2010). Las redes NARX son redes dinámicas recurrentes, basadas en el modelo no lineal ARX (Amani et al. 2011). El valor próximo de la señal de salida dependiente $y(t)$, se retroalimenta con los últimos n_x valores de la señal de entrada independiente y n_y es el orden dinámico de las entradas y salidas del modelo en NARX.

La notación matemática del modelo NARX es:

$$y(t) = f\{y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-n_x)\}$$

Una red neuronal NARX puede ser implementada en dos tipos de configuraciones denominadas paralela y serie-paralela. En este trabajo se utilizó la configuración en paralelo de una red entrenada, para generar la operación de paso múltiple en la predicción de varios muestreos futuros.

Análisis Estadístico

Mediante el programa computacional Minitab 16, se analizó la estacionalidad de los datos y los patrones presentados en las gráficas de auto

correlación y parciales. Para luego realizar modelos con períodos estacionales entre siete y 10 años. La estacionalidad de nueve años fue la que presentó modelos válidos con los menores valores del cuadrado medio del error (CME). Los criterios de validación de los modelos ARIMA fueron los valores probabilísticos de los parámetros estimados, los estadísticos Box-Pierce de distribución Chi-cuadrada y la distribución gaussiana de los valores residuales. Para la simulación de la precipitación mediante redes neuronales artificiales, se seleccionó la arquitectura de redes NARX, que el programa computacional Matlab 12 utiliza para modelar series de tiempo. Se seleccionaron 50 neuronas, ya que la simulación con más de 60 neuronas hace lento el procedimiento de entrenamiento. Para obtener un menor valor del CME se seleccionó un retardo de 24 muestras, lo que corresponde a ocho años de reconocimiento de información previa a la simulación. Una de las desventajas en el uso de las redes neuronales artificiales para la simulación de sistemas, es el problema de sobre entrenamiento, debido a que si se implementan demasiados ciclos de entrenamiento, las redes empiezan a memorizar la secuencia de la serie, perdiendo de vista los patrones generales de comportamiento. Considerando el hecho de que los eventos de sequía ocurren en intervalos entre siete y 11 años (Andreadis y Lettenmaier 2006), se estableció la simulación de la precipitación con pronósticos de 12 años. Los criterios de validación de los modelos con redes NARX se establecieron con la correlación entre los errores de predicción y los errores de correlación cruzada, que deben permanecer dentro de los límites del 95 % de confianza.

RESULTADOS

Para la comunidad de Abraham González se obtuvo el modelo ARIMA (011)(211)²⁷ con nueve años de estacionalidad con cuadrado medio del error (CME) de 1 669, lo que corresponde a un error de predicción de 40.85 mm. También se modeló con ocho años de estacionalidad, pero el CME que se obtuvo fue de 1 804. Se intentó modelar con siete, 10 y 11 años de estacionalidad, pero no se obtu-

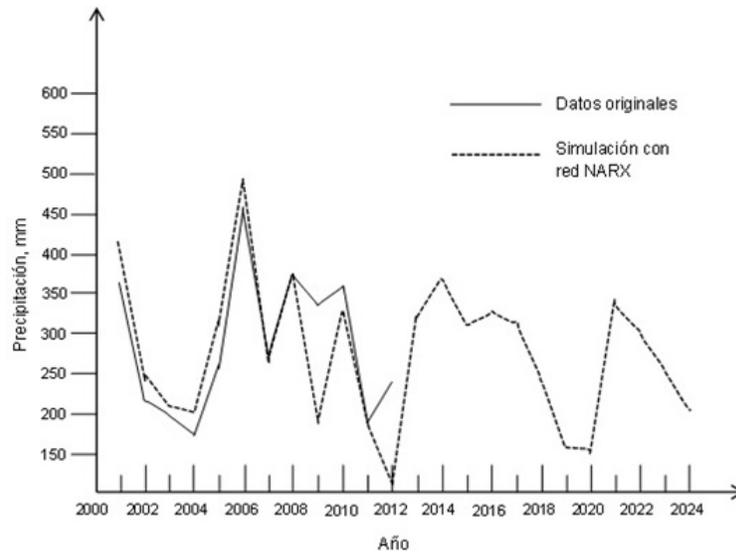


Figura 1. Datos originales de precipitación y la simulación mediante un modelo NARX de 50 neuronas y 24 retardos en el pronóstico de la precipitación en el poblado de Abraham González.

vieron modelos válidos. Analizando la secuencia en series de tiempo, fue posible apreciar que para el 2019 y 2022 se presentará una precipitación menor de 200 mm. En el análisis mediante redes NARX, se obtuvo un modelo con 50 neuronas y 24 retardos, correspondiente a un período de ocho años (Figura 1). El valor del CME fue de 29.68, que corresponde a un error de predicción de 5.45 mm.

Para la localidad de Bachíniva, se obtuvo el modelo ARIMA (011)(111)²⁷ con CME igual a 3 187, que corresponde a un error de predicción de 56.45 mm. Analizando la secuencia en serie de tiempo, se observó que para el 2019, se presentará una precipitación de 140 mm. En el análisis mediante redes NARX, el modelo con 50 neuronas y 24 retardos presentó un CME igual a 5.54, que corresponde a un error de predicción 2.35 mm. En la Figura 2 se observa un descenso en la precipitación alrededor de los 70 mm para el 2019 y de 94 mm para el 2021.

Para la zona de Cuauhtémoc se obtuvo el modelo ARIMA (111)(212)²⁷ con un CME de 1 706, lo cual corresponde a un error de predicción de 41.30 mm; analizando la secuencia en serie de tiempo, se observó que en el 2020, se presentará

una precipitación aproximada de 220 mm. Las redes NARX presentaron un modelo con 50 neuronas y 24 retardos, con un CME igual a 147.8, que corresponde a un error de predicción menor a 12.16 mm. En la Figura 3 se aprecia un descenso de la precipitación de 200 mm para el 2019.

Para el poblado de Namiquipa se obtuvo el modelo ARIMA (011)(111)²⁷ con CME de 1 843, lo cual corresponde a un error de predicción de 42.93 mm. En la secuencia en serie de tiempo, se observa que para el 2018 se presentará una precipitación cercana a los 160 mm, mientras que para el 2021 será de 177 mm. Con las redes NARX se logró un modelo de 50 neuronas y 24 retardos con un CME de 36.15, que corresponde a un error de predicción de 6.01 mm. En la Figura 4 se nota un descenso en la precipitación menor de 200 mm para el 2018 y 2019. En el poblado Abraham González en el 2019 ocurrirá el próximo evento de sequía (Tabla 1). Mientras que en el poblado de Bachíniva se pronostica que el próximo evento de sequía ocurrirá en el 2019. En tanto que en ciudad Cuauhtémoc el modelo ARIMA pronostica la próxima sequía para el 2020, mientras que mediante redes NARX la sequía se pronostica para el 2019. En tanto que para el

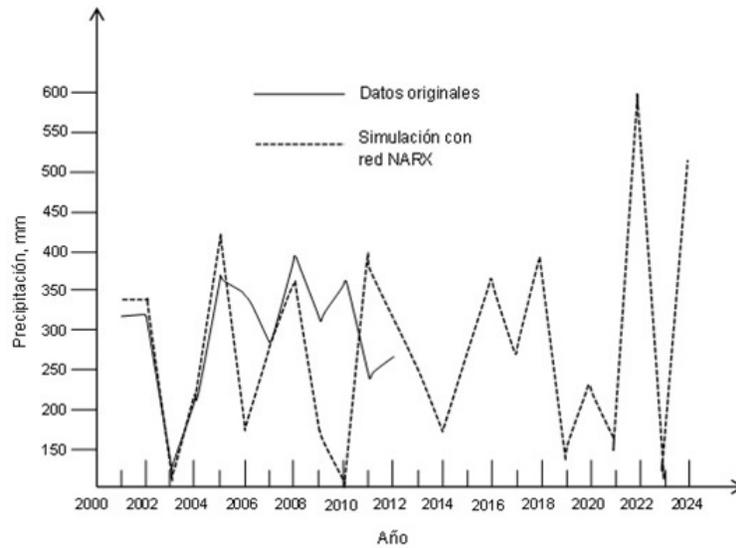


Figura 2. Datos originales de la precipitación y la simulación mediante un modelo NARX de 50 neuronas y 24 retardos en el pronóstico de la precipitación en el poblado de Bachíniva.

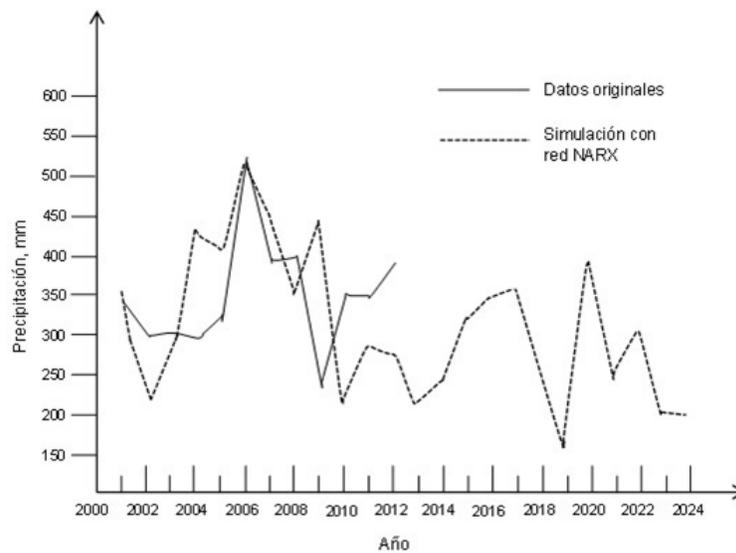


Figura 3. Datos originales de la precipitación y la simulación mediante un modelo NARX de 50 neuronas y 24 retardos en el pronóstico de la precipitación en ciudad Cuauhtémoc.

poblado de Namiquipa se pronostica la sequía para el 2018.

En la Figura 5 se presenta la gráfica del promedio de los modelos, con el propósito de inferir cuál será el mejor pronóstico del próximo evento de sequía en la región noroeste del estado de Chi-

huahua. De acuerdo con estos resultados, se espera un evento de sequía que inicié en el 2019 y terminé en el 2021, con una precipitación menor de 250 mm.

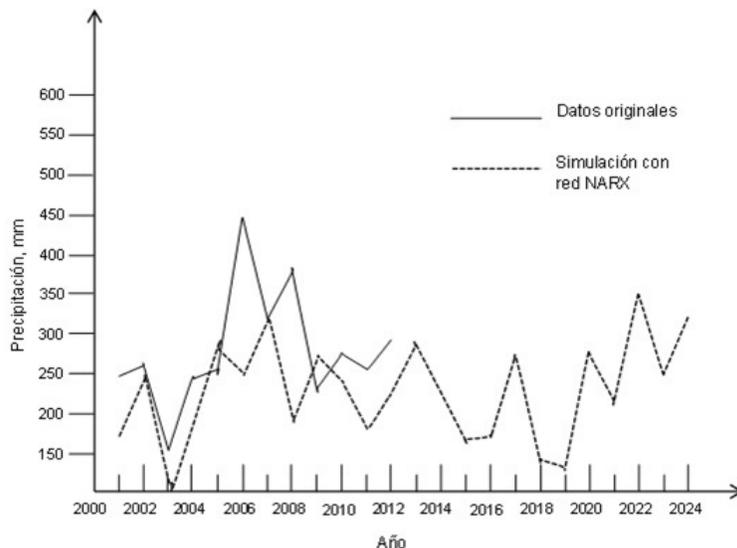


Figura 4. Datos originales de la precipitación y la simulación mediante un modelo NARX de 50 neuronas y 24 retardos en el pronóstico de la precipitación en el poblado de Namiquipa.

Tabla 1. Pronóstico del año de inicio del próximo evento de sequía con los modelos ARIMA y redes neuronales NARX para series de tiempo.

Poblado	Herramienta estadística para pronóstico	
	Modelo ARIMA	Red neuronal NARX
Abraham González	2019	2019
Bachíniva	2019	2019
Cd. Cuauhtémoc	2020	2019
Namiquipa	2018	2018

DISCUSIÓN

Los parámetros de los ARIMA obtenidos fueron significativos a un nivel menor del 0.05, mientras que los residuales presentaron un comportamiento aleatorio con media cero, lo que indica que los modelos son adecuados para el pronóstico. El cuadrado medio del error fue de 1 669 a 3 187, lo que corresponde a un error de predicción entre 40.85 y 56.45 mm de precipitación. Los modelos NARX tuvieron un cuadrado medio del error adecuado que osciló entre 5.54 y 147.8, lo que corresponde a un error de predicción entre 2.35 y 12.16 mm. La variación entre los años de predicción sobre el próximo evento de sequía fue de dos

años para los modelos ARIMA, mientras que en los NARX fue de uno. Se espera la presencia de un evento de sequía con un espaciamiento entre ocho y nueve años con respecto al de 2010 (Tabla 1). Al respecto Zheng *et al.* (2010) al analizar datos de precipitación encontraron que en el 2018 ocurrirá un evento de sequía, mientras que Wasko y Sharma (2009) encontraron ciclos de periodicidad de 11 años, estableciendo un evento de sequía entre moderado y severo del 2018 al 2019. Por lo que la agricultura de temporal sería la actividad económica más afectada por la sequía, con pérdidas estimadas entre un 30 y 40 %, si se compara con los eventos de sequía del 2000 y 2010 (SAGARPA 2011), por lo que al respecto se requiere establecer medi-

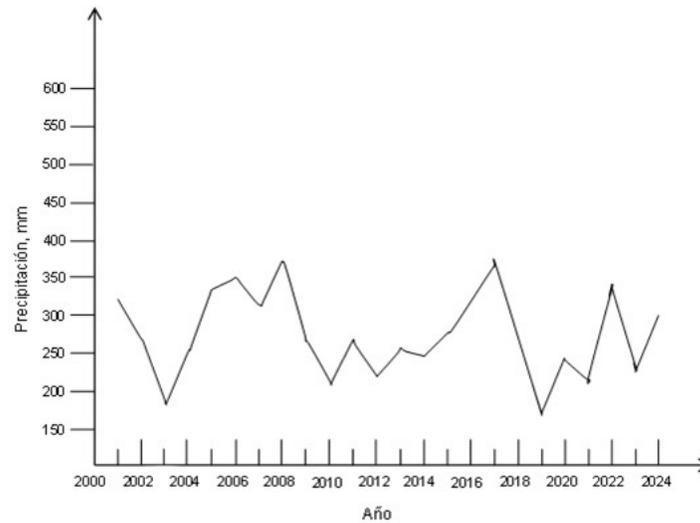


Figura 5. Simulación mediante el promedio de los Modelos ARIMA y NARX en el pronóstico del próximo evento de sequía en la región manzanera del noroeste del estado de Chihuahua, México.

das preventivas para reducir sus efectos (Wilhite et al. 2007). En particular, los agricultores de temporal afrontarán un enorme impacto económico, si se considera que la pérdida de cosecha no les permitirá preparar la siembra de la próxima temporada (Cueva et al. 2011).

Otra consecuencia relacionada con los eventos de sequía es el incremento de los incendios forestales, que podrían aumentar a partir del segundo año de sequía (Heyerdahl y Alvarado 2003, Román-Cuesta et al. 2003, Muñoz-Robles et al. 2005). De 1990 al 2000, los eventos de sequía se reflejaron en los niveles de almacenamiento de las presas del estado de Chihuahua, en donde se redujo su almacenamiento a valores menores del 10 % de su capacidad (Nuñez-López et al. 2007), lo que causó sobre explotación de los acuíferos de uso agrícola, pecuario y urbano (Sisto et al. 2011). Al respecto García-Peña et al. (2013) pronostican que para el 2025 el estado de Chihuahua tendrá una presión muy fuerte sobre el uso del agua subterránea, originada por el crecimiento de áreas urbanas y por la consolidación de usos de suelo no sustentables en zonas rurales y probablemente la sequía pronosticada para el 2019 podría adelantar los acontecimientos. En trabajos futuros, se proponen

el análisis de la precipitación mediante la técnica de la descomposición del modo empírico (Zheng et al. 2010), la aplicación de técnicas conjuntas como las de redes neuronales junto con wavelets para mejorar el ajuste de los datos (Kim y Valdés 2003) y el de los estudios que relacionan a los ciclos solares con la aparición de los eventos de sequía (Landscheidt 2003, Cook et al. 1997).

CONCLUSIONES

Las redes neuronales artificiales NARX tuvieron mayor precisión debido a su error de predicción. Sin embargo, estas son más difíciles de modelar, debido a que no existe una pauta para el cálculo del número de neuronas y de retardos de los valores de condiciones iniciales. Tanto el porcentaje de validación ante el reconocimiento de patrones como el número de entrenamientos de la red NARX, se convirtieron en parámetros de diseño. Por su parte, los modelos ARIMA presentaron comportamientos más estables para el pronóstico de la precipitación. En ambos casos, se encontró que entre el 2018 y 2019 ocurrirá un evento de sequía, con una duración de tres años.

LITERATURA CITADA

- Amani P, Kihl M, Robertsson A (2011) Multi-step ahead response time prediction for single queuing systems. Institute of Electrical and Electronics Engineers Symposium Computers and Communications 11: 950-955.
- Andreadis KM, Lettenmaier DP (2006) Trends in 20th century drought over the continental United States. Geophysical Research Letters 33: 985-1001.
- Cook ER, Meko DM, Stockton CW (1997) A new assessment of possible solar and lunar forcing of the bidecadal drought rhythm in the western United States. Journal of Climate 10: 1343-1356.
- Cueva TE, Few R, Mercado A (2011) Afrontando el cambio climático y los riesgos contra la salud: respuestas en la Sierra Tarahumara. Estudios Demográficos y Urbanos 26: 671-708.
- Dai A (2012) Increasing drought under global warming in observations and models. Nature Climate Change 3: 52-58.
- García-Peña AK, Ojeda-Ramírez LA, Pére-Galdeán G, Servin-Cropus Y, Alatorre-Cejudo LC (2013) Evaluación de las extracciones de agua subterránea por métodos indirectos en la región de Cuauhtémoc, Chihuahua, México: aplicando la teledetección y SIG. Revista Latinoamericana de Recursos Naturales 9: 141-149.
- Heyerdahl EK, Alvarado E (2003) Influence of climate and land use on historical surface fires in pine-oak forests, Sierra Madre Occidental, Mexico. 1st Edition. Springer Verlag. New York, USA. 196p.
- Kim T, Valdés J (2003) Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. Journal of Hydrology Engineering 8: 319-328
- INEGI (2010) Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Aguascalientes, México. <http://mapserver.inegi.org.mx/ambiental>. Fecha de consulta 15 de noviembre 2014.
- Landscheidt T (2003) Long-range forecast of United States drought based on solar activity. <http://www.john-daly.com/solar/US-drought.htm>. Fecha de consulta 14 de febrero de 2014.
- Luo F, Wu Ch, Wu J (2010) A novel neural network ensemble model based on sample reconstruction and projection pursuit for rainfall forecasting. Natural computational Sixth International Conference Yantai China 6: 32-35.
- Muñoz-Robles CA, Treviño-Garza EJ, Verástegui-Chávez J, Jiménez-Pérez J, Aguirre-Calderón OA (2005) Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación del peligro de incendios forestales en la Sierra Madre Oriental de México. Investigaciones Geográficas 56: 101-117.
- Núñez-López D, Muñoz-Robles CA, Reyes-Gómez V, Velasco-Velasco I, Gadsden-Esparza H (2007) Caracterización de la sequía a diversas escalas de tiempo en Chihuahua, México. Agrociencia 41: 253-262.
- Núñez-López D, Treviño-Garza EJ, Reyes-Gómez VM, Muñoz-Robles C, Aguirre-Calderón O, Jiménez-Pérez J (2014) Uso de modelos de regresión para interpolar espacialmente la precipitación media mensual en la cuenca del Río Conchos. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas 5: 201-213.
- Román-Cuesta RM, Gracia M, Retana J (2003) Environmental and human factors influencing fire trends in ENSO and non-ENSO years in tropical Mexico. Ecological Applications 13: 1177-1192.
- SAGARPA (2011) Secretaría de Agricultura Ganadería y Pesca. México D. F. <http://www.siap.gob.mx/cierre-de-la-produccion-agricola-por-estado>. Fecha de consulta 18 de enero 2014.
- Seager R, Goddard L, Nakamura J, Henderson N, Lee D (2013) Dynamical causes of the 2010/2011 Texas, northern Mexico drought. Journal of Hydrometeorology 10: 11-75.

- Sisto NP, Guajardo-Quiroga R, Aguilar-Barajas I (2011) Estimación de los impactos económicos de una sequía. *Tecnología y Ciencias del Agua* 2: 111-123.
- Thomey ML, Collins SL, Vargas R, Johnson JE, Brown RF, Natvig DO, *et al.* (2011) Effect of precipitation variability on net primary production and soil respiration in a Chihuahuan Desert grassland. *Global Change Biology* 17: 1505-1515.
- Wasko CD, Sharma A (2009) Assessing the impact of the 11-year solar cycle on drought in Australia. 18Th International Congress on Modelling and Simulation Cairns. Australia 18: 2590-2596.
- Wild M, Grieser J, Schär C (2008) Combined surface solar brightening and increasing greenhouse effect support recent intensification of the global land-based hydrological cycle. *Geophysical Research Letters* 35: 1-5.
- Wilhite DA, Svoboda MD, Hayes MJ (2007) Understanding the complex impacts of drought: A key to enhancing drought mitigation and preparedness. *Water Resources Management* 21: 763-774.
- Yao J, Peters D, Havstad K, Gibbens R, Herrick J (2006) Multi-scale factors and long-term responses of Chihuahuan desert grasses to drought. *Landscape Ecology* 21: 1217-1231.
- Zheng ZQ, Fan LS, Liu HP (2010) The analysis and predictions of agricultural drought trend in Guangdong province based on empirical model decomposition. *Journal of Agricultural Science* 12: 169-174.

