

# PRONÓSTICO DE SEQUÍAS METEOROLÓGICAS CON FILTRO DE KALMAN DISCRETO EN LA CUENCA DEL RÍO FUERTE, MÉXICO

## METEOROLOGICAL DROUGHT FORECASTING USING DISCRETE KALMAN FILTER IN THE FUERTE RIVER WATERSHED, MEXICO

Mónica Castillo-Castillo<sup>1</sup>, Laura A. Ibáñez-Castillo<sup>1</sup>, Juan B. Valdés<sup>2</sup>, Ramón Arteaga-Ramírez<sup>1</sup>, Mario A. Vázquez-Peña<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. 56230. Chapingo, Estado de México (libacas@gmail.com). <sup>2</sup>Department of Hydrology and Water Resources, The University of Arizona at Tucson.

### RESUMEN

El monitoreo y pronóstico de sequías es importante para evaluar riesgos, tomar decisiones, acciones efectivas y oportunas para evitar y reducir sus efectos negativos. Por lo tanto, el objetivo de este estudio fue realizar el pronóstico de los índices de sequía SPI (Standard Precipitation Index) y SPEI (Standard Precipitation Evapotranspiration Index) para 14 estaciones meteorológicas de la cuenca del río Fuerte en el Noroeste de México. La hipótesis fue que es posible lograr tal objetivo mediante la implementación del algoritmo del filtro de Kalman discreto (DKF). La cuenca del río Fuerte, Sinaloa, México, es importante por su producción agrícola y por su generación de energía hidroeléctrica. El pronóstico de los índices de sequía SPI y SPEI se realizó para escalas temporales (duraciones de sequías) de 3, 6, 12 y 24 meses, durante el periodo 1961-2011, y con 1, 2, 3 y 4 meses de anticipación. Dos modelos se implementaron utilizando el filtro de Kalman Discreto: un autorregresivo de segundo orden (DKF-AR2), y un autorregresivo de segundo orden con entrada exógena (DKF-ARX). Las variables climáticas probadas como exógenas fueron la precipitación (Pt), las temperaturas máximas y mínimas (Tmax y Tmin) y la evapotranspiración de referencia (ET<sub>0</sub>); la variable exógena precipitación, Pt, presentó mejores resultados. La metodología DKF-AR2 presentó el mejor resultado en el pronóstico de los índices para seis estaciones localizadas en la parte alta de la cuenca, con predominancia de climas templados y semifríos. La metodología DKF-ARX-Pt fue mejor en las ocho estaciones restantes de la parte media y baja, ubicadas en climas cálidos. Los mejores pronósticos se obtuvieron para escalas (duraciones de sequías) de 12 y 24 meses, y el pronóstico de SPEI fue mejor que el de SPI. Los

### ABSTRACT

The monitoring and forecasting of droughts are important to evaluate risks, take decisions, as well as undertake effective and timely actions to avoid and reduce their negative effects. Therefore, the objective of this study was to forecast the SPI (Standard Precipitation Index) and SPEI (Standard Precipitation Evapotranspiration Index) drought indices for 14 meteorological stations in the Fuerte River watershed in northwest Mexico. Our hypothesis was that it is possible to achieve such objective through the implementation of the Discrete Kalman filter algorithm (DKF). The Fuerte River watershed, Sinaloa, Mexico, is important for its agricultural production and generation of hydroelectric power. We did the forecast of the SPI and SPEI drought indices for time scales (drought durations) of 3, 6, 12 and 24 months, during the period 1961-2011, and with 1, 2, 3 and 4 months in advance. Two models were implemented using the Discrete Kalman filter: a second-order autoregressive (DKF-AR2), and a second-order autoregressive with exogenous input (DKF-ARX). The climatic variables tested as exogenous were precipitation (Pt), maximum and minimum temperatures (Tmax and Tmin) and reference evapotranspiration (ET<sub>0</sub>); the exogenous variable precipitation, Pt, recorded better results. The DKF-AR2 methodology presented the best result in the forecast of the indices for six stations located in the upper part of the watershed, with predominance of temperate and semi-cold climates. The DKF-ARX-Pt methodology proved better in the remaining eight stations of the middle and lower parts, located in warm climates. The best forecasts were obtained for scales (drought durations) of 12 and 24 months, and the SPEI forecast was better than that of SPI. The Nash-Sutcliffe indices (E) for 12 and 24 months reached up to 0.92 and 0.96; in the case of 3 and 6 months, the Nash-Sutcliffe indices were approximately 0.5. The anticipation of the prognosis was better for 1 and 2 months.

\* Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: marzo, 2017. Aprobado: noviembre, 2017.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 52: 911-932. 2018.

**índices de Nash-Sutcliffe (E) para 12 y 24 meses llegaron a ser hasta de 0.92 y 0.96; en el caso de 3 y 6 meses, los índices de Nash-Sutcliffe fueron aproximadamente 0.5. La anticipación del pronóstico fue mejor para 1 y 2 meses.**

**Palabras clave:** filtro de Kalman Discreto, modelos autorregresivos, índices de sequía.

## INTRODUCCIÓN

Las sequías son un desastre ambiental y atraen la atención de ambientalistas, hidrólogos, meteorólogos, geólogos y científicos agrícolas. Las sequías ocurren en todas las zonas climáticas, tanto de mucha como de poca lluvia y están relacionadas con la reducción de lluvia sobre un periodo largo de tiempo, como una estación del año o un año entero (Mishra y Singh, 2010) o hasta 2 o 3 años. En años recientes hay una frecuencia mayor de valores extremos que causan sequías o inundaciones. La población ha crecido, la frontera agrícola ha aumentado o necesita crecer para producir los alimentos que demanda esa mayor población, se requiere una mayor producción de energía hidroeléctrica y el sector industrial demanda más agua, y el cambio climático también ha contribuido a la escasez de agua (Mishra y Singh, 2011).

El monitoreo y predicción de sequías es importante para evaluar riesgos, y tomar decisiones, acciones efectivas y oportunas para evitar y reducir sus efectos negativos. Una alerta anticipada de una sequía y con información sobre su intensidad, duración y extensión espacial es importante para establecer estrategias anticipadas de cómo enfrentar las sequías.

Dada la tendencia del incremento en la ocurrencia, intensidad y duración de los periodos secos en el mundo, es importante generar herramientas de pronóstico para estimar con anticipación el estado futuro de las condiciones hídricas. Las investigaciones del comportamiento de las sequías pueden ayudar en los planes de alerta a través de herramientas indirectas de pronóstico mediante los índices de sequía (Mishra and Singh, 2010; Al-Qinna *et al.*, 2011; Beguería *et al.*, 2014). Las sequías pueden ser de cuatro tipos: meteorológica, hidrológica, agrícola o socioeconómica (Mishra and Singh, 2010) y existen varios índices de sequía para cada una de ellas. Nuestro estudio se centra en las sequías meteorológicas, definida como una ausencia de precipitación sobre una región y la

**Keywords:** Discrete Kalman filter, autoregressive models, drought indices.

## INTRODUCTION

Droughts are an environmental disaster and attract the attention of environmentalists, hydrologists, meteorologists, geologists and agricultural scientists. Droughts occur in all climatic zones, both of high and low rainfall and are related to the reduction of rainfall over a long period, such as a season of the year or a whole year (Mishra and Singh, 2010) or up to 2 or 3 years.

In recent years, there is a higher frequency of extreme circumstances, which cause droughts or floods. The population has grown, the agricultural frontier has increased or needs to expand to produce the food that this larger population demands; more hydroelectric energy production is required and the industrial sector demands more water, and climate change has also contributed to the shortage of water (Mishra and Singh, 2011). The monitoring and prediction of droughts is important to evaluate risks, and take decisions, effective and timely actions to avoid and reduce their negative effects. An early warning of a drought and with information on its intensity, duration and spatial extent is important to establish anticipated strategies to deal with droughts.

Given the tendency of greater occurrence, intensity and duration of dry periods in the world, it is important to generate forecasting tools to estimate in advance the future state of water conditions. Research on drought behavior can help in developing warning plans through indirect forecast tools based on drought indices (Mishra and Singh, 2010, Al-Qinna *et al.*, 2011, Beguería *et al.*, 2014).

Droughts can be of four types: meteorological, hydrological, agricultural or socioeconomic (Mishra and Singh, 2010) and there are several drought indices for each of them. Our study focuses on meteorological droughts, defined as an absence of precipitation over a region, and the watershed under study is that of the Fuerte River, in northwest Mexico.

The study of droughts should at least have a phase of analysis of droughts through drought indices (Castillo *et al.*, 2017) and a forecast phase through several models. According to Mishra and Singh (2011), the main forecast models are: 1) linear regression, 2) time series, 3) probabilistic models,

cuenca de estudio es la cuenca del río Fuerte, en el Noroeste de México. El estudio de las sequías, al menos debería tener una fase de análisis de sequías a través de los índices de sequía (Castillo *et al.*, 2017) y una fase de pronóstico a través de varios modelos. Según Mishra and Singh (2011), los principales modelos de pronóstico son: 1) regresión lineal, 2) series de tiempo, 3) modelos probabilísticos, 4) redes neuronales artificiales, 5) modelos híbridos, y algunas técnicas novedosas como “minería de datos”. La sequía más estudiada es la meteorológica, quizá por la amplia disponibilidad de datos de precipitación en el mundo y entre los índices de sequía meteorológica más estudiados está el SPI (Standard Precipitation Index) y el SPEI (Standard Precipitation Evapotranspiration Index). Los siguientes estudios sobre pronóstico de sequías meteorológicas e hidrológicas con diversas técnicas son destacables: 1) Rhee e Im (2017), pronóstico de SPI y SPEI con “machine learning”; 2) Mossad and Alazba (2015), pronóstico de SPEI con series de tiempo AR y ARIMA; 3) Eicker *et al.* (2014) con el filtro de Kalman tipo “ensemble” para pronosticar balance hidrológico a grandes escalas territoriales; 4) Dehghani *et al.* (2014) realizando pronóstico de caudales con redes neuronales y simulación Monte Carlo; y, 5) Madadgar and Moradkhani (2013), pronóstico estacional de sequías hidrológicas, índice de caudal, con enfoque probabilístico.

En México hay pocos estudios sobre el pronóstico de sequías. Ravelo *et al.* (2014) estudiaron detección, evaluación y pronóstico de sequías en la región Organismo de Cuenca Pacífico Norte mediante redes neuronales, y concluyeron que en 2011 y 2012 se presentaron las sequías más severas. También hay estudios de pronóstico de caudales con el filtro de Kalman discreto en cuencas mexicanas (Morales *et al.*, 2014; González *et al.*, 2015). Además, Kim *et al.* (2002) analizaron sequías en la cuenca del río Conchos, pero no abordaron el pronóstico de sequías.

El objetivo del presente estudio fue realizar el pronóstico de los índices de sequía SPI y SPEI con 1, 2, 3 y 4 meses de anticipación para 14 estaciones meteorológicas de la cuenca del río Fuerte en el Noroeste de México. La hipótesis fue que es posible

4) artificial neural networks, 5) hybrid models, and some novel techniques such as “data mining”.

The most studied drought is meteorological, perhaps due to the wide availability of precipitation data in the world, and among the most studied meteorological drought indices are the SPI (Standard Precipitation Index) and the SPEI (Standard Precipitation Evapotranspiration Index). The following studies on forecasting of meteorological and hydrological droughts with diverse techniques are worth noting:

1) Rhee and Im (2017), forecast of SPI and SPEI with “machine learning”; 2) Mossad and Alazba (2015), SPEI forecast with time series AR and ARIMA; 3) Eicker *et al.* (2014) with the Kalman filter “ensemble” type to forecast hydrological balance at large territorial scales; 4) Dehghani *et al.* (2014) in making forecast of flows with neural networks and Monte Carlo simulation; and, 5) Madadgar and Moradkhani (2013), seasonal forecast of hydrological droughts, flow rate index, with probabilistic approach.

In Mexico there are few studies about the forecast of droughts. Ravelo *et al.* (2014) studied drought detection, evaluation and forecasting in the North Pacific Basin Agency region through neural networks and concluded that the most severe droughts occurred in 2011 and 2012. There are also flow forecast studies with the Discrete Kalman filter in Mexican watersheds (Morales *et al.*, 2014, González *et al.*, 2015). In addition, Kim *et al.* (2002) analyzed droughts in the Conchos river watershed but did not address the forecast of droughts.

The objective of the present study was to forecast the SPI and SPEI drought indices with 1, 2, 3 and 4 months in advance for 14 meteorological stations in the Fuerte River basin in northwest Mexico. The hypothesis was that it is possible to achieve this goal by implementing the algorithm of the Kalman filter in its discrete variant (DKF) together with a model of time series of the autoregressive type of second order and one with exogenous input, testing four climatic variables (precipitation, maximum and minimum temperatures, and reference evapotranspiration).

lograr tal objetivo mediante la implementación del algoritmo del filtro de Kalman en su variante Discreta (DKF) junto con un modelo de series de tiempo del tipo autorregresivo de segundo orden y uno con entrada exógena, probando cuatro variables climáticas (precipitación, temperaturas máximas y mínimas, y evapotranspiración de referencia).

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Descripción de la cuenca

La cuenca del río Fuerte se localiza en el Noroeste de México, en los estados de Sinaloa, Sonora, Durango y Chihuahua (Figura 1), como parte de la región hidrológica No. 10 Sinaloa, entre 25.68° y 28.24° N, y 106.12° a 109.43° O, con un área de 36 456 km<sup>2</sup>. Nace en la Sierra Madre Occidental y desemboca al norte de Sinaloa en el Golfo de California; en la parte alta de la cuenca está la etnia indígena Rarámuri y es una zona de alta marginación que en la última década tuvo graves problemas debido a la sequía, y en la parte media y baja está el Valle del Fuerte que es una importante zona agrícola de producción de granos y hortalizas para el mercado nacional e internacional. Las altitudes en la cuenca van de 3168 a -9 msnm (INEGI, 2014); su precipitación

## MATERIALS AND METHODS

### Description of the basin

The Fuerte river watershed is located in the northwest of Mexico, in the states of Sinaloa, Sonora, Durango and Chihuahua (Figure 1), as part of the hydrological region Number 10, Sinaloa, between 25.68° and 28.24° N, and 106.12° to 109.43° W, with an area of 36 456 km<sup>2</sup>. Altitudes in the watershed range from 3168 to -9 masl (INEGI, 2014); its average annual precipitation is 691 mL and average temperature of 19.4 °C, according to the climatological normal values of 14 stations within the watershed, from 1961 to 2011 (SMN, 2014).

The watershed is born in the Sierra Madre Occidental and flows into the north of Sinaloa in the Gulf of California. The Rarámuri indigenous ethnic group inhabits the upper part of the watershed; it is a zone of high marginalization that in the last decade had serious drought problems; the Valle del Fuerte is located in the middle and lower part, which is an important agricultural area of production of grains and vegetables for the national and international market. The Fuerte river watershed is important due to its surface extension, the volume of its runoff and the dams Miguel Hidalgo and Costilla, Luis Donaldo Colosio and Josefa Ortiz de Domínguez, which are

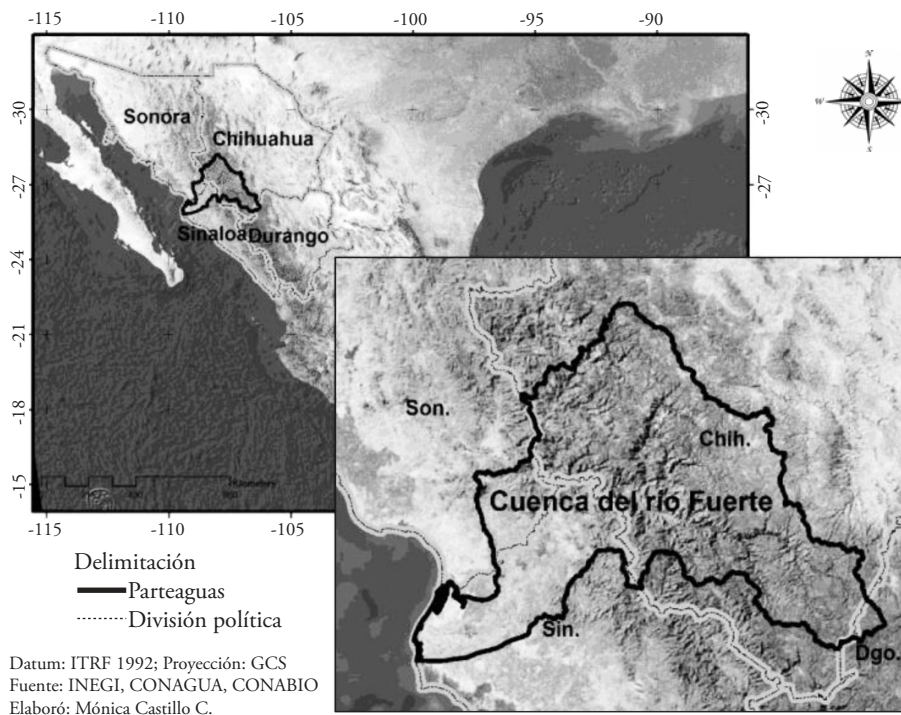


Figura 1. Ubicación de la cuenca del río Fuerte.  
Figure 1. Location of the Fuerte river watershed.

media anual es de 691 mm y temperatura media de 19.4 °C, de acuerdo con las normales climatológicas de 14 estaciones dentro de la cuenca de 1961 a 2011 (SMN, 2014). La cuenca del río Fuerte es importante por su extensión superficial, el volumen de sus escurrimientos y las presas Miguel Hidalgo y Costilla, Luis Donaldo Colosio y Josefa Ortiz de Domínguez, que se usan para la generar energía eléctrica y son la principal fuente de agua para uso agrícola, urbano e industrial.

### Información climatológica

La información climatológica usada para el cálculo de los índices de sequía SPI y SPEI se obtuvo de la base de datos del servicio meteorológico nacional disponible en línea (SMN, 2014), se emplearon los datos mensuales de precipitación (Pt), temperatura mínima (Tmin) y máxima (Tmax) de 14 estaciones meteorológicas durante el periodo 1961-2011, el cual fue el más completo y actualizado durante este estudio. Las estaciones seleccionadas están distribuidas por toda la cuenca; la información más incompleta fue la de precipitación y en promedio, se generó el 8 % de datos faltantes de lluvia (Cuadro 1). En uno de los casos más extremos, en Batopilas, Chihuahua, se generó 29 % de los datos de lluvia. Para generar los datos de lluvia se usó el método del inverso del cuadrado de la distancia, y los detalles están en un artículo en el cual se generaron los índices (Castillo *et al.*, 2017).

### Metodología

La sequía meteorológica, hidrológica y agrícola están representadas por índice de sequía que es una variable para evaluar el efecto de una sequía e incluye intensidad, duración severidad y

used to generate electricity and are the main source of water for agricultural, urban and industrial use.

### Climatological information

The climatological information used for the calculation of the SPI and SPEI drought indices was obtained from the national meteorological service database available online (SMN, 2014). Besides, we used the monthly precipitation data (Pt), minimum temperature (Tmin) and maximum temperature (Tmax) of 14 weather stations during the period 1961-2011, which was the most complete and updated during this study.

The stations selected are distributed throughout the watershed; the most incomplete information was that of precipitation and on average 8 % of the rainfall missing data was generated (Table 1). In Batopilas, Chihuahua, one of the most extreme cases, 29 % of the rainfall data were generated. To generate the rain data, we used the inverse square distance method, and the details appear in an article for which the indices were generated (Castillo *et al.*, 2017).

### Methodology

The meteorological, hydrological and agricultural droughts are represented by the drought index, which is a variable to assess the effect of a drought and includes intensity, duration, severity and spatial extension (Mishra and Singh, 2010). The SPI (McKee *et al.*, 1993) is one of the most used for the detection and monitoring of droughts and is based on the probability of precipitation at any time scale to quantify the precipitation deficit (Velasco *et al.*, 2004).

**Cuadro 1. Estaciones meteorológicas seleccionadas de la cuenca.**  
**Table 1. Selected meteorological stations of the watershed.**

Clave	Estación	Altitud (msnm)	Pt. media (mm)	T. Mín. (°C)	T. Máx. (°C)	Periodo	% Datos generados
8038	Creel, Chihuahua	2348	648.7	1.7	20.2	1961 – 2011	10.8
8106	Norogachic, Chihuahua	2088	578.8	2.7	21.6	1961 – 2011	20.7
8161	Batopilas, Chihuahua	678	603.4	16.7	31.3	1961 – 2011	29.4
8167	Chinipas, Chihuahua	440	838.2	16.0	31.0	1961 – 2011	2.6
8172	Guadalupe, Chihuahua	2279	1083.2	4.0	22.3	1961 – 2011	2.9
8182	Moris, Chihuahua	754	627.8	11.0	29.4	1961 – 2011	3.1
8267	El Vergel, Chihuahua	2740	629.7	0.6	17.6	1961 – 2012	24.8
25009	Bocatoma, Sinaloa	31	456.6	17.0	33.0	1961 – 2012	2.6
25019	Choix II, Sinaloa	239	707.0	14.2	34.2	1961 – 2012	1.9
25025	P. Miguel H., Sinaloa	144	619.8	16.6	33.8	1961 – 2012	1.3
25042	Higuera, Sinaloa	10	307.1	17.3	31.5	1961 – 2012	7.9
25044	Huites, Sinaloa	269	812.7	16.4	34.8	1961 – 2012	2.4
25100	Yecorato, Sinaloa	400	796.1	13.5	34.9	1961 – 2012	6.1
26053	Minas N., Sonora	480	672.4	15.0	31.2	1961 – 2011	5.7



extensión espacial (Mishra and Singh, 2010). El SPI (McKee *et al.*, 1993) es uno de los más usados para la detección y monitoreo de sequías, y se basa en la probabilidad de precipitación a cualquier escala de tiempo para cuantificar el déficit de precipitación (Velasco *et al.*, 2004). El SPEI (Vicente *et al.*, 2010), además de la precipitación que usa el SPI, considera la evapotranspiración de referencia ( $ET_0$ ) y se basa en el balance hídrico ( $Pt-ET_0$ ) mensual, combinando características de la sensibilidad del Palmer Drought Severity Index (PDSI) y de la simplicidad de cálculo y la naturaleza multitemporal del SPI. Es muy adecuado para detectar, monitorear y explorar las consecuencias del calentamiento global en condiciones de sequía (Vicente *et al.* 2010).

Los índices SPI y SPEI se desarrollaron para las 14 estaciones seleccionadas, a escalas de 3, 6, 12 y 24 meses. Las series del SPI se generaron con el programa `spi_sl_6.exe` desarrollado por el National Drought Mitigation Center (NDMC, 2014), y el SPEI se obtuvo con SPEI.R desarrollado por Beguería y Vicente (2014) para el programa R/RStudio. En el cálculo del SPEI se consideró el método de evapotranspiración de referencia de Hargreaves-Samani (Beguería *et al.*, 2014). Para mayor información de la obtención de SPI y SPEI, y su interpretación como indicadores de sequía, consultar a Castillo *et al.* (2017), quienes detallan el proceso de SPI y SPEI en la cuenca para nuestro estudio.

En nuestro estudio el pronóstico de sequías meteorológicas se realizó mezclando modelos de series de tiempo autorregresivos con el filtro de Kalman discreto (Kalman, 1960), que es un conjunto de ecuaciones matemáticas para estimar el estado de un proceso minimizando la media del error cuadrático. El filtro de Kalman opera por medio de un mecanismo de predicción y corrección, el algoritmo pronostica el nuevo estado a partir de una estimación previa, añadiendo un término de corrección proporcional al error de predicción, minimizándolo estadísticamente (Welch and Bishop, 2006).

Los modelos autorregresivos se usan en la hidrología y meteorología porque tienen dependencia del tiempo y son fáciles de usar (World Meteorological Organization, 2011). En nuestro estudio se propuso la creación de dos modelos autorregresivos, uno de segundo orden (AR2) y otro de segundo orden con entrada exógena (ARX) para pronosticar los estados mensuales futuros de los índices de sequía SPI y SPEI con base en los registros anteriores de la serie; la elección de modelos autorregresivos se demostrará en el Cuadro 2 de Resultados y Discusión. Los modelos AR2 y ARX (ecuaciones 1 y 2, respectivamente) relacionan la entrada del sistema con su salida mediante una ecuación lineal en diferencias con coeficientes constantes:

$$y_{t+1} = \sum_{i=0}^{na} \alpha_i y_{t-i} + e_{t+1} \quad (1)$$

The SPEI (Vicente *et al.*, 2010), in addition to the precipitation used by the SPI, considers the reference evapotranspiration ( $ET_0$ ) based on the monthly water balance ( $Pt-ET_0$ ), combining characteristics of the Palmer Drought Severity Index (PDSI) sensitivity and the simplicity of calculation, and the multi-temporal nature of SPI. It is very suitable to detect, monitor and explore the consequences of global warming in drought conditions (Vicente *et al.*, 2010).

The SPI and SPEI indices were developed for the 14 selected stations, at scales of 3, 6, 12 and 24 months. The SPI series were generated with the `spi_sl_6.exe` program developed by the National Drought Mitigation Center (NDMC, 2014), and the SPEI was obtained with SPEI.R developed by Beguería and Vicente (2014) for the R/RStudio program.

In the SPEI calculation, the reference evapotranspiration method of Hargreaves-Samani was contemplated (Beguería *et al.*, 2014). For more information on obtaining SPI and SPEI, and their interpretation as indicators of drought, consult Castillo *et al.* (2017), who detail the SPI and SPEI process in the watershed for our study.

In our study, the forecast of meteorological droughts was made by mixing autoregressive time series models with the Discrete Kalman filter (Kalman, 1960), which is a set of mathematical equations to estimate the state of a process minimizing the mean of the quadratic error. The Kalman filter operates by means of a prediction and correction mechanism, the algorithm predicts the new state from a previous estimate, adding a correction term proportional to the prediction error, minimizing it statistically (Welch and Bishop, 2006).

Autoregressive models are used in hydrology and meteorology because they are time dependent and easy to use (World Meteorological Organization, 2011). In our study, we proposed the creation of two autoregressive models, one of second order (AR2) and the other of second order with exogenous input (ARX) to forecast the future monthly states of the SPI and SPEI drought indices based on the previous records of the series. The choice of autoregressive models will be shown in Table 2 of Results and Discussion.

The AR2 and ARX models (equations 1 and 2, respectively) relate the input of the system to its output by means of a linear equation in differences with constant coefficients:

$$y_{t+1} = \sum_{i=0}^{na} \alpha_i y_{t-i} + e_{t+1} \quad (1)$$

$$y_{t+1} = \sum_{i=0}^{na} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^{nb} \beta_j r_{t-j} + e_{t+1} \quad (2)$$

**Cuadro 2. Resultados en el pronóstico del SPI para valores de  $na$  y  $nb$ .**  
**Table 2. Results in the SPI forecast for values of  $na$  and  $nb$ .**

Modelo	Índice	na	Nb	MSE	RMSE	E	R	PBE
DKF – AR (2)		2	--	0.15	0.38	0.848	0.92	-7.4 %
		2	1	0.15	0.38	0.849	0.92	-7.4 %
		2	2	0.10	0.32	0.888	0.94	26 %
		2	3	0.10	0.32	0.887	0.94	35 %
		1	2	0.11	0.32	0.884	0.94	35 %
DKF – ARX (Pt)	SPI 12 meses	3	1	0.10	0.32	0.889	0.94	23 %
		3	2	0.10	0.32	0.889	0.94	30 %
		3	3	0.10	0.32	0.888	0.94	40 %
		4	1	0.10	0.32	0.889	0.94	20 %
		4	2	0.10	0.32	0.889	0.94	26 %
		4	3	0.10	0.32	0.887	0.94	30 %
		4	4	0.10	0.32	0.887	0.94	31 %

$$y_{t+1} = \sum_{i=0}^{na} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^{nb} \beta_j r_{t-j} + e_{t+1} \quad (2)$$

donde  $y_t$  es el valor observado del índice en el tiempo  $t$ , el cual representa un mes;  $r_t$  es el valor de la variable exógena (Pt, Tmin, Tmax, ET<sub>0</sub>) en el tiempo  $t$ ;  $e_{t+1}$  es el término de error en la estimación del índice;  $\alpha_i$  y  $\beta_j$  son parámetros; los índices  $na$  y  $nb$  especifican el número de observaciones previas del índice y de las variables exógenas, respectivamente. A partir de la estructura general de ambos modelos autorregresivos, la formulación en espacio de estados permite utilizarlos dentro del algoritmo del filtro de Kalman Discreto así:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + W_k \quad (3)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4)$$

donde  $x_{k+1}$  es el valor del índice (no observado) de tamaño  $(n \times 1)$ ;  $A$  es la matriz de parámetros  $\alpha_i$  de tamaño  $(n \times n)$ ;  $x_k$  es el índice en el tiempo  $k$  de tamaño  $(n \times 1)$ ;  $B$  es la matriz de parámetros exógenos  $\beta_j$  de tamaño  $(n \times m)$ ;  $v_k$  es el vector que contiene la variable exógena registrada para el tiempo  $k$ ;  $z_k$  es el índice en el tiempo  $k$  de tamaño  $(m \times 1)$ ;  $H$  es la matriz de transformación que mapea el vector de estados al dominio de la medición con dimensiones  $(m \times n)$ ;  $W_k$  y  $v_k$  son vectores que representan el ruido gaussiano en el proceso y el ruido en la medición para cada observación con tamaños  $(m \times 1)$ , y lo esperado es que tales ruidos gaussianos se distribuyan de manera normal con media 0 y varianzas  $Q$  y  $R$ , respectivamente:

where  $y_t$  is the observed value of the index at time  $t$ , which represents one month;  $r_t$  is the value of the exogenous variable (Pt, Tmin, Tmax, ET<sub>0</sub>) at time  $t$ ;  $e_{t+1}$  is the error term in the index estimate;  $\alpha_i$  and  $\beta_j$  are parameters; the indices  $na$  and  $nb$  specify the number of previous observations of the index and exogenous variables, respectively. From the general structure of both autoregressive models, the formulation in a state space allows to use them within the algorithm of the Discrete Kalman filter as follows:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + W_k \quad (3)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4)$$

where  $x_{k+1}$  is the value of the index (not observed) of size  $(n \times 1)$ ;  $A$  is the matrix of  $\alpha_i$  size parameters  $(n \times n)$ ;  $x_k$  is the index in time  $k$  of size  $(n \times 1)$ ;  $B$  is the matrix of  $\beta_j$  exogenous size parameters  $(n \times m)$ ;  $v_k$  is the vector that contains the exogenous variable registered for time  $k$ ;  $z_k$  is the index in time  $k$  of size  $(m \times 1)$ ;  $H$  is the transformation matrix that maps the state vector to the domain of the measurement with dimensions  $(m \times n)$ ;  $W_k$  and  $v_k$  are vectors representing Gaussian noise in the process and noise in the measurement for each observation with sizes  $(m \times 1)$ , and it is expected that such Gaussian noises are distributed in a normal way with mean 0 and  $Q$  and  $R$  variances, respectively :

$$W_k \sim N(0, Q) \quad (5)$$

$$v_k \sim N(0, R) \quad (6)$$

$$W_k \sim N(0, Q) \tag{5}$$

$$v_k \sim N(0, R) \tag{6}$$

De acuerdo con Simon (2001), se asume que no existe correlación entre Q y R, es decir, son variables aleatorias independientes y pueden variar en el tiempo, pero se suponen constantes por simplicidad, y se pueden definir como:

$$Q = E[w_k w_k^T] \tag{7}$$

$$R = E[v_k v_k^T] \tag{8}$$

donde Q es la matriz de covarianza de la perturbación del sistema; R es la matriz de covarianza de la perturbación de la medición;  $w_k^T$  y  $v_k^T$  indican la transpuesta de  $w_k$  y  $v_k$ , respectivamente, y E[.] significa el valor esperado. La matriz Q es de dimensión (na x na) y contiene el valor ajustado del MSE (Media Cuadrada del Error) estimado por el modelo autorregresivo en la etapa de calibración.

La matriz R es de (1 x 1) y contiene el error esperado de las mediciones, definido como una proporción ( $\alpha$ ) de la medición anterior, entonces  $R=\alpha^*(x_k-1)$ , en este caso específico  $\alpha=0.001$ , valores mayores generan datos extremos que se ubican fuera del rango en que normalmente se presentan los valores de los índices de sequía, reduciendo el poder de predicción del modelo. Con respecto al tamaño de las matrices, el valor de n es igual a na, y el valor de m igual a nb; donde na y nb indican el número de observaciones previas del índice y de las variables exógenas, respectivamente. El algoritmo del filtro de Kalman Discreto se describe en la Figura 2.

Para crear los modelos AR y ARX se programaron rutinas en Matlab® (Math Works 2015), para obtener los valores de las matrices de parámetros en función del orden del proceso autorregresivo de acuerdo a las ecuaciones 1 y 2. El ARX también quedó como modelo autorregresivo de segundo orden pero con variable exógena.

Debido a que el comportamiento de la sequía en la cuenca varía en función de la ocurrencia de la temporada de lluvias y de fenómenos como El Niño o la Niña, entre otros fenómenos climáticos globales, los parámetros estimados para los modelos AR y ARX se recalcularon cada cierto periodo (P) para obtener pronósticos más representativos de las condiciones previas de humedad en cada estación, el pronóstico se inició en el periodo ( $t_0 + P$ ) hasta el tiempo ( $t_0 + 2P$ ), en este punto se recalcularon los parámetros de los modelos en función de periodo [P : 2P],

According to Simon (2001), there is no correlation between Q and R, that is, they are independent random variables and can vary over time, but they are assumed constant for simplicity, and it is defined as:

$$Q = E[w_k w_k^T] \tag{7}$$

$$R = E[v_k v_k^T] \tag{8}$$

where Q is the covariance matrix of the system disturbance; R is the covariance matrix of the measurement perturbation;  $w_k^T$  and  $v_k^T$  indicate the transpose of  $w_k$  and  $v_k$ , respectively, and E[.] means the expected value. The Q matrix is of dimension (na x na) and contains the adjusted value of the MSE (Square Mean Error) estimated by the autoregressive model in the calibration stage.

The matrix R is (1 x 1) and contains the expected error of the measurements, defined as a proportion ( $\alpha$ ) of the previous measurement, so  $R=\alpha^*(x_k-1)$ , in this specific case  $\alpha=0.001$ ; higher values generate extreme data that are located outside the range in which values of drought indices normally present, reducing the prediction power of the model. With respect to the size of the matrices, the value of n is equal to na, and the value of m equal to nb; where na and nb indicate the number of previous observations of the index and the exogenous variables, respectively. The algorithm of the Discrete Kalman filter is described in Figure 2.

To create the AR and ARX models, we programmed routines in Matlab® (Math Works 2015), to obtain the values of the parameter matrices in line with the order of the autoregressive process according to equations 1 and 2. The ARX was also an autoregressive model of second order, but with exogenous variable.

Since the behavior of the drought in the watershed varies depending on the occurrence of the rainy season and phenomena such as El Niño or La Niña, among other global climatic phenomena, the parameters estimated for the AR and ARX models were recalculated after a certain time period (P) to obtain more representative forecasts of the previous conditions of humidity in each station. The forecast began in the period ( $t_0 + P$ ) until the time ( $t_0 + 2P$ ), in this point we recalculated the parameters of the models according to period [P: 2P], and so on until ending with the last data group. Thus, the implementation of DKF - AR2 and DKF - ARX became dynamic and incorporated the climatic changes that occurred in the watershed during the study period of each season or certain period.



así sucesivamente hasta terminar con el último grupo de datos. De esta forma la implementación del DKF – AR2 y del DKF - ARX se hizo dinámica e incorporó los cambios climáticos que se produjeron en la cuenca durante el periodo de estudio cada temporada o cierta época.

El pronóstico de los índices SPI y SPEI se realizó a cuatro escalas temporales para cada estación, y se implementaron los modelos AR2 y ARX (Pt, Tmin, Tmax y ET<sub>0</sub> como variables exógenas) con el filtro de Kalman Discreto. Para conocer la efectividad de los modelos en el pronóstico para *L* pasos hacia adelante, es decir, con 1, 2, 3 y 4 meses de adelanto, se creó una rutina en Matlab® para realizar el pronóstico considerando la información en el tiempo *k* y avanzar *L* pasos en el pronóstico sin actualizar la información (Figura 3), este proceso se realizó considerando el periodo *P* de calibración de los modelos AR2 y ARX.

Para evaluar los resultados del pronóstico se calcularon las principales estadísticas de acuerdo con Gupta *et al.* (2009), el RMSE (la raíz del error cuadrático medio) y E (la eficiencia de Nash-Sutcliffe) fueron los criterios a considerar por ser los más usados para la calibración y evaluación de modelos hidrológicos (Moriasi *et al.*, 2007). Además, se incluyó un intervalo de confianza al 95 % que sigue el recorrido de cada estado de la serie con el objetivo de establecer el grado de incertidumbre asociado al pronóstico en cada paso del tiempo (*L*) con respecto a los valores observados.

El intervalo de predicción (I.P) se obtuvo de acuerdo con los criterios establecidos por Chatfield (2004), el I.P. se calculó con base en la siguiente forma general: Un 100(1-α)% I.P. para *x<sub>t+L</sub>* está dado por:

$$\hat{x}_t(L) \pm z_{\alpha/2} \sqrt{Var[e_t(L)]} \tag{9}$$

donde *e<sub>t</sub>(L) = x<sub>t+L</sub> - x̂<sub>t</sub>(L)* denota el error del pronóstico al tiempo *t* cuando se pronostica con *L* periodos de adelanto; *z<sub>α/2</sub>* denota el punto porcentual de una distribución normal estándar con una proporción de α/2 por sobre de él.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En su proceso el filtro de Kalman genera dos tipos de resultados: los estados pronosticados y actualizados, los resultados comprenderán sólo la parte de pronóstico ya que con base en esta se evaluará el desempeño de los modelos para predecir los estados futuros de los índices de sequía.

Los resultados se presentan en el pronóstico de los índices de sequía SPI y SPEI en la cuenca del río Fuerte, implementando los modelos DKF – AR2 y

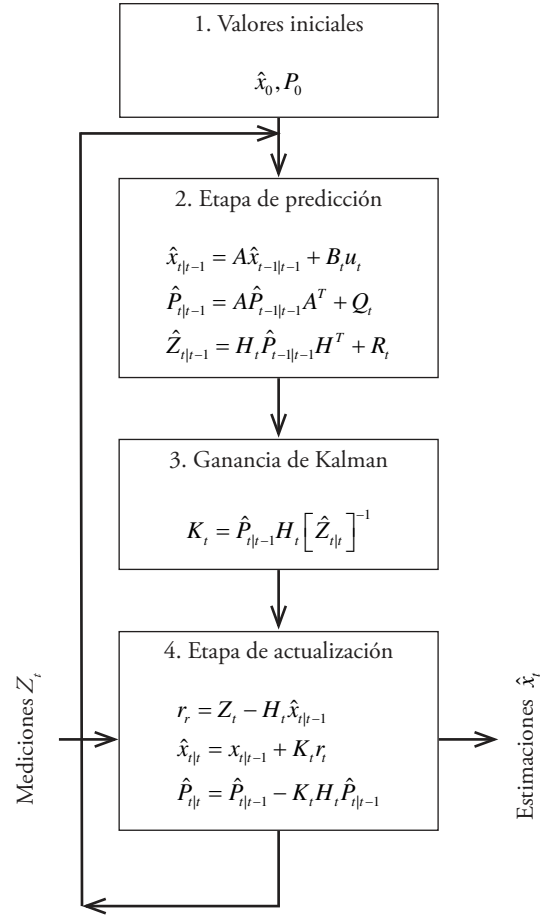
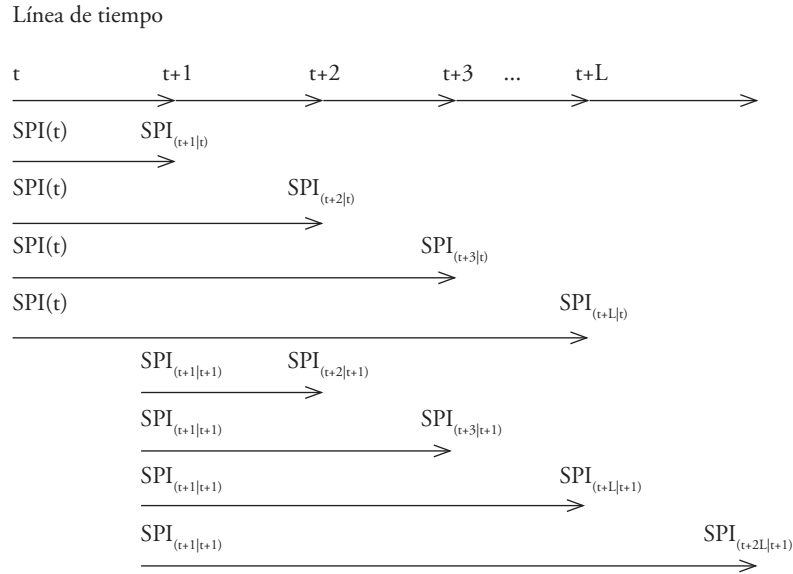


Figura 2. Algoritmo del filtro de Kalman Discreto (Kim, 2011).

Figure 2. Algorithm of the Discrete Kalman filter (Kim, 2011).

We did the forecast of the SPI and SPEI indices at four-time scales for each station, and implemented the AR2 and ARX models (Pt, Tmin, Tmax and ET<sub>0</sub> as exogenous variables) with the Discrete Kalman filter. To know the effectiveness of the models in the forecast for *L* steps forward, that is, with 1, 2, 3 and 4 months in advance, we created a routine in Matlab® to perform the forecast considering the information in time *k* and advance *L* steps in the forecast without updating the information (Figure 3); we conducted this process considering the *P* period of calibration of the AR2 and ARX models.

To evaluate the results of the forecast, we calculated the main statistics according to Gupta *et al.* (2009); the RMSE (the root of the mean square error) and E (the Nash-Sutcliffe efficiency) were the criteria to be considered as they are the most used for the calibration and evaluation of hydrological models (Moriasi *et al.*, 2007). In addition, a 95% confidence interval was included that



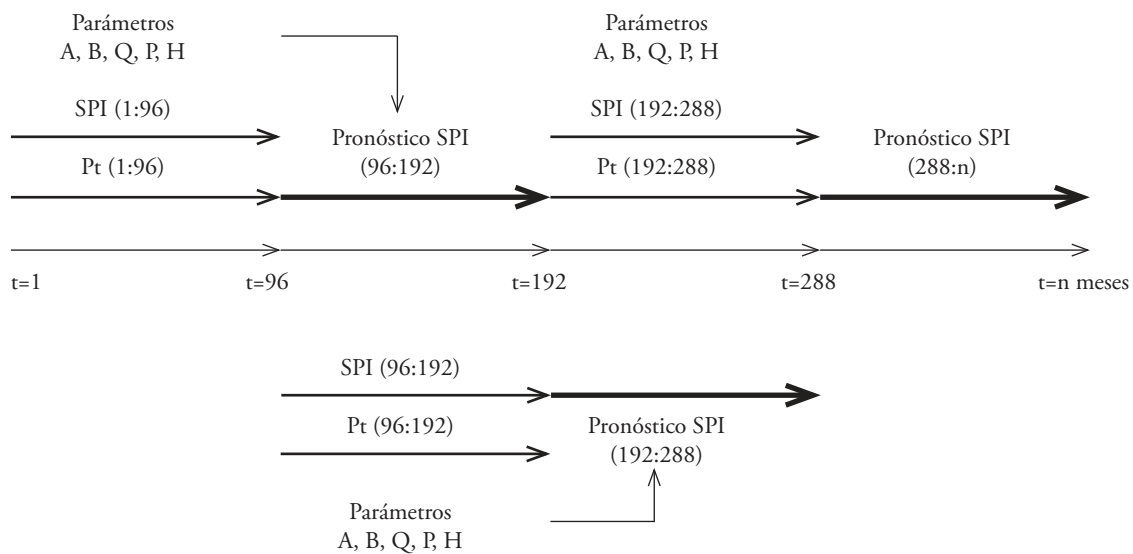
**Figura 3. Descripción del pronóstico del SPI y SPEI para L pasos hacia adelante.**  
**Figure 3. Description of the SPI and SPEI forecast for L steps forward.**

DKF – ARX con información de 14 estaciones meteorológicas en el periodo de 1961 a 2011.

A los índices  $na$  y  $nb$ , se les asignaron los valores de  $na = 2$  y  $nb = 2$ , por generar los mejores resultados en términos de RMSE y E con la menor cantidad de observaciones posible (Cuadro 2). La Figura 4 muestra que el periodo de calibración para ambos modelos

follows the route of each state of the series with the objective of establishing the degree of uncertainty associated with the forecast at each time step ( $L$ ) with respect to the values observed.

The prediction interval (I.P.) was obtained according to the criteria established by Chatfield (2004), the I.P. was calculated based on the following general form:  $100(1-\alpha)\%$  I.P. for  $x_{t+L}$  is given by:



**Figura 4. Estimación de parámetros del modelo por periodos del ARX.**  
**Figure 4. Estimation of model parameters by ARX periods.**

fue 96 meses. El periodo de calibración se estableció para estimar y re-estimar los parámetros del modelo durante el estudio, ya que las características de la sequía pueden variar en el tiempo y tener un comportamiento cíclico o estacional. Se probaron diferentes periodos entre 60 y 108 meses (menos de 10 años), rango dentro del cual se puede apreciar algún comportamiento recurrente de los índices de sequía y, además, hay suficiente información para estimar los parámetros del modelo sin reducir considerablemente la serie disponible para realizar el pronóstico. En el Cuadro 3 se muestran los resultados para cada periodo de calibración en términos de RMSE y E, donde se consideró que el periodo más adecuado es de 96 meses.

Los estadísticos seleccionados para describir los resultados de este estudio son el RMSE el cual se expresa en las unidades de los índices y se consideró debido a que el error que se comete en el pronóstico define la efectividad del modelo para predecir y, con ello, si es una herramienta adecuada o si se opta por otros métodos de pronóstico. El segundo parámetro es E, coeficiente de eficiencia de Nash, que según Moriasi *et al.* (2007), dependiendo de los valores de E, sería la calidad de la predicción del modelo (E<0.5 el modelo es insatisfactorio y al acercarse a 1 es un buen modelo). Estos valores surgen de una relación entre los datos observados del índice y los que arroja el pronóstico con el algoritmo del filtro de Kalman Discreto, en esta relación el valor de E nos indica el grado en que los modelos DKF – AR2 y DKF – ARX son mejores predictores que la media de los datos observados (dado que E > 0.5), es por ello que se considera como uno de los parámetros de evaluación del pronóstico de los índices de sequía.

Los Cuadros 4 y 5 muestran los valores medios de los estadísticos RMSE y E obtenidos en el pronóstico de los índices SPI y SPEI para las 14 estaciones ana-

$$\hat{x}_t(L) \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\text{Var}[e_t(L)]} \tag{9}$$

where  $e_t(L) = x_{t+L} - \hat{x}_t(L)$  denotes the forecast error at time  $t$  when forecasting with  $L$  advance periods;  $z_{\alpha/2}$  denotes the percentage point of a standard normal distribution with a proportion of  $\alpha/2$  over it.

## RESULTS AND DISCUSSION

In its process the Kalman filter generates two types of results: the predicted and updated states, the results will only include the forecast part since based on this the performance of the models will be evaluated to predict the future states of the drought indices.

The results are presented in the forecast of the SPI and SPEI drought indices in the Fuerte river watershed, implementing the DKF - AR2 and DKF - ARX models with information from 14 meteorological stations in the period from 1961 to 2011.

The *na* and *nb* indices were assigned the values of  $na = 2$  and  $nb = 2$ , to generate the best results in terms of RMSE and E with the lowest possible number of observations (Table 2). Figure 4 shows that the calibration period for both models was 96 months. The calibration period was established to estimate and re-estimate the parameters of the model during the study, since the characteristics of the drought can vary over time and have a cyclical or seasonal behavior. Different periods between 60 and 108 months (less than 10 years) were tested, a range within which we can see some recurrent behavior of the drought indices and, besides, there is enough information to estimate the parameters of the model without considerably reducing the series available to make the forecast. Table 3 shows the results for each calibration period in terms of RMSE and E, where we deduced that the most appropriate period is 96 months.

The statistics selected to describe the results of this study is the RMSE which is expressed in the units of the indices and was taken into account because the error made in the forecast defines the effectiveness of the model to make predictions and thus whether it is a suitable tool, otherwise other forecasting methods may be chosen. The second parameter is E, the Nash efficiency coefficient, which according to Moriasi *et al.* (2007), depending on the values of E, it would

**Cuadro 3. Prueba de diferentes periodos de calibración para la estación 25025 P. Miguel Hidalgo, Sinaloa.**

**Table 3. Test of different calibration periods for station 25025 P. Miguel Hidalgo, Sinaloa.**

Modelo	Periodo de calibración (meses)				
	60	72	84	96	108
DKF – ARX-Pt					
RMSE	0.37	0.37	0.37	0.36	0.37
E	0.855	0.860	0.857	0.868	0.869

**Cuadro 4. Media de los resultados en el pronóstico del SPI en la cuenca.**  
**Table 4. Mean of the results in the SPI forecast in the watershed.**

Modelo	Duración de la sequía en meses							
	3		6		12		24	
	RMSE	E	RMSE	E	RMSE	E	RMSE	E
AR-2	0.67	0.50	0.53	0.70	0.34	0.88	0.24	0.94
ARX-Pt	0.68	0.51	0.46	0.78	0.32	0.89	0.21	0.95
ARX-ET <sub>0</sub>	0.70	0.48	0.46	0.78	0.32	0.89	0.21	0.95
ARX-TMIN	0.70	0.49	0.46	0.78	0.32	0.89	0.21	0.95
ARX-TMAX	0.70	0.48	0.47	0.78	0.32	0.89	0.21	0.95

**Cuadro 5. Media de los resultados en el pronóstico del SPEI en la cuenca.**  
**Table 5. Mean of the results in the SPEI forecast in the watershed.**

Modelo	Duración de la sequía en meses							
	3		6		12		24	
	RMSE	E	RMSE	E	RMSE	E	RMSE	E
AR-2	0.65	0.58	0.48	0.76	0.30	0.90	0.21	0.96
ARX-Pt	0.63	0.61	0.43	0.81	0.27	0.92	0.19	0.96
ARX-ET <sub>0</sub>	0.64	0.59	0.44	0.81	0.27	0.92	0.19	0.96
ARX-TMIN	0.64	0.60	0.44	0.81	0.27	0.92	0.19	0.96
ARX-TMAX	0.65	0.58	0.44	0.81	0.27	0.92	0.19	0.96

lizadas, estos resultados se presentan por escala temporal de los índices y por modelo utilizado, modelos DKF – AR2 y DKF – ARX- (Pt, ET<sub>0</sub>, Tmin, Tmax).

Las escalas temporales de 3 y 6 meses en ambos índices obtuvieron RMSE medios de entre 0.40 y 0.70, el SPI y SPEI cambian de categoría cada 0.50 unidades por lo que errores de esa magnitud significan un amplio margen de error en la predicción de los índices que puede llevarnos a subestimar la intensidad de las condiciones de sequía o de humedad. En cambio, las escalas temporales de 12 y 24 meses obtuvieron valores promedio de RMSE entre 0.19 y 0.34, lo que genera una mejor aproximación de las condiciones reales en la cuenca.

El coeficiente E, en el pronóstico del SPI de 3 meses presenta valores medios menores e iguales a 0.5, clasificando los modelos como insatisfactorios para estas condiciones; mientras que el SPEI para la misma escala temporal presenta valores medios de E clasificados como satisfactorios. El pronóstico del SPI y SPEI a escalas temporales de 6, 12 y 24 meses obtuvo valores promedio de E mayores a 0.70 clasificando los cinco modelos probados como buenos y

be the quality of the prediction of the model ( $E < 0.5$  the model is unsatisfactory and when approaching 1 it is a good model). These values arise from a relation between the data observed of the index and those that the forecast throws with the algorithm of the Discrete Kalman filter; in this relation the value of  $E$  indicates the degree in which the DKF - AR2 and DKF - ARX models are better predictors than the mean of the observed data (given that  $E > 0.5$ ). Therefore, it is considered one of the parameters for evaluating the forecast given by drought indices.

Tables 4 and 5 show the mean values of the RMSE and E statistics obtained in the forecast of the SPI and SPEI indices for the 14 stations analyzed. These results are presented by the time scale of the indices and by the models used, models DKF - AR2 and DKF - ARX- (Pt, ET<sub>0</sub>, Tmin, Tmax).

The 3- and 6-month time scales in both indices obtained RMSE means between 0.40 and 0.70; the SPI and SPEI change category every 0.50 units, so errors of this magnitude mean a wide margin of error in the prediction of the indices that can lead us to underestimate the intensity of drought or

muy buenos, por lo tanto, a pesar de la magnitud de los errores que se cometen a escala de 6 meses, los modelos son mejores predictores que la media de los datos observados.

En términos generales de RMSE y E, el pronóstico del SPEI es mejor que el pronóstico del SPI para los modelos probados y en todas las escalas temporales, esto puede deberse a que el SPEI involucra dos variables en su cálculo: la precipitación, que es una variable de carácter más aleatorio (espacial y temporalmente) que la temperatura, por lo que la variable temperatura da mayor estabilidad a las series del SPEI mejorando el pronóstico; en cambio el SPI utiliza para su cálculo únicamente a la precipitación, lo que genera alta variabilidad a la serie de datos y aumenta el error cometido en el pronóstico del índice como se observa en los Cuadros 4 y 5.

De los Cuadros 4 y 5 se concluye que el pronóstico del SPEI para las escalas de 12 y 24 meses genera mejores resultados que las escalas de 3 y 6 meses, en términos del RMSE y de E para los modelos autorregresivos probados.

El Cuadro 6 muestra el modelo que generó mejores resultados en el pronóstico con el filtro de Kalman Discreto del SPEI de 12 y 24 meses, se observa que en 6 de las 7 estaciones ubicadas en el estado de Chihuahua, en la parte alta de la cuenca, el mejor modelo es el autorregresivo de segundo orden, AR2, el cual emplea solo la serie de datos mensuales del SPEI;

humidity conditions. In contrast, the time scales of 12 and 24 months obtained average values of RMSE between 0.19 and 0.34, which generates a better approximation to the real conditions in the watershed.

The coefficient E, in the 3-month SPI forecast, presents mean values less than and equal to 0.5, classifying the models as unsatisfactory for these conditions; while the SPEI for the same time scale presents mean values of E assessed as satisfactory. The SPI and SPEI forecast at time scales of 6, 12 and 24 months obtained mean values of E greater than 0.70, classifying the five models tested as good and very good, therefore, despite the magnitude of the errors committed at the 6-month scale, the models are better predictors than the mean of the data observed.

In general terms of RMSE and E, the SPEI forecast is better than the SPI forecast for the tested models and at all time scales. This may be due to the fact that the SPEI involves two variables in its calculation: precipitation, which is a variable of a more random character (spatially and temporally) than temperature, so that the temperature variable gives greater stability to the SPEI series, improving the prognosis; on the other hand, the SPI uses only precipitation for its calculation, which generates high variability in the data series and increases the error made in the forecast of the index, as shown in Tables 4 and 5.

**Cuadro 6. Mejores modelos de pronóstico del SPEI con el DKF para cada estación.**  
**Table 6. Best forecast models of the SPEI with the DKF for each station.**

Clave	Estación	Mejor modelo de pronóstico	Duración de la sequía			
			12		24	
			RMSE	E	RMSE	E
8038	Creel	AR-2	0.27	0.92	0.19	0.97
8106	Norogachic	AR-2	0.27	0.92	0.19	0.97
8161	Batopilas	AR-2	0.28	0.91	0.16	0.97
8167	Chinipas	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
8172	Guadalupe	AR-2	0.26	0.94	0.16	0.98
8182	Moris	AR-2	0.17	0.97	0.10	0.99
8267	El Vergel	AR-2	0.27	0.91	0.17	0.96
25009	Bocatoma	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
25019	Choix	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
25025	P. Miguel H.	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
25042	Higuera	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
25044	Huites	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
25100	Yecorato	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96
26053	Minas Nuevas	ARX-Pt	0.27	0.92	0.19	0.96



las 8 estaciones restantes, la mayoría ubicadas en el norte de Sinaloa, presentaron mejores resultados con el modelo autorregresivo con entrada exógena de precipitación ARX-Pt. De entre las variables exógenas analizadas (precipitación, evapotranspiración de referencia y temperaturas máxima y mínima), la precipitación presentó menor RMSE y mayor valor de *E* en todas las estaciones.

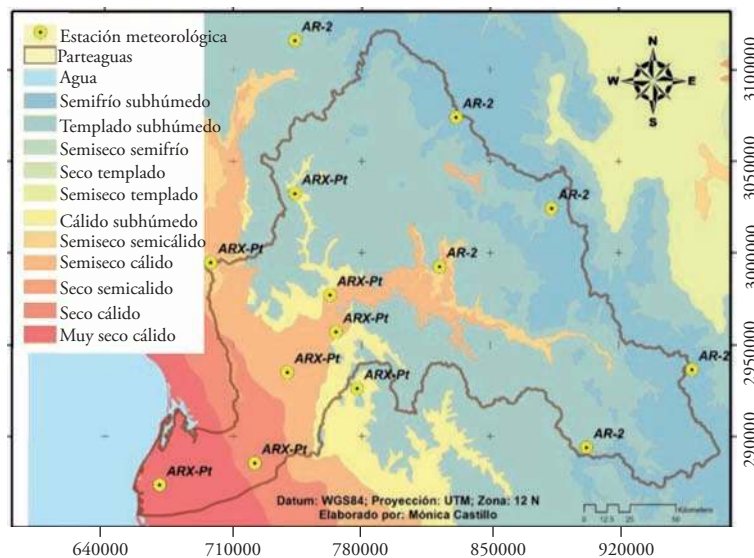
En el pronóstico del SPEI a duraciones de 12 y 24 meses, se observó que un solo modelo no puede generar los mejores resultados para todas las estaciones de la cuenca, sino que ambos modelos pueden ser buenas herramientas de pronóstico en función de características específicas de las series de datos de las estaciones.

En la Figura 5 se muestra el modelo que resultó mejor predictor en cada estación y su probable asociación con las unidades climáticas que predominan en cada zona, es notable como las estaciones en las cuales la inclusión de una variable exógena no mejoró el pronóstico se localizan en climas semifríos y templados; en cambio, las estaciones en las cuales el modelo ARX-Pt fue el mejor modelo de pronóstico se ubican en climas secos y cálidos, y en estas estaciones la inclusión de la precipitación como variable exógena mejora el pronóstico de SPEI, y da mayor información al algoritmo.

From Tables 4 and 5, we concluded that the SPEI forecast for the 12 and 24-month scales generates better results than the 3 and 6-month scales, in terms of the RMSE and *E* for the autoregressive models tested.

Table 6 shows the model that generated the best results in the forecast with the Discrete Kalman filter of the SPEI of 12 and 24 months. We observed that in 6 of the 7 stations that are located in the state of Chihuahua, in the upper part of the watershed, the best model is the second-order autoregressive AR2, which uses only the monthly data series of the SPEI. The remaining 8 stations, most of them located in the north of Sinaloa, presented better results with the autoregressive model with exogenous input of precipitation ARX-Pt. Among the exogenous variables analyzed (precipitation, reference evapotranspiration and maximum and minimum temperatures), precipitation was the one with the lowest RMSE and the highest value of *E* in all stations.

In the SPEI forecast at 12- and 24-month durations, we observed that a single model cannot generate the best results for all the stations in the watershed, but both models can be good forecasting tools based on specific characteristics of the data series of the stations.



**Figura 5. Mejor modelo predictor del SPEI y unidades climáticas en la cuenca.**  
**Figure 5. Best predictor model of the SPEI and climatic units in the watershed.**

Esta diferencia en el mejor modelo de pronóstico para las estaciones de clima templado y cálido está dada por las características de las series del SPEI de cada estación. En la Figura 6 se muestran dos series del SPEI de 12 meses, la primera de la estación 8172 Guadalupe ubicada en un clima templado, y la segunda de la estación 25100 Yecorato, que se encuentra en un clima cálido. En la figura se señalan algunas partes de las series donde se observa claramente que el número de oscilaciones del SPEI en Guadalupe es mucho menor que en Yecorato. Recordar que a partir de índices de sequía de -1.0 inicia la clasificación de sequía moderada (Castillo *et al.*, 2017), y que entre más negativo es el índice, mayor es la sequía.

De manera similar, la Figura 7 muestra dos series del SPEI de 12 meses observado (línea) y el valor pronosticado (asterisco). La serie superior corresponde a la estación 8106 Norogachic, de clima templado, su valor pronosticado se obtuvo con el modelo AR2 y se aprecia como la predicción se ajusta a la serie observada especialmente en los valores extremos. La serie inferior corresponde a la estación 25025 Presa Miguel Hidalgo, ubicada en clima cálido, el mejor pronóstico se obtuvo con el modelo ARX-Pt, y a diferencia de la estación de clima templado la predicción no tiene un ajuste adecuado a los valores extremos.

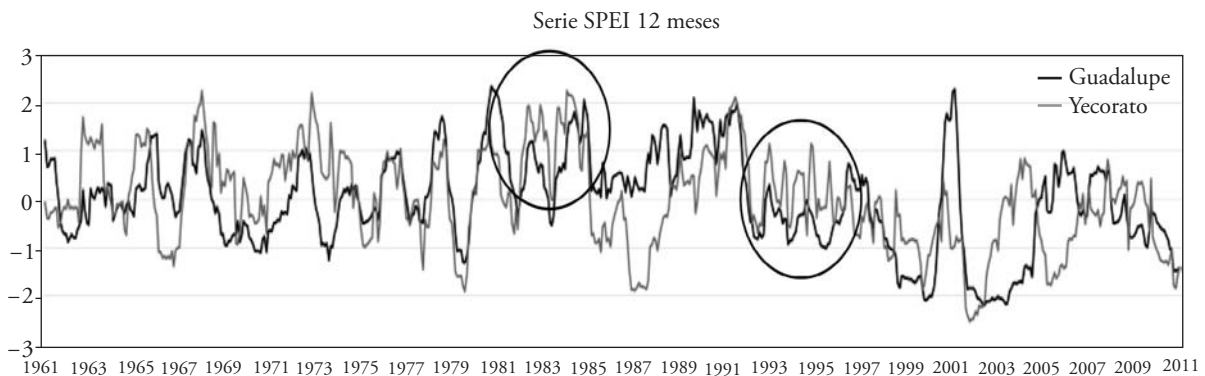
**Pronóstico con DKF – ARX-Pt**

En las estaciones 8167, 25009, 25019, 25025, 25042, 25044, 25100 y 26053 (6 de ellas están en Sinaloa), se obtuvieron mejores resultados en el pro-

Figure 5 shows the model that was the best predictor in each meteorological station and its probable association with the climatic units that predominate in each zone. It is worth noting that the stations in which the inclusion of an exogenous variable did not improve the forecast are located in semi-cold and temperate climates; whereas the stations in which the ARX-Pt model was the best forecast model are located in dry and warm climates. In these stations the inclusion of precipitation as an exogenous variable improved the SPEI forecast and gave more information to the algorithm.

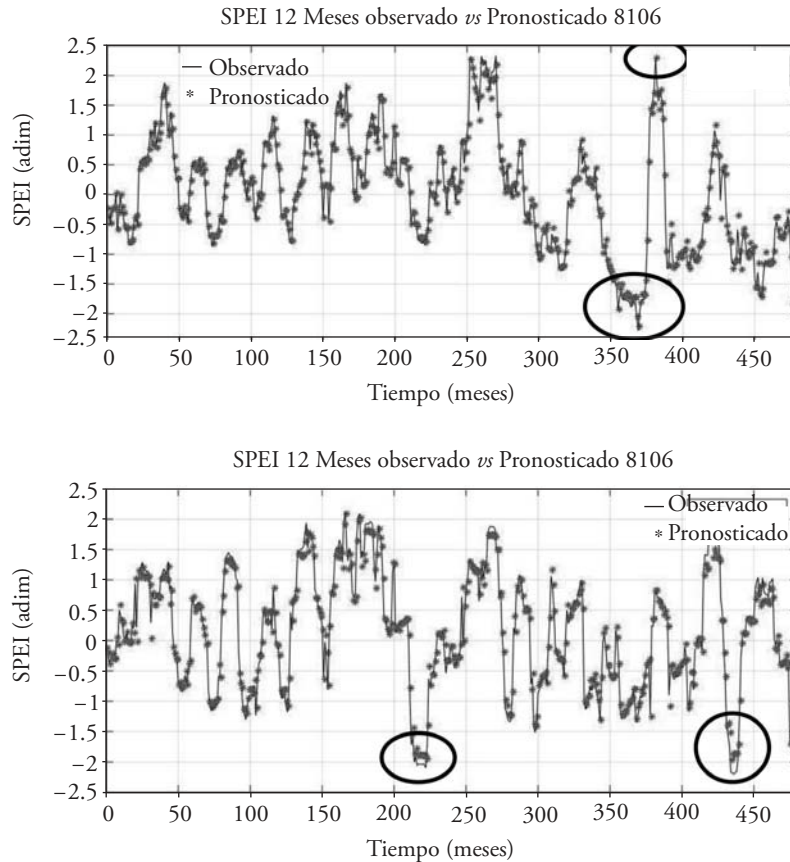
This difference in the best forecast model for temperate and warm weather stations is due to the characteristics of the SPEI series of each station. Figure 6 shows two series of the 12-month SPEI, the first series of station 8172 Guadalupe located in a temperate climate, and the second of station 25100 Yecorato, which is in a warm climate. The figure shows some parts of the series where it is clear that the number of oscillations of SPEI in Guadalupe is much lower than in Yecorato. Remember that from drought indices of -1.0 the classification of moderate drought begins (Castillo *et al.*, 2017), and that the more negative the index, the greater the drought.

Similarly, Figure 7 shows two series of the 12-month observed SPEI (line) and the predicted value (asterisk). The upper series corresponds to station 8106 Norogachic, of temperate climate; its predicted value was obtained with the model AR2, and it is possible to appreciate how the prediction fits the series observed, especially in the extreme values.



**Figura 6. Comparación entre las series del SPEI de 12 meses de una estación de clima templado (Guadalupe, Chihuahua) y una estación de clima cálido (Yecorato, Sinaloa).**

**Table 6. Comparison between the SPEI series of 12 months of a temperate climate station (Guadalupe, Chihuahua) and a warm climate station (Yecorato, Sinaloa).**



**Figura 7. Serie del SPEI de 12 meses observado y pronosticado de una estación ubicada en clima frío (8106, Norogachic) y otra en un clima cálido (25025, P. Miguel Hidalgo).**

**Figure 7. SPEI series of 12 months observed and predicted from a station located in cold weather (8106, Norogachic) and another in a warm climate (25025, P. Miguel Hidalgo).**

nóstico del SPEI con el modelo DKF – ARX-Pt. Los resultados mostraron que el empleo de la precipitación como variable exógena mejora el pronóstico en comparación con el realizado con el modelo DKF-AR2 para estas estaciones. Con el modelo ARX se probaron como variables exógenas la precipitación, la evapotranspiración de referencia, la temperatura máxima y la mínima; sin embargo, en la mayoría de los casos la precipitación aportó mayor información al algoritmo y generó mejores resultados en términos de E y R que las variables restantes (Cuadro 6).

La asociación de los resultados con las unidades climáticas de la cuenca ubica estas estaciones en climas cálidos y secos. Como ya se mostró, las estaciones de clima cálido presentan series con mayor oscilación entre valores negativos y positivos del SPEI que las series de estaciones en climas templados y semifríos. Al tener series menos suavizadas el pronóstico se hace

The lower series corresponds to the station 25025 Presa Miguel Hidalgo, located in warm weather; the best forecast was obtained with the ARX-Pt model, and unlike the temperate climate station, the prediction does not have an adequate adjustment to the extreme values.

**Forecast with DKF - ARX-Pt**

In stations 8167, 25009, 25019, 25025, 25042, 25044, 25100 and 26053 (6 of them are in Sinaloa), we obtained better results in the SPEI forecast with the DKF-ARX-Pt model. The results showed that the use of precipitation as an exogenous variable improves the forecast compared to the one made with the DKF-AR2 model for these stations.

With the ARX model, precipitation, reference evapotranspiration, maximum and minimum

menos preciso, por lo que la inclusión de una variable exógena (precipitación) aporta la información necesaria al modelo para mejorar su desempeño.

Las Figuras 8 y 9 presentan los diagramas de dispersión del SPEI de 12 y 24 meses, respectivamente, para las estaciones donde el modelo ARX-Pt resultó mejor. Estos muestran los valores de MSE, RMSE, E, R y PBE.

temperature were tested as exogenous variables; however, in most cases precipitation contributed more information to the algorithm and generated better results in terms of E and R than the remaining variables (Table 6).

The association of the results with the climatic units of the watershed locates these stations in hot and dry climates. As already shown, the hot weather

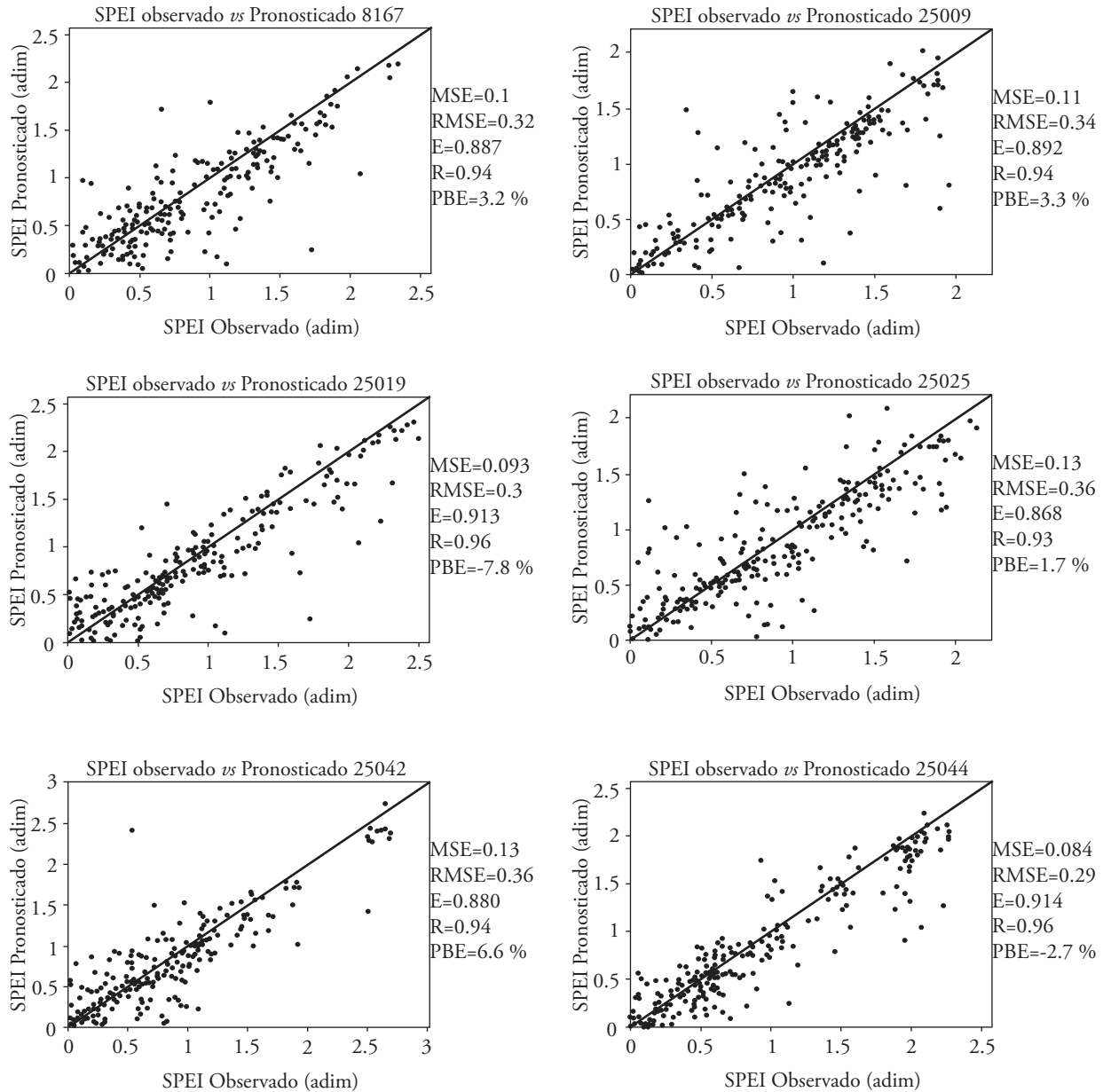


Figura 8. Diagramas de dispersión de valores observados y pronosticados del SPEI de 12 meses para algunas estaciones donde el ARX-Pt fue el mejor modelo.

Figure 8. Dispersion diagrams of observed and predicted values of 12-month SPEI for some stations where ARX-Pt was the best model.

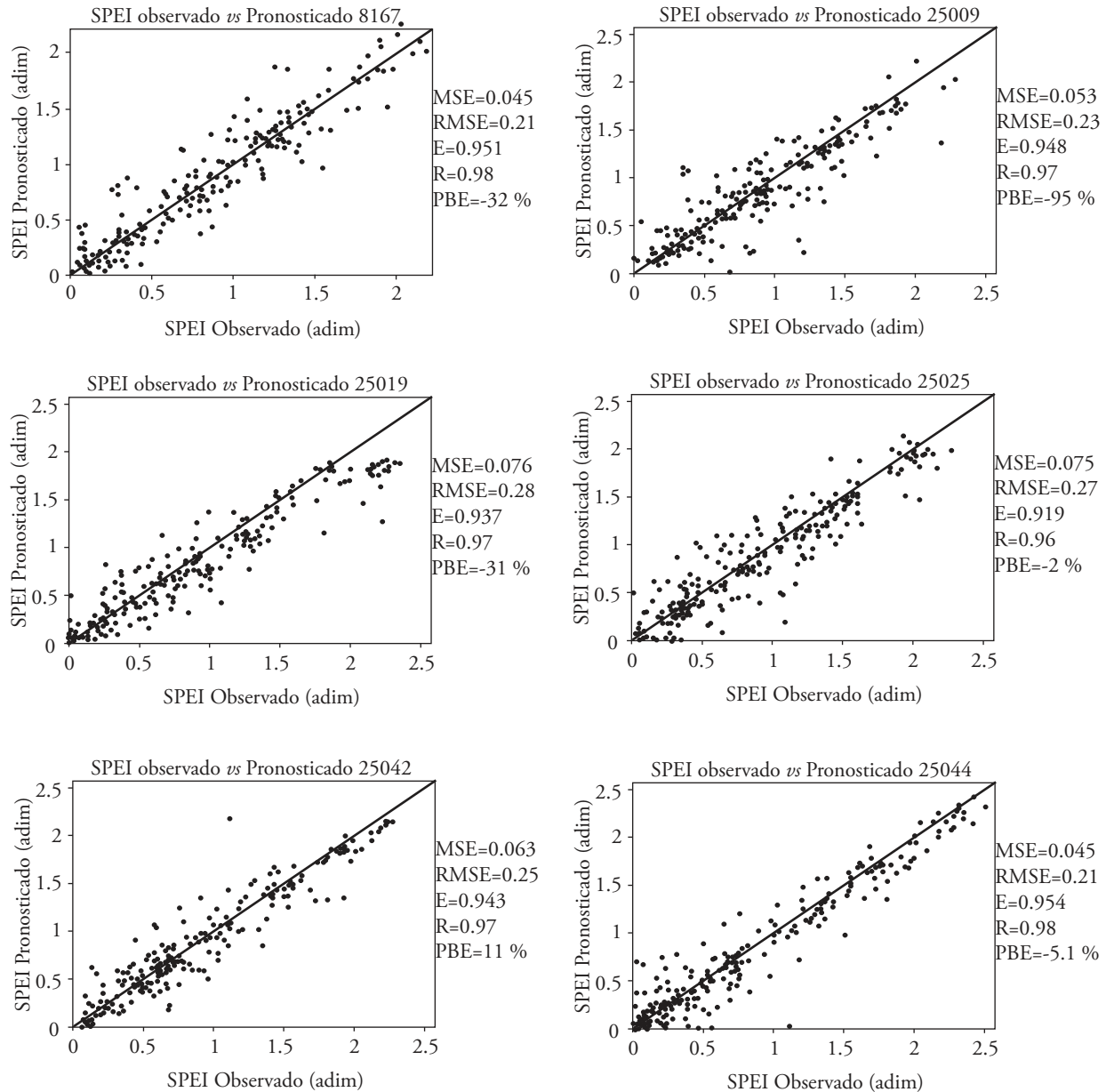


Figura 9. Diagramas de dispersión de valores observados y pronosticados del SPEI de 24 meses para algunas estaciones donde el ARX-Pt fue el mejor modelo.

Figure 9. Dispersion diagrams of observed and predicted values of the SPEI of 24 months for some stations where the ARX-Pt was the best model.

### Pronóstico con DKF – AR2

Las estaciones 8038, 8106, 8161, 8172, 8182 y 8267, toda ubicadas en el estado de Chihuahua sobre la Sierra Madre Oriental, obtuvieron mejores resultados en el pronóstico del SPEI con el modelo DKF – AR2 (Cuadro 6). Los resultados mostraron que en

stations show series with greater oscillation between positive and negative values of the SPEI than the series of stations in temperate and semi-cold climates. By having less smoothed series the forecast becomes less precise, so the inclusion of an exogenous variable (precipitation) provides the necessary information to the model to improve its performance.



estas estaciones la inclusión de una variable exógena como la precipitación, la evapotranspiración de referencia, la temperatura máxima y la mínima no aporta la suficiente información al algoritmo para mejorar los resultados obtenidos con el modelo AR2, en el mejor caso los iguala. La asociación de los resultados con el tipo de clima de la estación ubica estas estaciones en climas semifríos y templados semihúmedos.

El valor del estadístico PBE (Percentage Bias Error, Porcentaje de Error de Sesgo) presenta valor negativo en la mayoría de las estaciones, lo que indica que el modelo DKF-AR2 subestima el valor del índice SPEI (Cuadro 6).

En ambos modelos de pronóstico del SPEI, DKF-AR y DKF-ARX, las series de 12 meses presentan mayor error y menor valor del coeficiente de Nash que las de 24 meses, esto se debe a que a una escala mayor la serie temporal asimila más lentamente los cambios dados en el balance  $Pt-ET_0$  a lo largo del tiempo, y, por lo tanto, presenta mayor suavidad en su recorrido mejorando el pronóstico. Sin embargo, ambos pronósticos de sequías de duraciones de 12 y 24 meses son útiles. Pero dadas las características de los índices de sequía (SPI y SPEI) a una determinada escala (duración de sequía), en términos de operatividad, la escala temporal de 12 meses se considera la más adecuada para el pronóstico de las sequías. Esto último, es especialmente apropiado en la parte media y baja de la cuenca, por su vocación agrícola y energética, donde al operar las presas se revisan políticas anuales de operación. Aunque el análisis de periodos de sequía de 24 meses es muy útil también.

Además del pronóstico del índice de sequía para el tiempo  $t+1|t$ , se pronosticaron los índices con 2, 3 y 4 meses de adelanto, es decir, dado un valor observado del índice en el tiempo  $t$  se pronosticaron los valores del índice para el tiempo  $t+1$ ,  $t+2$ ,  $t+3$  y  $t+4$ , sin actualizar la información, esto con el propósito de conocer el poder de predicción de los modelos para diferentes pasos de adelanto en el tiempo.

Sin embargo, a manera de muestra, aquí se presentan solo los resultados del pronóstico para el SPEI de 12 meses. La Figura 10 muestra el pronóstico en la estación de la Presa Miguel Hidalgo en Sinaloa, con el SPEI de 12 meses con el modelo DKF – ARX-Pt con 1, 2, 3 y 4 meses de anticipación.

El pronóstico se concentra en la estimación puntual de un valor del SPEI de 12 meses para algún mes futuro, pero de acuerdo con Chatfield (2004):

Figures 8 and 9 show the dispersion diagrams of SPEI of 12 and 24 months, respectively, for the stations where the ARX-Pt model was better. These Figures show the values of MSE, RMSE, E, R and PBE.

### Forecast with DKF – AR2

The stations 8038, 8106, 8161, 8172, 8182 and 8267, all located in the state of Chihuahua on the Sierra Madre Oriental, obtained better results in the SPEI forecast with the DKF-AR2 model (Table 6). In these stations the inclusion of an exogenous variable such as precipitation, reference evapotranspiration, maximum and minimum temperature did not provide enough information to the algorithm to improve the results obtained with the AR2 model; if anything, it matched them.

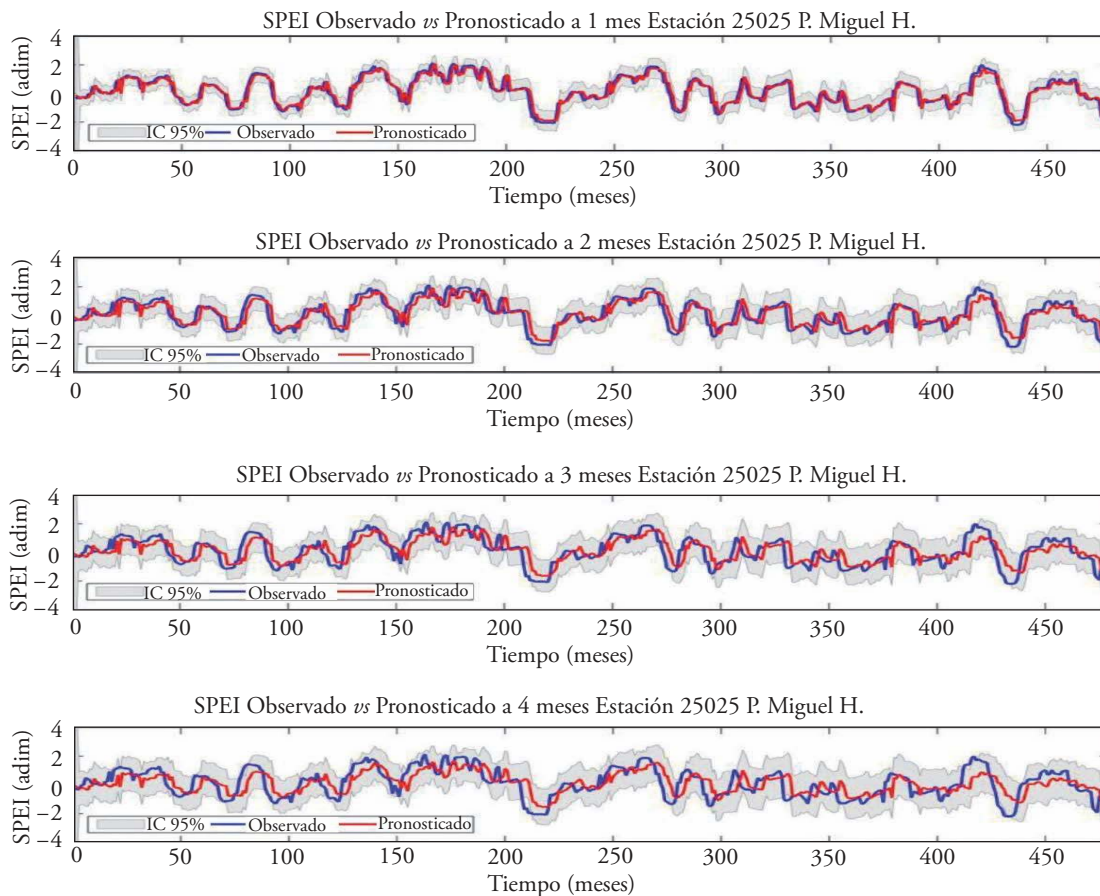
The association of the results with the type of climate of the station locates these stations in semi-cold and temperate semi-humid climates.

The value of the PBE (Percentage Bias Error) statistic is negative in most stations, which indicates that the model DKF-AR2 underestimates the value of the SPEI index (Table 6).

In both forecast models of the SPEI, DKF-AR and DKF-ARX, the 12-month series show higher error and lower value of the Nash coefficient than the 24-month series; this is due to the fact that on a larger scale the time series assimilates more slowly the changes given in the balance  $Pt-ET_0$  over time, and therefore presents more smoothness in its route, improving the forecast.

However, both forecasts of droughts of 12 and 24-month duration are useful. But given the characteristics of the drought indices (SPI and SPEI) at a certain scale (duration of drought), in terms of operability, the 12-month time scale is considered the most appropriate for the forecast of droughts. The latter is particularly suitable in the middle and lower parts of the watershed due to its agricultural and energy values, where annual policies of operation are analyzed when operating the dams, although the analysis of drought periods of 24 months is very useful as well.

In addition to the forecast of the drought index for the time  $t+1|t$ , we predicted the indices with 2, 3 and 4 months in advance; that is, given an observed value of the index in time  $t$ , we predicted the index



**Figura 10. SPEI de 12 meses pronosticado con el modelo DKF – ARX-Pt con 1, 2, 3 y 4 meses de anticipación e intervalo de confianza al 95 %, estación Presa Miguel H., Sinaloa.**  
**Figure 10. The 12-month SPEI predicted with the DKF-ARX-Pt model with 1, 2, 3 and 4 months of anticipation and 95% confidence interval, Presa Miguel H. station, Sinaloa.**

“el pronóstico puntual es adecuado para muchos propósitos, pero un intervalo de predicción es frecuentemente de gran ayuda para dar un mejor indicador de la incertidumbre futura”. Por lo tanto, se calculó el intervalo de confianza del pronóstico al 95 % para los pasos de adelanto ( $L$ ) como se indica en la ecuación (9).

En la Figura 10, además de los valores observados y pronosticados, hay una franja que sigue el recorrido del pronóstico (entre más negativo el índice, mayor es la sequía), y este es el intervalo de confianza del pronóstico al 95 %. Conforme se avanza en el pronóstico el intervalo se hace más ancho, esto es, por ejemplo, que en el tiempo  $t$  hay menor incertidumbre de donde puede localizarse el valor observado del SPEI en el tiempo  $t+1$  que del valor en el tiempo  $t+4$  en el cual la incertidumbre es mucho mayor. También es

values for the time  $t+1$ ,  $t+2$ ,  $t+3$  and  $t+4$  without updating the information, with the purpose of knowing the power of prediction of the models for different steps of advancement in time. However, as a sample, we present here only the forecast results for the 12-month SPEI. Figure 10 shows the forecast at the Miguel Hidalgo Dam station in Sinaloa, with the 12-month SPEI using the DKF-ARX-Pt model with 1, 2, 3 and 4 months in advance.

The forecast focuses on the point estimate of a 12-month SPEI value for some future month, but according to Chatfield (2004): “the point forecast is adequate for many purposes, but a prediction interval is often very helpful to give a better indicator of future uncertainty”. Therefore, we calculated the confidence interval of the forecast at 95 % for the advance steps ( $L$ ), as indicated in equation (9).

importante agregar que al final se observó como los errores totales de la predicción (del proceso + de medición) se ajustaron a una distribución *t*-Student de media 0, la cual se acerca a una distribución Normal.

Es importante enfatizar que el filtro de Kalman es importante para el pronóstico de variables hidrometeorológicas porque se pueden predecir caudales medios diarios (Gonzalez *et al.*, 2015), caudales subhorarios (Morales *et al.*, 2014), y predecir indicadores de sequías con algunos meses de anticipación. La predicción de sequías permite preparar planes de contingencia para reducir su impacto negativo.

## CONCLUSIONES

El pronóstico de los índices de sequía SPI y SPEI mediante el filtro de Kalman discreto y dos modelos autorregresivos, AR2 y ARX, fue implementado satisfactoriamente para 14 estaciones meteorológicas en la cuenca del río Fuerte en el periodo 1961-2011. El modelo AR2 presentó mejores ajustes para la parte alta de la cuenca y el ARX, para la parte media y baja de la cuenca. Como variables externas en el modelo ARX se probaron las siguientes variables: precipitación, evapotranspiración de referencia, temperatura máxima y temperatura mínima. La variable externa en el modelo ARX que mejoró la predicción fue la precipitación. En otros estudios se recomienda incluir como variable externa la humedad antecedente en la cuenca.

Resulta importante no solo monitorear sequías con índices mejorados como el SPEI, sino también pronosticarlas con anticipación para realizar planes de contingencia para las demandas de agua potable, agrícolas y ganaderas. El filtro de Kalman discreto resultó una buena herramienta para el pronóstico de sequías. Ese es el aporte principal de esta investigación.

## LITERATURA CITADA

- Al-Qinna, M. I., N. A. Hammouri, M. M. Obeidat, and F. Y. Ahmad. 2011. Drought analysis in Jordan under current and future climates. *Climatic Change* 106: 421-440.
- Beguiría, S., and F. Vicente. 2014. Calculation of the Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index. Package SPEI.R for R or RStudio Program.  
<https://cran.r-project.org/web/packages/SPEI/SPEI.pdf> (Consulta: marzo 2014).
- Beguiría, S., S. M. Vicente-Serrano, F. Reig, and B. Latorre. 2014. Standardized precipitation evapotranspiration index

In Figure 10, in addition to the observed and predicted values, there is a stripe that follows the forecast path (the more negative the index, the greater the drought), and this is the confidence interval of the forecast at 95 %. As the forecast progresses, the interval becomes wider. For example, at time  $t$  there is less uncertainty from where the observed value of the SPEI can be located at time  $t+1$  than from the value at time  $t+4$  in which uncertainty is much greater.

It is also important to add that in the end we observed how the total errors of the prediction (of the process + of measurement) were adjusted to a *t*-Student distribution of mean 0, which approaches a normal distribution.

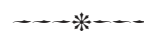
It is worth emphasizing that the Kalman filter is important for the forecast of hydrometeorological variables because daily mean flows can be predicted (Gonzalez *et al.*, 2015), as well as sub-hourly flows (Morales *et al.*, 2014), and predict indicators of droughts with some months of anticipation. The prediction of droughts allows preparing contingency plans to reduce their negative impact.

## CONCLUSIONS

The forecast of SPI and SPEI drought indices using the discrete Kalman filter and two autoregressive models, AR2 and ARX, was successfully implemented for 14 meteorological stations in the Fuerte river watershed in the period 1961-2011. The AR2 model presented better adjustments for the upper part of the watershed and the ARX, for the middle and lower part of it. As external variables in the ARX model, we tested the following variables: precipitation, reference evapotranspiration, maximum temperature and minimum temperature.

The external variable in the ARX model that improved the prediction was precipitation. Other studies recommend to include the previous moisture condition in the watershed as an external variable. It is important not only to monitor droughts with improved indices such as the SPEI, but also to predict them ahead of time in order to carry out contingency plans for the demands of drinking, agricultural and livestock water. The Discrete Kalman filter was a good tool for forecasting droughts. This is the main contribution of this research.

—End of the English version—



- (SPEI) revisited: parameter fitting, evapotranspiration models, tools, datasets and drought monitoring. *International J. Climatol.* 34: 3001-3023.
- Castillo-Castillo, M., L. A. Ibáñez-Castillo, J. B. Valdes, R. Arteaga-Ramírez, y M. A. Vázquez-Peña. 2017. Análisis de sequías meteorológicas en la cuenca del río Fuerte, México. *Rev. Tecnol. Ciencias del Agua* 8: 35-52.
- Chatfield, C. 2004. *The Analysis of Time Series: An Introduction*. Six edition. Chapman & Hall/ CRC Press. 313 p.
- Dehghani, M., B. Saghafian, F. Nasiri Saleh, A. Farokhnia, and R. Noori. 2014. Uncertainty analysis of streamflow drought forecast using artificial neural networks and Monte-Carlo simulation. *Int. J. Climatol.* 34: 1169-1180.
- Eicker, A., M. Schumacher, J. Kusche, P. Döll, and H. M. Schmied. 2014. Calibration/data assimilation approach for integrating GRACE data into the WaterGAP Global Hydrology Model (WGHM) using an ensemble Kalman filter: First results. *Surveys in Geophysics* 35: 1285-1309.
- González-Leiva, F., L. A. Ibáñez-Castillo, J. B. Valdés, M. A. Vázquez-Peña, y A. Ruiz-García. 2015. Pronóstico de caudales con el filtro de Kalman en el río Turbio. *Tecnol. Ciencias del Agua* 6: 5-24.
- Gupta H. V., H. Kling, K. Yilmaz, G.F. Martinez. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J. Hydrol.* 377: 80-91.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía, INEGI. 2014. Continuo de Elevaciones Mexicano 3.0, CEM 3.0. [inegi.org.mx/geo/conteni-dos/datosrelieve/continuo-elevaciones.aspx](http://inegi.org.mx/geo/conteni-dos/datosrelieve/continuo-elevaciones.aspx). (Consulta: enero 2014).
- Kalman, R. E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *J. Fluids Eng.* 82: 35-45.
- Kim, T., J. B. Valdés, and J. Aparicio. 2002. Frequency and spatial characteristics of droughts in the Conchos River Basin, Mexico. *Water Int.* 27:420-430.
- Kim, P. 2011. *Kalman Filter for Beginners: with Matlab Examples*. Seoul, Korea: CreateSpace. 232 p.
- Madadgar, S., and H. Moradkhani. 2013. A Bayesian framework for probabilistic seasonal drought forecasting. *J. Hydrometeorol.* 14: 1685-1705.
- MathWorks, Inc. 2015. *Software Matlab®*
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. Eight Conference on Applied Climatology. Anaheim, CA, American Meteorological Society. 179-184.
- Mishra, A. K., and V. P. Singh. 2010. A review of drought concepts. *J. Hydrol.* 391: 202-216.
- Mishra, A. K., and V. P. Singh. 2011. Drought modeling—A review. *J. Hydrol.* 403: 157-175.
- Morales-Velázquez, M. I., J. Aparicio, and J. B. Valdés. 2014. Pronóstico de avenidas utilizando el Filtro de Kalman Discreto. *Tecnol. Ciencias del Agua* 5: 85-110.
- Moriassi, D., N., J. G. Arnold, M. W. Van Liew, R. L. Bingner, R. D. Harmel, and T. L. Veith. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Soil & Water Division of ASABE* 50: 885-900.
- Mossad, A., and A. A. Alazba. 2015. Drought forecasting using stochastic models in a hyper-arid climate. *Atmosphere* 6: 410-430.
- National Drought Mitigation Center, NDMC. 2014. SPI SL 6.exe: Program to calculate Standardized Precipitation Index. <http://drought.unl.edu/MonitoringTools/-DownloadableSPIProgram.aspx>. (Consulta: febrero 2014).
- Ravelo, A. C., R. Sanz-Ramos, and J. C. Douriet-Cárdenas. 2014. Detección, evaluación y pronóstico de las sequías en la región del Organismo de Cuenca Pacífico Norte, México. *Agrisciencia* 31: 11-24.
- Rhee, J., and J. Im. 2017. Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: Using long-range climate forecast and remote sensing data. *Agric. Forest Meteorol.* 237: 105-122.
- Servicio Meteorológico Nacional. 2014. *Climatología Diaria*. <http://smn.cna.gob.mx/-es/climatologia/informacion-climatologica>. (Consulta: enero 2014).
- Simon, D. 2001. Kalman filtering. *Embedded Systems Programming* 14: 72-79.
- Velasco, I., J. Aparicio, J. B. Valdés, J. Velázquez, y T. Kim. 2004. Evaluación de índices de sequía en las cuencas de afluentes del río Bravo/Grande. *Ing. Hidrául. México* 19: 37-53.
- Vicente, S. S., S. Beguería, and M. J. López. 2010. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *J. Climate.* 23: 1696-1718.
- Welch, G., and G. Bishop. 2006. *An Introduction to the Kalman Filter*. Department of Computer Science, University of North Carolina, Chapel Hill. 16 p. [https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman\\_intro.pdf](https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf) (Consulta: octubre 2018).
- World Meteorological Organization, WMO. 2011. *Guide to Hydrological Practices*. Sixth Edition. Geneva, Swiss. 330 p.