

LA VARIABILIDAD CLIMÁTICA DE BAJA FRECUENCIA EN LA MODELACIÓN NO ESTACIONARIA DE LOS REGÍMENES DE LAS CRECIDAS EN LAS REGIONES HIDROLÓGICAS SINALOA Y PRESIDIO SAN PEDRO

• Jesús López-de-la-Cruz* • Félix Francés •
Universitat Politècnica de València, España

*Autor de correspondencia

Resumen

López-De-La-Cruz, J., & Francés, F. (julio-agosto, 2014). La variabilidad climática de baja frecuencia en la modelación no estacionaria de los regímenes de las crecidas en las regiones hidrológicas Sinaloa y Presidio San Pedro. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 5(4), 79-101.

El asumir estacionaridad ha sido una de las premisas principales en el estudio de las componentes del ciclo hidrológico y la piedra angular en el análisis de frecuencia de eventos extremos. La estacionaridad ha sido una hipótesis común y práctica en la planificación y gestión de recursos hídricos. A partir de ella se han usado métodos estadísticos para extraer de los datos todos los indicadores hidrológicos útiles para proporcionar estimaciones, donde estas estimaciones pueden ser refinadas año con año conforme los registros en las estaciones hidrométricas se hacen más largos. En años recientes, diversos estudios han demostrado que los registros hidrológicos presentan algún tipo de no estacionaridad, como cambios y tendencias, lo cual ha llevado a los expertos a un consenso, en el sentido de que la hipótesis de estacionaridad a nivel de cuenca se encuentra comprometida. Entre los principales mecanismos que han sido sugeridos como los inductores de cambios en el ciclo hidrológico de las cuencas y en la magnitud y frecuencia de las crecidas se encuentran los efectos de la intervención humana (p. ej., cambio de uso de suelo, embalses), el efecto de la variabilidad climática de baja frecuencia (p. ej., El Niño-Oscilación del Sur, Oscilación Decadal del Pacífico) y el cambio climático debido al incremento de los gases a la atmósfera. El objetivo del presente estudio yace en el desarrollo de un marco para análisis de frecuencia bajo condiciones de no estacionaridad por medio de los Modelos Aditivos Generalizados en Localización, Escala y Forma (GAMLSS por sus siglas en inglés). Dos diferentes aproximaciones para la modelación estadística no estacionaria fueron las aplicadas a los registros de caudales instantáneos máximos anuales en las regiones hidrológicas Sinaloa y Presidio San Pedro en el noroeste del Pacífico mexicano. Estos modelos consisten básicamente en el modelo con incorporación de tendencias temporales en los parámetros de las distribuciones paramétricas y el modelo con incorporación del forzamiento de la variabilidad climática de baja frecuencia. Los resultados en la primera aproximación muestran la capacidad de los modelos para describir la variabilidad presente en los regímenes de crecidas; asimismo, se observa la alta dependencia de los parámetros de las distribuciones paramétricas respecto

Abstract

López-De-La-Cruz, J. & Francés, F. (July-August, 2014). Low-Frequency Climate Variability in the Non-Stationary Modeling of Flood Regimes in the Sinaloa and Presidio San Pedro Hydrologic Regions. *Water Technology and Sciences (in Spanish)*, 5(4), 79-101.

Stationarity has been a main premise in the study of the components in the hydrological cycle and the corner stone in the frequency analysis of extreme events. Stationarity is also a common hypothesis and practice in planning and managing water resources. Based on this assumption, statistical methods have been used to extract data related to all the hydrological indicators used to develop estimates. These estimates can be refined from year to year as the recorded data increase. Over recent years, a variety of studies have shown that hydrological records present some type of Stationarity, such as changes and trends, leading experts to question the stationary hypothesis at the basin level. The effects of human intervention (such as changes in land use and reservoirs), the effect of low-frequency climate variability (for example, El Niño-Southern Oscillation, Pacific Decadal Oscillation) and climate change caused by increased gasses in the atmosphere are among the primary mechanisms that have emerged as inducers of changes in the hydrological cycle of basins and in the magnitude and frequency of extreme floods. The objective of the present study is to develop a framework for the analysis of frequency under non-stationary conditions using Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape (GAMLSS). Two different approaches to non-stationarity statistical modeling were applied to annual instantaneous peak flow records from the Sinaloa and Presidio San Pedro hydrological regions in the Pacific northwestern Mexico. These models include the model with temporal trends in parametric distribution parameters and the model with forced low-frequency climate variability. The results from the trend model show the ability of models to describe the variability in flood regimes. In addition, the parametric distribution parameters are observed to be highly dependent on time, which suggests a lack of stationarity in the flood regimes in the gauging stations studied. The second approach— in which the climate indices (Niño 12, Niño 3, Niño 3.4, SOI and PDO) that describe the behavior of low-frequency variability patterns are incorporated in the models as explanatory covariables —makes it possible to demonstrate the important role of the macro-scale phenomena that occur in the Pacific on the inter-annual variability of the flood regimes in the Pacific Mexican coast. In addition, a comparison of classic inference models between non-

del tiempo, lo cual sugiere la ausencia de estacionaridad en los regímenes de crecidas en las estaciones de aforo de estudio. En el segundo enfoque, en el cual los índices climáticos (Niño12, Niño3, Niño3.4, SOI y PDO) que describen el comportamiento de los patrones de variabilidad de baja frecuencia fueron incorporados como covariables explicativas en los modelos, permiten resaltar el importante papel de los fenómenos de macroescala que ocurren en el Pacífico, en la variabilidad interanual de los regímenes de las crecidas en la costa del Pacífico mexicano. Además, la comparación de los modelos en la inferencia de cuantiles entre los modelos no estacionarios respecto del clásico modelo estacionario muestra que las diferencias obtenidas asumiendo no estacionaridad y sus equivalentes estacionarios pueden ser importantes durante extensos periodos de tiempo.

Palabras clave: análisis de frecuencia de crecidas, caudales máximos anuales, GAMLSS, no estacionaridad, patrones de variabilidad climática de baja frecuencia, Pacífico mexicano.

Introducción

La hipótesis de estacionaridad en las series de tiempo hidrológicas ha sido una de las premisas principales asumida para su estudio y la piedra angular en el análisis de frecuencias de eventos extremos (Stedinger, Vogel, & Foufoula, 1993; Khaliq, Ouarda, Ondo, Gachon & Bobée, 2006; Villarini *et al.*, 2009b). De hecho, se puede mencionar que en la actualidad toda la infraestructura hidráulica con la que se cuenta ha sido diseñada bajo el supuesto de sistemas fijos; en otras palabras, que se ha estado trabajando en un mundo estacionario. La estacionaridad en una serie hidrológica se ha asumido en el contexto de que ésta se encuentra libre de tendencia o periodicidad (Salas, 1993). Sin embargo, diversos estudios realizados en las pasadas décadas han demostrado que los registros hidrológicos presentan algún tipo de no estacionaridad en forma de tendencias (Lettenmaier & Wallis, 1994; Kundzewicz & Robson, 2004; Stahl *et al.*, 2010), cambios bruscos (Potter, 1976; Salas & Boes, 1980) o una combinación de ambas (Villarini, Serinaldi, Smith, & Krajewski, 2009a). Esto ha llevado a los investigadores a cuestionar la hipótesis de un mundo estático sin influencia de forzamientos

stationary and stationary quantiles shows that differences between stationarity and non-stationarity assumptions can be significant over long periods of time.

Keywords: Flood frequency analysis, annual peak flows, GAMLSS, low-frequency climate variability patterns, Mexican Pacific, non-stationarity.

externos y posicionarse en la apremiante necesidad de un cambio de paradigma en este sentido (Khaliq *et al.*, 2006; Milly *et al.*, 2008; Sivapalan & Samuel, 2009). Aspectos como la intervención humana en las cuencas, el efecto de la variabilidad climática de baja frecuencia, y el cambio climático antropogénico han sido sugeridos por diversos investigadores como los principales mecanismos de cambios en ciclo hidrológico y variaciones en la magnitud y frecuencia de las crecidas (Perreault, Haché, Slivitzky, & Bobée, 1999; Rasmussen, 1999; Zhang & Schilling, 2006; Villarini *et al.*, 2009b). Dos estudios de referencia en cuanto al concepto de estacionaridad y no estacionaridad en hidrología son los presentados por Matalas (1997) y Koutsoyiannis (2006).

Un trabajo reciente que colocó el tema de la no estacionaridad a la vanguardia de las ciencias hidrológicas es el publicado por Milly *et al.* (2008), en el cual enunciaron “la estacionaridad está muerta” y “no debe ser revivida”, proponiendo que la hipótesis de estacionaridad no debe seguir siendo asumida y exhortando al desarrollo de nuevos procedimientos estadísticos que permitan capturar la dinámica de evolución de las funciones de densidad de probabilidad sobre

el tiempo (Cox, Isham & Northrop, 2002; Milly *et al.*, 2008; Villarini *et al.*, 2009b). Ellos basan este urgente cambio de paradigma ante la necesidad de contar con la herramienta para adaptar el diseño y manejo de estructuras de control y protección a una realidad dinámica en las que deban adoptar nuevas estrategias y permitan mitigar el riesgo ante la presencia de eventos extremos.

En la literatura se han propuesto diversas aproximaciones para la modelación de los regímenes de crecidas bajo condiciones de no estacionariedad (Olsen, Lambert, & Haimes, 1998; Strupczewski, Singh, & Feluch *et al.*, 2001b; Strupczewski, Singh, & Mitosek, 2001a; Cox *et al.*, 2002; Katz, Parlange, & Naveau, 2002; Ramesh & Davison, 2002; Cunderlink & Burn, 2003; Sankarasubramanian & Lall, 2003; Yi, Bardossy, & Brommundt, 2006; Leclerc & Ouarda, 2007), donde los parámetros o momentos de las distribuciones de una distribución dada (p. ej., distribución Gumbel) pueden variar con el tiempo. Estos incluyen modelos con componentes de tendencias; modelos puramente estocásticos, considerando patrones de cambios, y modelos considerando covariables. Estos modelos se han planteado con el objetivo de no asumir las simplificaciones de estacionariedad en la naturaleza, permitiendo considerar la dinámica existente en el tiempo que hace de éste un sistema evidentemente más complejo. Unos de los esquemas abordados de forma reciente dentro de la modelación no estacionaria han sido los esfuerzos por aproximarse a la relación entre los extremos hidrometeorológicos con los patrones de variabilidad climática de baja frecuencia, lo cual se ha establecido con el objetivo de encontrar en los índices que describen su comportamiento las variables que controlen y mejoren los resultados en la modelación de eventos extremos bajo condiciones de no estacionariedad. Esta es una línea de estudio recomendada por Khalid *et al.* (2006), en una importante discusión sobre las diferentes aproximaciones de modelos no estacionarios.

El objetivo principal que se plantea en el presente trabajo es contribuir a la modelación

de los regímenes de crecidas bajo condiciones de no estacionariedad en ríos de México localizados en el noroeste del Pacífico mexicano. En particular, nuestro interés radica en modelos estadísticos, incorporando tendencias temporales y el forzamiento de la variabilidad climática como covariables explicativas de los parámetros de las distribuciones paramétricas utilizadas. Los modelos no estacionarios se implementaron en el marco de los modelos *GAMLSS* (por sus siglas en inglés), que proveen la flexibilidad para poder modelar los parámetros de las distribuciones paramétricas, incorporando covariables explicativas (Stasinopoulos & Rigby, 2007). Las covariables externas elegidas para caracterizar el efecto de la variabilidad climática en el estudio son índices climáticos que sintetizan el comportamiento de patrones de variabilidad climática de baja frecuencia en la región del Pacífico. Una vez implementadas las dos aproximaciones de modelos no estacionarios se lleva a cabo la comparación entre el modelo de tendencias temporales y el modelo con incorporación de covariables externas respecto del clásico modelo estacionario, donde la comparación se basa en la estimación del cuantil para una probabilidad de excedencia de 0.01 (correspondiente al T_r de 100 años). Además, se lleva a cabo la predicción de crecidas para diferentes probabilidades de excedencia con base en los modelos no estacionarios ajustados, esto con el objetivo de observar la capacidad de los modelos como posibles herramientas de predicción.

Efectos de la variabilidad climática asociada con el ENOS (El Niño-Oscilación del Sur)

En las últimas décadas, un tema de amplio interés en la hidrología ha sido estudiar el impacto de la variabilidad climática en distintas escalas de tiempo en las componentes del ciclo hidrológico. El ENOS es el principal mecanismo modulador del clima global a escala de tiempo interanual. En territorio

mexicano, investigadores han abordado los efectos de la variabilidad climática sobre la hidroclimatología, en particular los efectos de las dos fases (El Niño/La Niña) del evento ENOS sobre los procesos hidrológicos del país. El Niño tiene una recurrencia promedio entre 3 y 4 años, mientras que La Niña entre 6 y 8 años. Estudios previos han demostrado que el fenómeno ENOS afecta de manera importante el patrón de comportamiento de las lluvias en México (Magaña & Quintanar, 1997), exhibiendo en particular una influencia significativa en la evolución de las precipitaciones en el centro del país (Mosiño & Morales, 1988), mostrando no sólo repercusiones en las precipitaciones de verano, sino también en las invernales (Cavazos & Hastenrath, 1990). En general, se puede mencionar que la influencia del fenómeno ENOS en su fase positiva (eventos El Niño) en la precipitación en el territorio mexicano es una intensificación de ésta en el noroeste y noreste, mientras que éstas presentan una disminución hacia el sur (Magaña, Pérez, Conde, Gat, & Medina, 1998). Por otro lado, los veranos con eventos El Niño son más secos y cálidos que los veranos de eventos La Niña en casi todo el país. En cuanto a la relación de los fenómenos de El Niño y los regímenes de caudales, estudios han mostrado que durante los eventos El Niño se presenta un periodo con escurrimientos por debajo de lo normal en la zona del Pacífico, principalmente en el verano, por lo que aunque con precipitaciones invernales importantes, los fenómenos El Niño intensos han sido relacionados con sequías y por lo tanto con escasez de agua (Magaña *et al.*, 1998). Por otro lado, en los fenómenos de La Niña en el Pacífico, los veranos resultan más húmedos, resultando esta zona una de las regiones donde resultan más evidentes los impactos de los fenómenos del ENSO.

Ante los resultados reportados, resulta evidente que la función de distribución de probabilidad de las variables hidrológicas es afectada por ambas fases del ENOS, por lo que ante el colapso de la hipótesis de estacionaridad es urgente abordar la modelación estadística

de los regímenes de crecidas desde un enfoque en el que se incorporen los efectos de la variabilidad climática (Villarini *et al.*, 2009a).

Caso de estudio y datos

El presente estudio está enfocado a la modelación de series temporales de caudales instantáneos máximos anuales aforados en cuencas localizadas en las regiones hidrológicas Sinaloa y Presidio San Pedro en el noroeste del Pacífico mexicano (figura 1). El interés por abordar la modelación estadística de los regímenes de crecidas en sitios localizados en estas regiones hidrológicas yace en que en esta zona puede resultar más fuerte la señal del ENOS, esto de acuerdo con resultados reportados en estudios previos (Trasviña, Lluch, Filonov, & Gallegos, 2004).

Una vez revisada la base de datos en las dos regiones hidrológicas, se seleccionaron 38 estaciones hidrométricas, de las cuales 25 pertenecen a la región Sinaloa y 13 a la región Presidio San Pedro. Las series temporales de caudales máximos anuales seleccionadas para el estudio cuentan con al menos 30 años de registro (cuadro 1), las cuales fueron obtenidas de la base de datos de aforos BANDAS (Banco Nacional de Datos de Aguas Superficiales). Es importante mencionar que la selección de los eventos de caudales máximos anuales fue llevada a cabo considerando el año hidrológico del 1° de junio al 31 de mayo del año siguiente. En el panel superior de la figura 2 se muestra la distribución estacional de los eventos de caudales máximos anuales en las estaciones de aforo analizadas. En el panel superior izquierdo se puede observar que éstos tienden a concentrarse durante los meses de invierno, otoño y últimos meses de verano, en estaciones localizadas en la región Sinaloa. Por otro lado, un similar comportamiento en la temporalidad de los eventos se puede observar en las estaciones localizada en la región Presidio San Pedro (panel superior derecho), donde se puede distinguir una menor recurrencia de eventos durante los meses de invierno. En cuanto al régimen hidrológico en cada estación

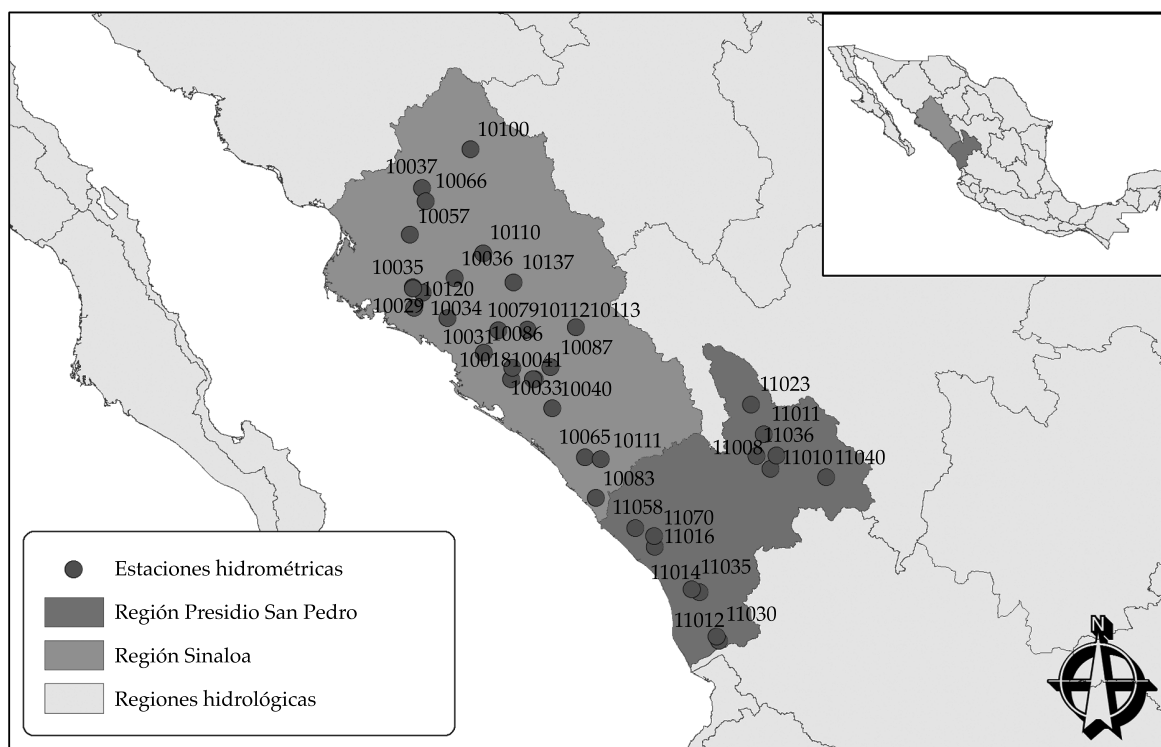


Figura 1. Localización de las estaciones hidrométricas utilizadas en el estudio.

de aforo, se evaluó con base en el coeficiente de caudal, en el cual se relacionó el caudal mensual promedio y el caudal promedio anual, eliminándose de esta manera el factor absoluto real entre los diferentes ríos. Analizando los gráficos del panel inferior de la figura 2, se puede identificar un característico régimen unimodal en las estaciones de las dos regiones con el modo en los meses de julio a octubre. Un régimen bimodal con un segundo modo atenuado en los meses de diciembre a febrero es el que se puede distinguir en estaciones localizadas en la región Sinaloa (panel inferior izquierdo). Estos resultados ponen de manifiesto el hecho de que las precipitaciones durante los meses de verano y otoño resultan ser el principal mecanismo que gobierna la génesis de crecidas en las estaciones de aforo de estudio.

Los indicadores climáticos utilizados en el presente trabajo consisten en los índices

Niño12, Niño3, Niño3.4, Niño4, índice de la Oscilación del Sur (IOS) y el índice de la Oscilación Decadal del Pacífico (ODP). Las series temporales de los índices climáticos fueron obtenidas del Centro de Predicción Climática (CPC, <http://www.cpc.ncep.noaa.gov/>), las cuales consisten en información a escala mensual.

Estos índices proporcionan información acerca de la variabilidad interna de patrones de variabilidad climática de baja frecuencia en la zona del Pacífico, permitiendo así tomar en cuenta el impacto que puede ejercer la variabilidad climática de baja frecuencia en la magnitud y frecuencia de las crecidas. La selección de los índices climáticos anuales para su empleo como covariables explicativas en los modelos consistió en asumir los valores promedio para el periodo abril a septiembre previo al año hidrológico del registro de los eventos de crecidas.

Cuadro 1. Características principales de las estaciones de aforos utilizadas en el estudio.

Núm.	Estación	Clave	Área de cuenca (km ²)	Longitud de registro (años)	Caudal medio máximo anual (m ³ /s)	Coefficiente de variación
1	Puente Sudpacífico	10018	15 731	70 (1924-1993)	1 876.83	1.01
2	El Bledal	10027	371	59 (1938-1996)	283.52	0.91
3	Canatlán	10029	2 064	45 (1940-1984)	612.17	1.10
4	Guamúchil	10031	1 645	36 (1939-1974)	593.60	1.10
5	Palos Blancos	10033	11 409	49 (1940-1988)	1 320.70	1.34
6	Zopilote	10034	666	63 (1940-2002)	344.29	0.79
7	Naranjo	10035	2 450	45 (1940-1984)	11.89	0.28
8	Jaina	10036	8 179	61 (1942-2002)	947.12	1.19
9	Huites	10037	26 057	52 (1942-1993)	3 118.47	1.07
10	Santa Cruz	10040	8 919	57 (1944-2000)	943.26	1.17
11	Sanalona I	10041	3 657	33 (1945-1977)	487.93	1.15
12	Bamicori	10057	223	36 (1952-1987)	173.88	1.02
13	Ixpalino	10065	6 166	48 (1953-2000)	1 177.91	0.92
14	Choix	10066	1 403	50 (1956-2005)	293.14	0.97
15	Badiguarato	10079	1 018	41 (1960-2000)	1 003.93	1.64
16	El Quelite	10083	835	33 (1961-1993)	463.26	0.94
17	Pericos	10086	270	33 (1961-1993)	230.97	0.68
18	Tamazula	10087	2 241	38 (1963-2000)	559.49	0.73
19	Urique II	10100	4 000	35 (1968-2002)	297.03	0.60
20	Toahayana	10110	5 281	32 (1957-1988)	944.59	0.73
21	Piactla	10111	5 307	47 (1958-2004)	1 266.19	1.24
22	Guatenipa II	10112	8 252	37 (1969-2005)	1 550.19	0.84
23	La Huerta	10113	6 149	31 (1970-2000)	858.16	0.64
24	Guasave	10120	9 245	31 (1975-2005)	685.10	1.03
25	Tecusiapa	10137	3 773	47 (1958-2004)	952.70	1.08
26	San Felipe	11008	2 008	63 (1943-2005)	126.46	1.31
27	Refugio Salcido	11010	1 052	63 (1944-2006)	122.01	1.03
28	Peña del Águila	11011	2 616	53 (1954-2006)	91.30	1.27
29	San Pedro	11012	25 800	64 (1944-2007)	1 835.92	0.74
30	Acaponeta	11014	5 092	62 (1946-2007)	2 087.90	1.18
31	Baluarto II	11016	4 653	56 (1948-2003)	2 944.76	1.07
32	Caborca	11023	643	56 (1950-2005)	95.30	1.29
33	El Bejuco	11030	334	43 (1959-2001)	182.69	0.60
34	La Ballona	11035	451	47 (1961-2007)	439.17	0.87
35	El Pueblito	11036	1 810	46 (1961-2006)	172.48	1.53
36	Vicente Guerrero	11040	1 868	46 (1962-2007)	52.91	0.99
37	Siqueiros	11058	5 614	52 (1956-2007)	116.22	1.03
38	Las Tortugas	11070	863	36 (1971-2006)	497.85	0.99

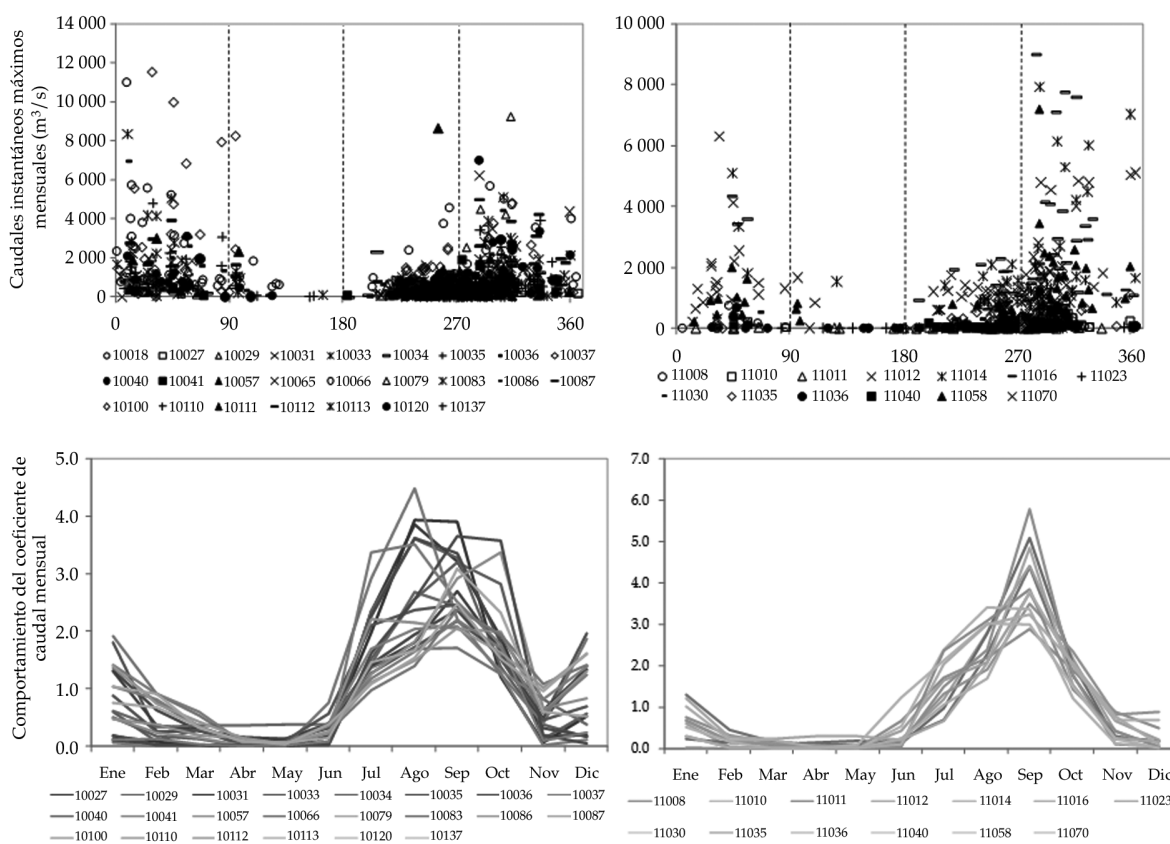


Figura 2. Distribución estacional de los caudales instantáneos máximos anuales (panel superior) y comportamiento del coeficiente de caudal mensual (panel inferior).

Modelos aditivos generalizados en localización, escala y Forma (GAMLSS)

Coincidiendo con las recientes opiniones de diversos autores (Milly *et al.*, 2008; Villarini *et al.*, 2009a), al no poder garantizar la hipótesis de estacionaridad en el comportamiento de los procesos hidrológicos en las escalas interanuales y decadales, resulta necesario utilizar modelos estadísticos no estacionarios capaces de reproducir la variación temporal de los parámetros de las funciones de distribución probabilidad. En el presente estudio se utilizan los modelos GAMLSS propuestos de manera reciente por Rigby y Stasinopoulos (2005), los cuales proveen un marco flexible para la modelación de series temporales bajo condiciones de no estacionaridad. En los modelos GAMLSS, la respuesta de la

variable aleatoria Y (caudales instantáneos máximos anuales en este trabajo) asumen una distribución paramétrica y sus parámetros pueden ser modelados como función de covariables seleccionadas, en este caso: tiempo (t_i) e índices climáticos (Niño $_{12}$, Niño $_{3}$, Niño $_{3.4}$, Niño $_{4}$, IOS_i y ODP_i).

En los modelos GAMLSS, la distribución de la variable Y no es restringida, permitiendo el uso de funciones de sesgo y curtosis altos, así como de funciones continuas y discretas. La parte sistemática del modelo permite modelar los parámetros de localización, escala y forma (relacionados con la media, sesgo y curtosis) de la distribución de Y como lineal o no lineal, paramétrica o no paramétrica, a través de funciones de suavizado (Rigby & Stasinopoulos, 2005; Stasinopoulos & Rigby, 2007). Para los modelos GAMLSS, las observaciones y_i (para

$i = 1, 2, \dots, n$) son asumidas independientes con una función de distribución $F_Y = (y_i, \theta_i)$, donde $\theta_i = (\theta_{i1}, \dots, \theta_{ip})$ es un vector de p parámetros considerados de la distribución para localización, escala y forma. Usualmente p es menor o igual a 4, puesto que familias de hasta cuatro parámetros proporcionan la suficiente flexibilidad para describir los datos. Los parámetros de la distribución están vinculados con las covariables explicativas a través de $g_k(\cdot)$ para $k = 1, 2, \dots, p$, conocida como función de enlace monótona. En este trabajo, las funciones de enlace consideradas son la de identidad y la logarítmica. Los modelos GAMLSS envuelven diversos modelos, en particular nosotros partimos de la formulación aditiva semi-paramétrica, la cual está dada por:

$$g_k(\theta_k) = \mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k + \sum_{j=1}^m h_{jk}(x_{jk}) \quad (1)$$

donde θ_k es un vector de longitud n ; $\theta_k^T = \{\beta_{1k}, \dots, \beta_{mk}\}$ es un vector de parámetros de longitud m ; \mathbf{X}_k es una matriz de covariables de orden $n \times m$; $h_{jk}(x_{jk})$ representa los términos aditivos del modelo, siendo h_{jk} una función de suavizado que evalúa el vector de covariables x_{jk} (Stasinopoulos & Rigby, 2007). En este estudio se asume que los parámetros de las funciones de distribución seleccionadas para el estudio son función del tiempo e indicadores climáticos. Incorporar términos de suavizado a los modelos (ecuación (1)), nos proporciona la ventaja de poder identificar no linealidades en la dependencia en la modelación de los parámetros de las distribuciones como función de las covariables. En este estudio, la dependencia suavizada está basada en las formulaciones matemáticas de splines cúbicos (Rigby & Stasinopoulos, 2005; Stasinopoulos & Rigby, 2007), las cuales han mostrado buenos resultados en los trabajos de Villarini *et al.* (2009b) y Villarini, Smith y Napolitano (2010). Para el uso de las formulaciones splines cúbicos es necesario definir los grados de libertad, teniendo para el caso cuando los grados de

libertad tienden a cero que los splines cúbicos tienden a una función lineal. La selección de los grados de libertad se lleva a cabo de acuerdo con lo propuesto por Stasinopoulos y Rigby (2007), empleando los criterios de información de Akaike y el criterio Bayesiano de Schwarz. Por ello, el modelo paramétrico lineal se tiene como un caso particular, en el cual no se cuenta con términos aditivos con dependencia suavizada. Entonces tenemos un modelo de la forma:

$$g_k(\theta_k) = \mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k \quad (2)$$

donde $\mathbf{X}_k \boldsymbol{\beta}_k$ es una combinación de estimadores lineales. Este modelo es incluido como el caso límite en la incorporación de dependencia suavizada. Otro caso particular es el que se presenta cuando todos los parámetros de las distribuciones resultan independientes de las covariables explicativas, entonces el modelo para los parámetros θ_k se simplifica a un modelo estacionario $g_k(\theta_k) = \text{constante}$.

En lo que respecta a la metodología para la selección y discriminación de las covariables explicativas para la descripción de los parámetros de las distribuciones, se siguió el criterio propuesto por Stasinopoulos y Rigby (2007). Ellos recomiendan determinar el mejor modelo para θ_1 , posteriormente para θ_2 hasta θ_n , llevando a cabo la comparación de los diferentes modelos con base en los criterios de Akaike (CIA) y Bayesiano (CIB). Con estos criterios, los modelos finales proporcionan un balance entre exactitud y complejidad, tratando de evitar el sobreparametrizado de los modelos. Es importante mencionar que en ninguno de los casos, los grados de libertad en los splines cúbicos se tomaron mayores a $Ln(n)$. Esto debido a que un aumento en la complejidad del modelo está vinculado con la extracción de información de los datos. Para una mayor comprensión de la teoría, ajuste y selección del modelo se remite a las consultas de Rigby y Stasinopoulos (2005), y Stasinopoulos y Rigby (2007).

Una vez definida la dependencia funcional entre los parámetros de las distribuciones

y cada covariable seleccionada y los grados de libertad en caso de asumir dependencia suavizada a través de los splines cúbicos, se seleccionó la función de distribución $F_Y(y_i, \theta_i)$ de acuerdo con el mayor valor de la máxima verosimilitud. En este trabajo se seleccionaron cinco funciones de distribución utilizadas en el análisis de frecuencias de crecidas (cuadro 2): Gumbel (GU), Lognormal (LNO), Weibull (WEI), Gamma (GA) y Gamma Generalizada (GG), de las cuales las cuatro primeras son de dos parámetros y la última de tres (Stedinger *et al.*, 1993; Escalante & Reyes, 2002).

En la ausencia de estadísticos para evaluar la calidad del ajuste de los modelos seleccionados en su conjunto, la verificación se realizó de conformidad con las recomendaciones de Rigby

y Stasinopoulos (2005) mediante el análisis de la normalidad e independencia de los residuales de cada modelo. Para ello, se examinaron los cuatro primeros momentos estadísticos de los residuales, el autocorrelograma y los coeficientes de correlación de Filliben, así como la inspección visual de los gráficos residuales *vs.* respuesta, *q-q plot* y *q-q plot* sin tendencia. Esta acción garantiza que los modelos seleccionados pueden explorar adecuadamente la parte sistemática, siendo la información restante (residual) ruido blanco (señal aleatoria). Todo los cálculos se llevan a cabo en el paquete GAMLSS (Rigby & Stasinopoulos, 2005; Stasinopoulos & Rigby, 2007), implementados en la plataforma R (R Development Core Team, 2008).

Cuadro 2. Resumen de las funciones de densidad de probabilidad consideradas en la modelación de las series de crecidas máximas anuales.

	Función de densidad de probabilidad	Momentos de la distribución
Gumbel	$f_Y(y \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{\theta_1} \left\{ -\left(\frac{y-\theta_1}{\theta_2}\right) - \exp\left[-\frac{(y-\theta_1)}{\theta_2}\right] \right\}$ $-\infty < y < \infty, -\infty < \theta_1 < \infty, \theta_2 > 0$	$E[y] = \theta_1 + \gamma \theta_2 \approx \theta_1 + 0.5772 \theta_2$ $\text{Var}[y] = \pi^2 \theta_2^2 / 6 \approx 1.64493 \theta_2^2$
Lognormal	$f_Y(y \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta_1}} \frac{1}{y} \exp\left\{-\frac{[\log(y) - \theta_1]^2}{2\theta_2^2}\right\}$ $y > 0, \theta_1 > 0, \theta_2 > 0$	$E[y] = w^{1/2e^{\theta_1}}$ $\text{Var}[y] = w(w-1)e^{2\theta_1}, \text{ donde } w = \exp(\theta_2^2)$
Weibull	$f_Y(y \theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_2 y^{\theta_2-1}}{\theta_1^{\theta_2}} \exp\left\{-\left(\frac{y}{\theta_1}\right)^{\theta_2}\right\}$ $y > 0, \theta_1 > 0, \theta_2 > 0$	$E[y] = \theta_1 \Gamma\left(\frac{1}{\theta_2} + 1\right)$ $\text{Var}[y] = \theta_1^2 \left\{ \Gamma\left(\frac{2}{\theta_2} + 1\right) - \left[\Gamma\left(\frac{1}{\theta_2} + 1\right) \right]^2 \right\}$
Gamma	$f_Y(y \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{(\theta_2^2 \theta_1)^{1/\theta_2}} \frac{1}{y \theta_2^2} - 1 \exp\left\{-\frac{y}{\theta_2^2 \theta_1}\right\} \Gamma\left(\frac{1}{\theta_2}\right)$ $y > 0, \theta_1 > 0, \theta_2 > 0$	$E[y] = \theta_1$ $\text{Var}[y] = \theta_2^2 \theta_1^2$
Gamma generalizada	$f_Y(y \theta_1, \theta_2, \theta_3) = \frac{ \theta_1 y^{\theta_1 \theta_3 - 1}}{\Gamma(\theta_3) \theta_2^{\theta_1 \theta_3}} \exp\left\{-\left(\frac{y}{\theta_2}\right)^{\theta_1}\right\}$ $y > 0, -\infty < \theta_1 < \infty, \theta_2 > 0 \text{ y } \theta_3 > 0$	$E[y] = \theta_1 \Gamma\left(\Omega + \frac{1}{\theta_3}\right) / \left[\Omega^{1/\theta_3} \Gamma(\Omega) \right]$ $\text{Var}[y] = \theta_1^2 \left\{ \Gamma(\Omega) \Gamma\left(\Omega + \frac{2}{\theta_3}\right) - \left[\Gamma\left(\Omega + \frac{1}{\theta_3}\right) \right]^2 \right\} / \left\{ \Omega^{2/\theta_3} [\Gamma(\Omega)]^2 \right\}$ $\Omega = 1 / (\theta_2^{\theta_1} \theta_3)$

Resultados

Implementación de los modelos en GAMLSS

En esta sección se presentan y analizan los resultados obtenidos en la modelación de los regímenes de crecidas en las estaciones de estudio bajo condiciones de no estacionaridad. Se implementaron tres diferentes tipos de modelos: a) Modelo de tendencia, b) Modelo de covariables y c) Modelo estacionario.

Modelación de los regímenes de crecidas con incorporación de tendencias temporales: modelo de tendencia

La primera aproximación en la modelación de los regímenes de crecidas bajo condiciones de no estacionaridad consistió en la implementación de modelos en los cuales se incorporó el tiempo como única covariable explicativa. En el cuadro 3 se resumen los modelos de tendencias temporales ajustados a las 38 series temporales de crecidas de los sitios de estudio, por medio de los cuales se intentó describir la variabilidad interanual presente en los regímenes de crecidas en el tiempo. El ajuste de los modelos no presenta una distribución como la descriptora del total de las series temporales, sólo es de destacar que las distribuciones Gamma y Lognormal son las que mejor describen el comportamiento de los regímenes de crecidas de acuerdo con las distribuciones utilizadas en el estudio. En cuanto a la dependencia, así como al tipo de dependencia de los parámetros de las distribuciones en el tiempo, se observa que el parámetro θ_1 presenta una fuerte dependencia respecto del tiempo, encontrando dicha dependencia en la mayoría de los modelos de tipo suavizada. Una fuerte dependencia es la observada también con el parámetro θ_2 ; no obstante, resulta evidente que ésta resulta más atenuada. Es importante destacar que se pueden distinguir tanto dependencia de tipo suavizada como dependencia lineal. En general, es posible mencionar que los sitios

de estudio presentan una fuerte dependencia del tiempo (34 estaciones), donde 15 sitios exhibieron dependencia en los dos parámetros, mientras que sólo en cuatro sitios se detectó una independencia total de los parámetros.

La modelación de las series temporales de caudales máximos anuales empleando el tiempo como covariable explicativa de los parámetros de las distribuciones paramétricas muestra la habilidad de los modelos ajustados de capturar la variabilidad exhibida en los regímenes de crecidas. En la figura 3 se muestran los resultados de la modelación de los caudales máximos anuales con la aproximación del modelo no estacionario de tendencia temporal en seis sitios representativos de los 38 analizados. Analizando los resultados expuestos en la figura 3, se puede observar una cierta similitud en la variación en el tiempo de los cuantiles estimados para diferentes probabilidades de no excedencia en las estaciones que se encuentran más cercanas a la costa, 10027, 10034, 11012 y 11058; en ellas se aprecia un patrón creciente en la magnitud de las crecidas durante el periodo 1940-1970, después se identifica una tendencia decreciente; no obstante, no es un patrón generalizado, ya que se puede observar que en algunas estaciones comienza en la década de los ochenta (10034 y 11012), mientras que en otros casos se prolonga hasta la década de los setenta (10027 y 10011058). En cuanto al comportamiento en estaciones localizadas en la parte más interior de las regiones de estudio, se observan resultados un tanto diferentes a los observados en las estaciones anteriores. Analizando las estaciones presentadas en la figura 3 (10066 y 11008), se puede ver en estas estaciones la presencia de una tendencia creciente en la magnitud de las crecidas posterior a la década de los cincuenta, mientras que la estación 10066 exhibe un decremento en el periodo comprendido entre los últimos años de los ochenta hasta finales de los años noventa. Un aspecto a destacar en los resultados obtenidos en la implementación de los modelos de tendencia yace en que la variabilidad temporal en los cuantiles resulta más importante en los

Cuadro 3. Resumen de los modelos de tendencia ajustados y el tipo de dependencia entre el tiempo y los parámetros de las distribuciones, así como de lo estadístico de los residuales de los modelos y el coeficiente de correlación de Filliben: *cs*(·) indica que la dependencia es modelada por medio de los splines cúbicos, "t" indica dependencia lineal y "--" se refiere a que el parámetro es independiente del tiempo (estacionario).

Estación	Distribución	θ_1	θ_2	Media	Varianza	Coef. correl. Filliben	AIC	SBC
10018	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0163	1.0142	0.9914	1113.74	1 136.22
10027	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0009	1.0172	0.9955	782.77	803.55
10029	LNO	--	<i>cs</i> (t)	-0.0551	1.0201	0.9948	655.49	666.21
10031	GA	--	<i>cs</i> (t)	-0.0146	1.0053	0.9807	518.49	527.82
10033	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0036	1.0203	0.9946	771.51	790.63
10034	WEI	<i>cs</i> (t)	--	-0.0014	1.0187	0.9969	862.75	875.62
10035	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0137	1.0225	0.9855	188.83	206.89
10036	LNO	t	--	5.518e-17	1.0166	0.9794	925.52	931.86
10037	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0002	1.0196	0.9493	933.04	952.56
10040	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0197	1.0174	0.9892	838.33	858.76
10041	LNO	<i>cs</i> (t)	--	-1.660e-14	1.0312	0.9943	463.31	472.29
10057	GA	<i>cs</i> (t)	--	-0.0116	1.0198	0.9732	433.64	443.14
10065	GA	<i>cs</i> (t)	--	0.0005	1.0220	0.9870	766.50	777.73
10066	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0009	1.0204	0.9812	642.90	662.03
10079	LNO	t	--	2.397e-16	1.0250	0.9717	635.09	640.24
10083	GA	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0076	1.0362	0.9899	483.25	498.22
10086	GA	t	--	0.0062	1.0347	0.9865	416.93	421.42
10087	WEI	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0403	1.0897	0.9772	542.74	559.12
10100	WEI	--	t	-0.0058	1.0855	0.9828	461.64	466.31
10110	WEI	--	--	-0.0003	1.0343	0.9833	501.42	504.35
10111	LNO	--	--	1.078e-16	1.0217	0.9879	755.92	759.62
10112	LNO	t	--	-4.548e-17	1.0277	0.9691	614.64	619.47
10113	GA	<i>cs</i> (t)	--	-0.0031	1.0318	0.9892	468.29	476.89
10120	GA	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0083	1.0116	0.9887	461.37	475.72
10137	GA	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0031	1.0174	0.9889	741.31	759.81
11008	GA	--	t	-0.0092	1.0058	0.9819	720.97	727.45
11010	GA	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0151	0.9930	0.9952	730.97	752.40
11011	WEI	--	--	-0.0067	1.0055	0.9526	566.32	570.26
11012	LNO	<i>cs</i> (t)	--	1.760e-14	1.0158	0.9836	1 059.72	1 072.67
11014	LNO	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	0.0132	1.0162	0.9893	1 045.79	1 067.06
11016	GA	--	<i>cs</i> (t)	-0.0376	0.9684	0.9467	1 006.16	1 018.31
11023	WEI	--	t	-0.0124	1.0100	0.9864	615.72	621.79
11030	WEI	t	t	0.0079	0.9806	0.9816	512.17	519.22
11035	GA	<i>cs</i> (t)	<i>cs</i> (t)	-0.0041	1.0230	0.9822	631.01	649.08
11036	LNO	--	--	1.461e-17	1.0222	0.9496	538.57	542.23
11040	GA	--	<i>cs</i> (t)	-0.0393	0.9728	0.9805	456.79	467.77
11058	LNO	<i>cs</i> (t)	--	-1.563e-14	1.0196	0.9914	830.82	842.53
11070	GA	<i>cs</i> (t)	--	0.0211	1.0439	0.9519	497.99	507.49

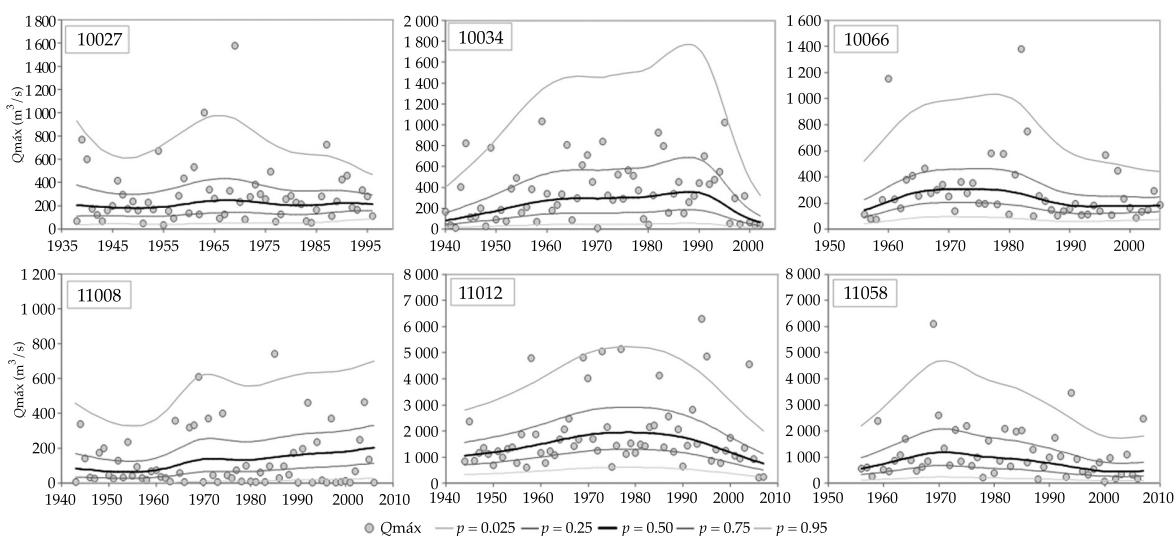


Figura 3. Resumen de los resultados obtenidos con el modelo de tendencia en seis estaciones representativas. Los resultados muestran los cuantiles estimados para diferentes probabilidades de no excedencia (0.025, 0.25, 0.50, 0.75, 0.95).

cuantiles más altos (0.75 y 0.99), mientras que ésta resulta más atenuada en la mediana (cuantil de 0.5).

Como forma de evaluar la eficacia en el ajuste de los modelos implementados en esta aproximación, se llevó a cabo la verificación de la normalidad de los residuales para cada modelo. En el cuadro 3 se presenta un resumen de los momentos estadístico de los residuales, así como la estimación del coeficiente de correlación de Filliben entre los cuantiles, los cuales no muestran en general desviaciones importantes de la normalidad. Además de la revisión de los momentos estadísticos de los residuales, se verificaron los gráficos de cuantiles $q-q$ plot sin tendencia, en los cuales se muestran las desviaciones de las observaciones de la muestra respecto a la recta normal de forma que si la muestra procede de una población normal, los puntos deben fluctuar alrededor de 0 y sin seguir un patrón determinado, quedando dentro de los límites de confianza (95% de nivel de confianza); en caso contrario, se presentaría la ausencia de normalidad de los residuales.

Dentro de los puntos a destacar en la implementación de este primer modelo no es-

tacionario se tiene la presencia de una fuerte dependencia de los parámetros de las distribuciones seleccionadas en relación con el tiempo. Aunado a lo anterior, es de destacar también la presencia de no linealidad en la relación. Esto se establece ante la necesidad de incorporar las formulaciones matemáticas de suavizado para modelar la dependencia de los parámetros en función del tiempo. Es importante mencionar que en el ajuste de los modelos, asumiendo dependencia suavizada en los parámetros, se determinaron los grados de libertad, respetando el principio de parsimonia; para ello se redujeron los mismos, en caso de no afectar en forma significativa la eficacia en el ajuste de los modelos.

La modelación de los caudales máximos anuales bajo condiciones de no estacionaridad en este primer escenario planteado nos ha permitido la reconstrucción de los cuantiles para diferentes probabilidades de no excedencia, modelando los parámetros de las distribuciones paramétricas, empleando el tiempo como covariable explicativa. El análisis de los gráficos permite apreciar que en general los modelos ajustados describen de modo adecuado la variabilidad que se observa en las

series de caudales máximos anuales. Por otro lado, con estos modelos es patente que un alto porcentaje de las series temporales exhiben desviación del supuesto de estacionaridad, siendo evidente que tanto la media como la varianza de las distribuciones se ven afectadas por los cambios de los parámetros en el tiempo.

Modelación de los regímenes de crecidas, incorporando los efectos de la variabilidad climática: modelo de covariables

La implementación de los modelos de tendencia temporal en el apartado anterior exhibe de manera evidente las desviaciones del supuesto de estacionaridad en el comportamiento de los regímenes de crecidas en las estaciones de aforo de estudio. En este apartado se implementan modelos no estacionarios con la incorporación de los índices climáticos como covariables explicativas de los parámetros. Estos modelos se implementan con el objetivo de explorar la factibilidad de describir de forma adecuada las no estacionaridades observadas en los modelos de tendencia temporal a través de los indicadores climáticos seleccionados en este estudio.

En los últimos años, uno de los temas en que se han enfocado diversos investigadores ha sido estudiar la influencia que ejerce el fenómeno ENOS (El Niño-Oscilación del Sur) en los procesos hidrológicos, el cual representa el fenómeno océano-atmósfera dominante en el Pacífico tropical (Cane, 1992). Los resultados expuestos en estos estudios (Amarasekera, Lee, Williams & Eltahir, 1997; Jain & Lall, 2001; Poveda *et al.*, 2002; Zhang, Xu, Jiang, & Wu, 2007) han puesto en evidencia que las fases extremas de este fenómeno pueden estar fuertemente vinculadas con los mayores episodios de crecidas y sequías en diversas partes del mundo.

El cuadro 4 presenta un resumen de los modelos obtenidos, incorporando los efectos de la variabilidad climática de baja frecuencia; en él se muestran las funciones de distribución de mejor ajuste, así como las covariables significativas para cada parámetro. En general,

los resultados en la selección de los modelos exhiben la significancia estadística de los índices climáticos como covariables explicativas en la evolución de los regímenes de crecidas en los sitios de estudio. En particular, es de destacar la mayor significancia de los índices Niño3.4, Niño4 y ODP como covariables entre los seis índices utilizados. Por otro lado, en cuanto a la dependencia que se presenta en estos modelos, se puede observar en el cuadro 4 que el parámetro θ_1 presenta una fuerte dependencia respecto de los índices climáticos, mientras que una más débil dependencia es la que se puede observar con el parámetro θ_2 , donde 18 sitios presentaron independencia de los índices climáticos. En cuanto a los resultados observados con el parámetro θ_3 en aquellos modelos donde la distribución de mejor ajuste resultó la distribución GG, éste presentó una total independencia, lo cual podría mostrar el hecho de una nula influencia de la variabilidad climática en los momentos de mayor orden. En cuanto al tipo de dependencia, se puede observar en el cuadro 4 que no se distingue un patrón generalizado, siendo sólo de destacar la necesidad de incorporar dependencia a través de las formulaciones matemáticas de suavizado. Este es un punto importante del análisis, ya que resalta la necesidad de asumir no linealidad en la modelación de los regímenes de crecidas, incorporando los índices climáticos como covariables.

La figura 4 resume los resultados en la implementación de los modelos no estacionarios con la incorporación de covariables externas (adicionales al tiempo) en seis estaciones representativas. Se puede observar que los modelos tienden a reproducir de modo adecuado la variabilidad interanual de los regímenes de crecidas; de hecho, se puede destacar la mejor descripción respecto de los resultados observados con los modelos de tendencia temporal. En cuanto a la revisión de la normalidad de los residuales para el adecuado ajuste de los modelos, se puede mencionar que se ajustan razonablemente bien de acuerdo con lo observado en los momentos estadísticos de los residuales, así como en los

Cuadro 4. Resumen de los modelos con covariables externas y el tipo de dependencia entre los índices climáticos y los parámetros de las distribuciones, así como del coeficiente de correlación de Filliben para los residuales de los modelos: *cs*() indica que la dependencia es modelada por medio de los splines cúbicos, otro indica dependencia lineal y "--" se refiere a que el parámetro es independiente de los índices climáticos (estacionario).

Estación	Distribución	θ_1	θ_2	θ_3	Coef. corr. Filliben
10018	LNO	Niño3 + <i>cs</i> (Niño3.4) + Niño4	--		0.9876
10027	LNO	<i>cs</i> (Niño3) + Niño3.4	IOS		0.9950
10029	LNO	<i>cs</i> (Niño 12) + Niño 3 + Niño4	--		0.9859
10031	GA	<i>cs</i> (ODP)	--		0.9949
10033	LNO	--	ODP		0.9788
10034	GG	Niño3.4 + <i>cs</i> (Niño4)	Niño4	--	0.9915
10035	LNO	Niño3.4 + Niño4 + IOS + ODP	--		0.9747
10036	LNO	--	ODP		0.9896
10037	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4) + Niño4	--		0.9647
10040	LNO	Niño3 + <i>cs</i> (ODP)	--		0.9774
10041	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4) + <i>cs</i> (ODP)	Niño3		0.9891
10057	GA	<i>cs</i> (Niño3.4)	ODP		0.9921
10065	GG	--	Niño4 + IOS	--	0.9907
10066	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4) + <i>cs</i> (Niño4)	--		0.9818
10079	LNO	--	--		0.9768
10083	GA	--	--		0.9829
10086	GA	<i>cs</i> (Niño4)	--		0.9833
10087	WEI	Niño4 + IOS + ODP	<i>cs</i> (Niño3.4) + ODP		0.9873
10100	GG	<i>cs</i> (Niño4) + IOS + ODP	<i>cs</i> (Niño3) + Niño3.4	--	0.9793
10110	WEI	--	--		0.9833
10111	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4)	<i>cs</i> (SOI)		0.9913
10112	LNO	--	--		0.9832
10113	GA	--	--		0.9856
10120	GG	<i>cs</i> (Niño3.4) + Niño4	ODP	--	0.9963
10137	GA	--	--		0.9727
11008	GA	Niño12 + <i>cs</i> (Niño4)	<i>cs</i> (ODP)		0.9953
11010	GG	<i>cs</i> (Niño3.4) + IOS	--	--	0.9943
11011	WEI	<i>cs</i> (Niño12)	--		0.9677
11012	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4)	<i>cs</i> (Niño12) + <i>cs</i> (IOS)		0.9894
11014	LNO	Niño3 + <i>cs</i> (Niño3.4)	<i>cs</i> (Niño3.4)		0.9848
11016	GA	<i>cs</i> (Niño3.4)	Niño4 + IOS		0.9808
11023	GA	Niño3.4 + <i>cs</i> (IOS)	--		0.9875
11030	WEI	ODP	Niño12 + <i>cs</i> (Niño3) + Niño4		0.9839
11035	GA	Niño12 + Niño3 + ODP	<i>cs</i> (Niño3)		0.9834
11036	LNO	Niño12 + <i>cs</i> (ODP)	--		0.9839
11040	GG	Niño3	ODP	--	0.9957
11058	LNO	<i>cs</i> (Niño3.4) + Niño4	Niño3.4		0.9887
11070	GA	Niño3.4 + <i>cs</i> (Niño4)	Niño4 + <i>cs</i> (ODP)		0.9786

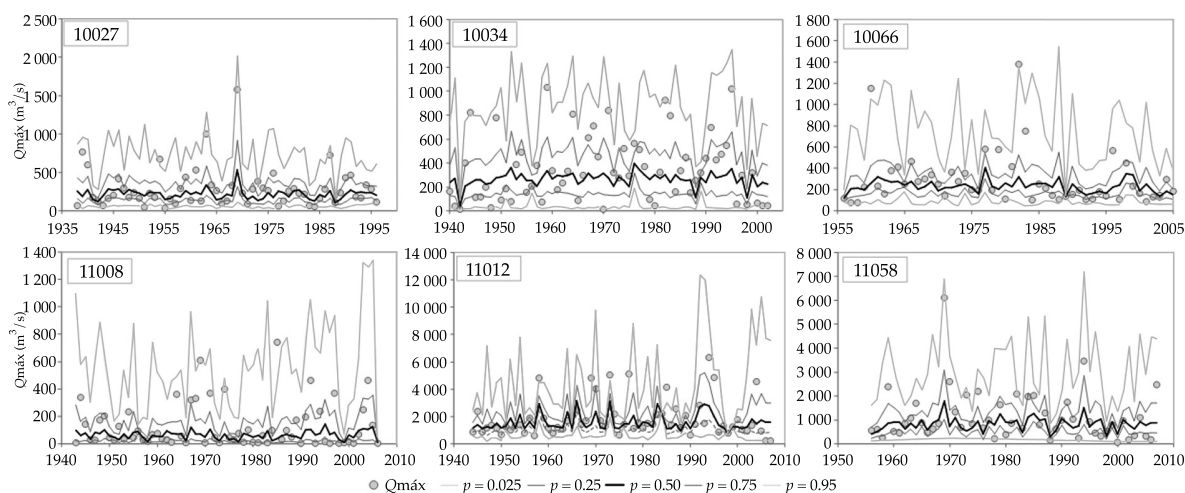


Figura 4. Resumen de los resultados obtenidos con el modelo de covariables externas en seis estaciones representativas. Los resultados muestran los cuantiles estimados para diferentes probabilidades de no excedencia (0.025, 0.25, 0.50, 0.75, 0.95).

gráficos de cuantiles. En la figura 5 se presentan los gráficos de cuantiles $q-q$ plot sin tendencia obtenidos en la revisión de la normalidad de los residuales.

Retomando la inspección de los resultados en la figura 4, es posible observar que la estimación de la mediana (cuantil para una probabilidad de excedencia 0.50) tiende a presentar un menor efecto de la variabilidad climática; sin embargo, los efectos son importantes en la estimación para los cuantiles más altos. Otro punto a destacar es que a pesar del adecuado ajuste de los modelos, se puede observar que existe un cierto ruido en los resultados del modelo, lo cual refleja la no linealidad en la respuesta de los regímenes de crecidas al forzamiento de la variabilidad climática natural.

Comparación entre los modelos no estacionarios y el modelo estacionario

El estudio de las crecidas en la hidrología operacional tiene como objetivo principal estimar eventos de crecida para una probabilidad de excedencia definida a priori para poder obtener mapas de inundación, diseñar

medidas de protección o establecer planes de gestión del riesgo de inundación. De hecho, en México y en diversas partes del mundo, las legislaciones sobre el riesgo de inundación se basan en el análisis de frecuencia de crecidas para estimar crecidas de diseño asociadas con diversos periodos de retorno (p. ej., 20, 50 y 100 años), donde dichos periodos de retorno están vinculados con la necesidad de seguridad en la estructura.

La figura 6 muestra los resultados del análisis de frecuencia de crecidas en condiciones estacionarias y bajo condiciones de no estacionariedad para una probabilidad de excedencia de 0.01 (esto es, un periodo de retorno de 100 años). La inspección de los gráficos resalta el problema de asumir estacionariedad en la estimación de los eventos de crecida. Se puede observar que los modelos no estacionarios indican la existencia de importantes periodos en los cuales la crecida estimada bajo condiciones de no estacionariedad está por encima de la obtenida, asumiendo el modelo estacionario. Enfocándonos en el análisis de los resultados para la estación 10027, se puede ver que asumiendo el modelo de tendencia, la crecida para una probabilidad anual de excedencia de 0.01 du-

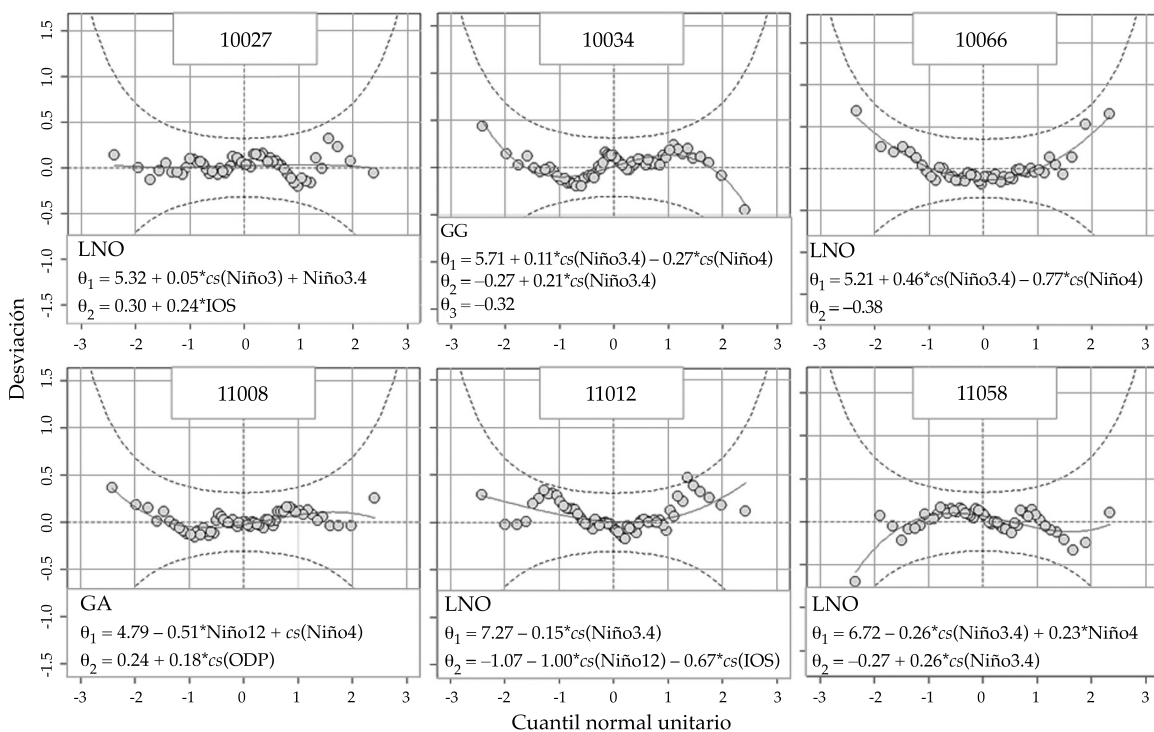


Figura 5. Gráficos de cuantiles $q-q$ plot sin tendencia de los residuales de los modelos con covariables externas en las estaciones representativas analizada. Las dos líneas punteadas corresponden a los límites de confianza para el 95%.

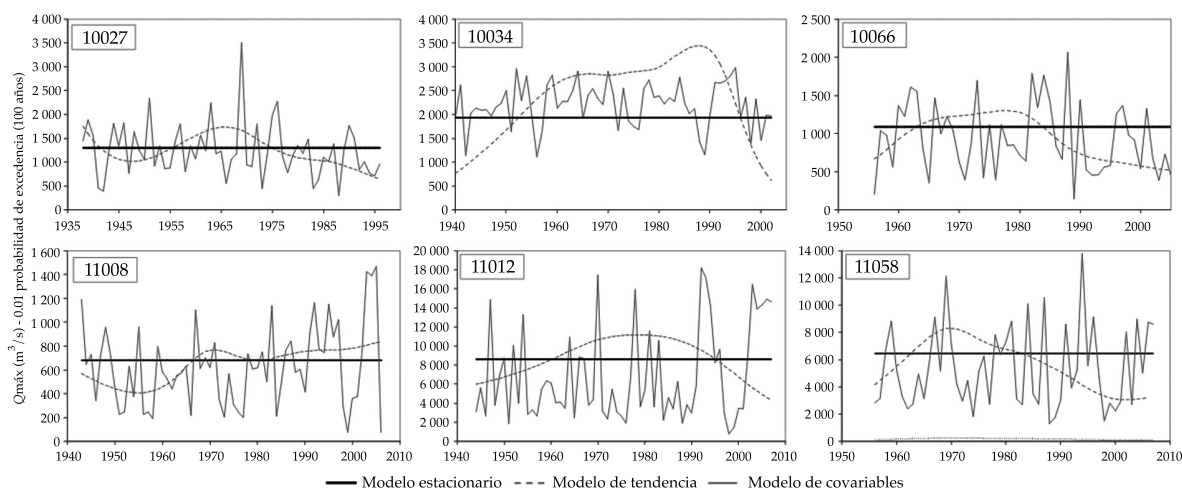


Figura 6. Cuantiles estimados de las crecidas máximas anuales con 0.01 probabilidad de excedencia para las seis estaciones representativas, basados en los tres diferentes modelos implementados.

rante los 59 años de registro ha oscilado desde un valor mínimo de 640.40 m³/s en 1996 a un valor máximo de 1 730.52 m³/s en 1966; mien-

tras que asumiendo el modelo de covariables, el mínimo valor es de 295.51 m³/s en 1988 y el máximo de 3 508.08 m³/s en 1969.

Analizando los resultados en la modelación de los eventos de crecidas en el escenario no estacionario con el modelo de covariables y el escenario estacionario para la estación 10027 que se muestran en la figura 7, es posible observar que la mediana tiende a ser subestimada en el modelo estacionario para valores altos negativos del índice Niño3.4, mientras que el modelo sobrestima la mediana para valores altos positivos. Estos valores son más significativos para el percentil del 95%, como se puede ver en la figura 7. Es importante mencionar que se aprecia una compleja relación entre el índice climático y los valores de caudales máximos anuales, lo cual puede ser reflejo de que solamente una parte de la variabilidad de los regímenes de crecidas es explicada por los patrones de baja frecuencia. Esto, sin duda, lleva a la necesidad de considerar los efectos que tienen factores de origen atropogénico en los regímenes de crecidas, ya sea a través de cambios en las cuencas (p. ej., cambios de uso de suelo) o directamente en el ciclo hidrológico por medio de la construcción de embalses.

En general, los resultados presentados en este apartado demuestran que las inferencias de los eventos de crecidas bajo condiciones de

no estacionaridad pueden experimentar cambios importantes. Estos resultados refuerzan el cuestionamiento reciente de la hipótesis de estacionaridad, y nos llevan a plantearnos el posible colapso de la hipótesis de estacionaridad en el estudio de las crecidas.

Los conceptos de periodo de retorno y riesgo en el contexto no estacionario

En general, los resultados obtenidos en la modelación de los regímenes de crecidas bajo condiciones no estacionarias nos llevan a plantear la necesidad de utilizar modelos alternativos para asumir la dinámica de la naturaleza en vez del clásico análisis de frecuencias de crecidas. Sin embargo, en un mundo no estacionario resulta necesario redefinir los conceptos de periodo de retorno y riesgo, lo anterior como consecuencia de los cambios que experimentará la función de densidad de probabilidad en el tiempo (Sivapalan & Samuel, 2009; Salas & Obeysekera, 2013).

La figura 8 muestra la estimación del periodo de retorno bajo condiciones de no estacionaridad con base en los modelos

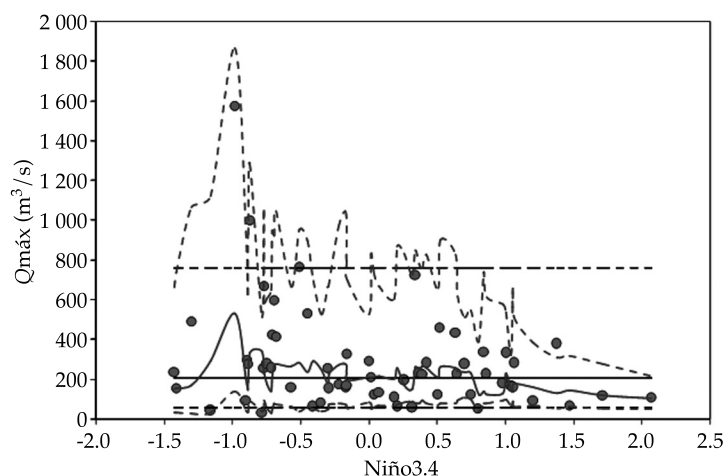


Figura 7. Estimación de la mediana y los percentiles para el 5 y 95% para el modelo estacionario (línea negra) y el modelo de covariables (línea gris) para la estación 10027, donde se presentan graficados frente al índice Niño 3.4.

estadísticos no estacionarios ajustados para la serie temporal de crecidas en la estación 10027. Se puede observar que la probabilidad de excedencia cambia año con año, ante lo cual es necesario articular un marco donde se puedan extender los conceptos de periodo de retorno y riesgo, los cuales, en su definición actual, pierden sentido.

Evaluación del modelo no estacionario de covariables en predicción

En este apartado se evalúa la faceta de los modelos de covariables como herramientas predictivas. Sólo considerar el modelo no estacionario con covariables yace en que los modelos de tendencia no pueden describir de forma adecuada el comportamiento a futuro de los eventos de crecidas, lo anterior debido a que las tendencias temporales pueden cambiar en el corto o largo plazos. La predicción se realizó a partir de la fecha última de registro para cada una de las estaciones con base en los modelos ajustados.

La figura 9 muestra los resultados obtenidos en el empleo de los modelos con covariables como herramientas de predicción de las crecidas para diferentes probabilidades de excedencia. Como se puede observar, los índices climáticos que caracterizan el comportamiento

de los patrones de baja frecuencia pueden ser de gran ayuda para capturar los cambios en la frecuencia de crecidas en las estaciones de estudio. Sin duda, los modelos con incorporación de covariables adicionales al tiempo resultan una opción más atractiva en relación con los modelos con la incorporación de tendencias temporales. Esto como consecuencia de que los modelos de tendencia pueden ignorar cambios en la frecuencia de las crecidas en el periodo de predicción.

Es importante tomar en cuenta que los índices utilizados para caracterizar el impacto de la variabilidad climática tienen limitaciones en la representación de procesos físicos adicionales, que pueden afectar la frecuencia de crecidas, por lo que a pesar de su potencial utilidad, los valores obtenidos en predicción deben tomarse con mucha precaución. Por otro lado, se debe considerar el hecho de que los índices que describen el comportamiento de los patrones de variabilidad de baja frecuencia son una simplificación de la circulación general de la atmósfera.

Discusión

En este estudio se ha examinado la no estacionariedad en la distribución de los caudales máximos anuales registrados en 38 estaciones

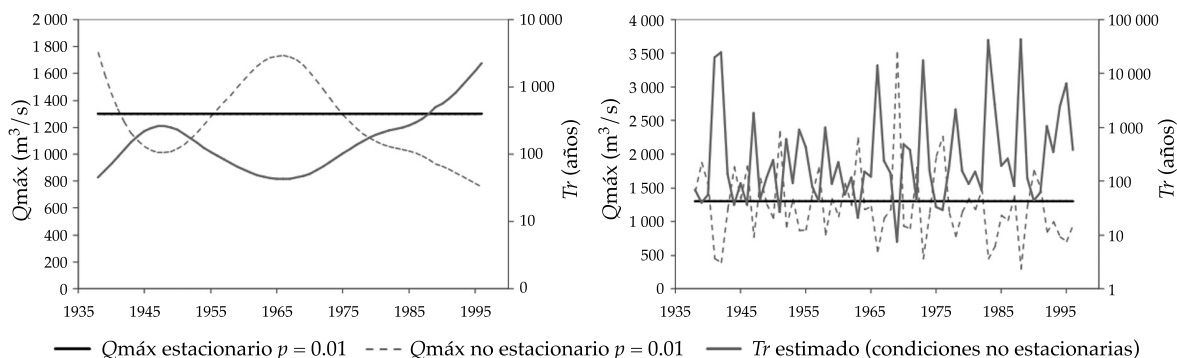


Figura 8. Estimación del periodo de retorno bajo condiciones de no estacionariedad con el modelo de tendencias (panel izquierdo) y el modelo de covariables (panel derecho) para la estación 10027.

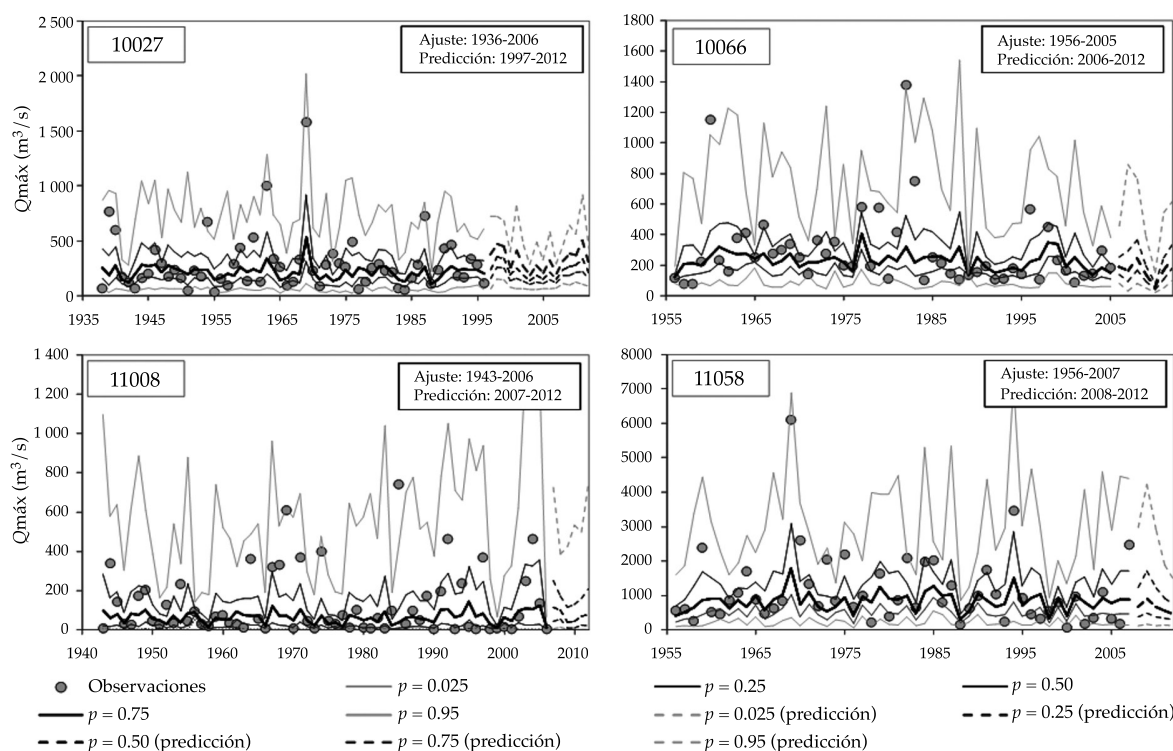


Figura 9. Resultados de la modelación de las crecidas máximas anuales en las estaciones 10027, 10066, 1008 y 11058 con el modelo de covariables. Los resultados en el periodo de ajuste de los modelos se muestran en líneas continuas, mientras en el periodo de predicción con líneas discontinuas.

de aforo localizadas en las regiones hidrológicas Sinaloa y Presidio San Pedro (Pacífico mexicano). Se implementaron dos aproximaciones de modelos bajo condiciones de no estacionariedad: el modelo de tendencia temporal y el modelo de covariables. Los modelos no estacionarios se desarrollaron en el marco de los modelos *GAMLSS*, los cuales mostraron la flexibilidad para la modelación probabilística de las series temporales de caudales máximos anuales en un contexto no estacionario, así como la capacidad para modelar la dependencia de los parámetros de las distribuciones respecto de covariables explicativas. La implementación del modelo de tendencia temporal en el cual el tiempo fungió como única covariable permitió identificar que los regímenes de crecidas en un importante número de las estaciones de estudio experimentan importantes desviaciones del supuesto de estacionariedad. Analizando el

tipo de dependencia observado en el modelo de los parámetros como función del tiempo se puede mencionar que se presentaron tanto casos de dependencia lineal como dependencia no lineal a través de las formulaciones de suavizado.

La aplicación de los modelos no estacionarios, incorporando los efectos de la variabilidad climática, exhibió la significativa influencia que puede ejercer el fenómeno ENOS en la variabilidad interanual de los regímenes de crecidas. En particular, es de destacar que los altos valores de crecidas en las estaciones de estudio están vinculados con la fase negativa del ENOS (eventos La Niña), mientras que los valores bajos de crecidas lo tienden a estar con la fase positiva (eventos El Niño). Los resultados mostraron que incorporando de manera simple los efectos de la variabilidad climática a través de los índices climáticos,

éstos pueden describir de manera razonable las no estacionariedades observadas en el comportamiento de los regímenes de crecidas.

Las aproximaciones de modelos no estacionarios mostraron que las tendencias y los efectos de la variabilidad climática afectan tanto la media como la varianza de las distribuciones. Un punto importante a destacar es que se observó que aquellos modelos en los cuales se involucran las formulaciones de suavizado (splines cúbicos) tienden a reproducir mejor la dispersión de las crecidas, al presentar una mayor flexibilidad. Sin embargo, estos tipos de modelos que proporcionan un buen ajuste y flexibilidad son altamente sensibles a los cambios en la evolución de las variables predictivas, por lo que deben ser empleados con precaución. Otro punto a destacar en el uso de las formulaciones de suavizado es que el criterio de Akaike tiende a proporcionar modelos muy complejos, mientras que el criterio Bayesiano, modelos más simples. Por ello, es importante en la optimización de los grados de libertad en los modelos, seguir un procedimiento en el cual se cumpla con el principio de parsimonia, ya que el aumento en la complejidad del modelo está vinculado con la extracción de información de los datos.

Los resultados del análisis de frecuencia de crecidas con los modelos no estacionarios mostraron que para un evento de crecida con una probabilidad anual de excedencia de 0.01 (correspondiente a un periodo de 100 años), las variaciones obtenidas respecto del clásico modelo estacionario son muy importantes, con extensos periodos en los cuales el valor estimado bajo condiciones no estacionarias es mayor que el estimado asumiendo estacionariedad. Estos resultados tienen un importante efecto en la práctica hidrológica y son una evidencia de que la simplificación de estacionariedad puede llevar a asumir un riesgo mayor al planificado en el diseño de estructuras hidráulicas.

La implementación de los modelos no estacionarios como herramientas de predicción muestra que los modelos con covariables

se presentan como una mejor alternativa respecto de los modelos de tendencias, ya que las tendencias a corto y largo plazos pueden cambiar por el efecto de la variabilidad climática y actividades humanas. Sin embargo, es importante considerar que en los modelos de covariables existen factores en el proceso de producción de escorrentía que no son tomados en cuenta. Por ello, la consolidación de los modelos como herramienta de predicción requiere de trabajos más exhaustivos.

Se hace necesario llevar a cabo un análisis de varianza entre los índices climáticos, esto ante la alta multicolinealidad que puede existir entre los indicadores climáticos empleados, dado que describen un mismo fenómeno, lo cual permitirá obtener modelos que se ajusten al principio de parsimonia. Por otro lado, es importante mencionar que no se consideran en este estudio factores de origen antropogénico (p. ej., cambios de uso de suelo, construcción de embalses) que pueden afectar los regímenes de crecidas. Deben abordarse estudios más exhaustivos en los que se incorporen dichos efectos. Finalmente, aunque de las distribuciones paramétricas utilizadas, la distribución Gamma y Lognormal parecen proporcionar resultados aceptables, resulta necesario incorporar en estudios futuros distribuciones adicionales, como la General de Valores Extremos o distribuciones de dos poblaciones como la TCVE (Two Components Extreme Value).

Conclusiones finales

La hipótesis de estacionariedad en el estudio de las crecidas se encuentra comprometida y es necesario implementar métodos estadísticos alternativos que permitan asumir que las funciones de distribución de probabilidad se ven afectadas por el impacto de factores de origen antropogénico y climático. EL ENOS no es causado por el cambio climático; sin embargo, una pregunta de gran calado es si los eventos del ENOS en un escenario de cambio

climático serán más intensos y frecuentes. A la luz de los resultados, una tarea fundamental es incorporar los efectos de factores de origen antropogénico ante las evidencias que muestran que los impactos de estos factores se han intensificado en las últimas décadas. Aunque resultó evidente el potencial de los índices climáticos como covariables explicativas de la variabilidad en los regímenes de crecidas en las estaciones de estudio, es necesario que estas investigaciones vayan de la mano con las mejoras que están llevando a cabo los meteorólogos en el pronóstico de los índices, a fin de consolidarlos como un instrumento útil en la predicción a mediano y largo plazos. Además de lo anterior, se debe considerar el hecho de que los índices que describen el comportamiento de los patrones de variabilidad de baja frecuencia son una simplificación de la circulación general de la atmósfera, por lo que los valores en predicción deben tomarse con precaución. Por último, aunque los resultados demuestran la influencia del ENOS en la frecuencia e intensidad de los regímenes de crecidas en el noroeste del Pacífico mexicano, estos resultados no son extrapolables a otros sitios del territorio mexicano, ya que de acuerdo con los resultados reportados en estudios previos sobre la influencia del ENOS en Norteamérica, ésta presenta una importante variación espacial.

Agradecimientos

El desarrollo de este trabajo ha sido financiado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología de México (Conacyt). Los autores agradecen a Mikis Stasinopoulos, Robert Rigby y Calliope Akantziliotou por hacer el paquete GAMLSS de libre acceso. También su reconocimiento a James A. Smith y Gabriele Villarini por las reuniones sostenidas durante la estancia del segundo autor en la Universidad de Princeton, Estados Unidos, que contribuyeron al desarrollo del presente trabajo.

Recibido: 07/12/11
Aceptado: 26/03/14

Referencias

- Amarasekera, K. N., Lee, R. F., Williams, E. R., & Eltahir, E. A. (1997). ENSO and the Natural Variability in the Flow of Tropical Rivers. *Journal of Hydrology*, 200, 24-39.
- Cane, M. A. (1992). Tropical Pacific ENSO Models: ENSO as a Mode of the Coupled System (pp. 377-386). In K. Trenberth (Ed.). *Climate System Modeling*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Cavazos, T., & Hastenrath, S. (1990). Convection and Rainfall over Mexico and their Modulation by the Southern Oscillation. *International Journal of Climate*, 10, 337-386.
- Cox, D. R., Isham, V. S., & Northrop, P. J. (2002). Floods: Some Probabilistic and Statistical Approaches. *Philosophical Transactions. Series A, Mathematical, Physical, and Engineering Sciences*, 360, 389-408.
- link, J., & Burn, D.H. (2003). Non-Stationary Pooled Flood Frequency Analysis. *Journal of Hydrology*, 276, 210-223.
- Escalante, C., & Reyes, L. (2002). *Técnicas Estadísticas en Hidrología*.
- Jain, S., & Lall, U. (2001). Floods in a Changing Climate: Does the Past Represent the Future? *Water Resources Research*, 36, 3641-3652.
- Katz, R. W., Parlange, M. B., & Naveau, P. (2002). Statistics of Extremes in Hydrology. *Advances in Water Resources*, 25, 1287-1304.
- Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., Ondo, J. C., Gachon, P., & Bobée, B. (2006). Frequency Analysis of a Sequence of Dependent and/or Non-Stationary Hydro-Meteorological Observations: A Review. *Journal of Hydrology*, 329, 534-552.
- Koutsoyiannis, D. (2006). Nonstationarity versus Scaling in Hydrology. *Journal of Hydrology*, 324, 239-254.
- Kundzewicz, Z., & Robson, A. (2004). Change Detection in Hydrological Records — A Review of the Methodology. *Hydrological Sciences Journal*, 49, 7-19.
- Leclerc, M., & Ouarda, T. (2007). Non-Stationary Regional Flood Frequency Analysis at Ungauged Sites. *Journal of Hydrology*, 343, 254-265.
- Lettenmaier, D.P., & Wallis, J.R. (1994). Hydro-Climatological Trends in the Continental United States. *Journal of Climate*, 7, 586-607.
- Magaña, V., & Quintanar, A. (1997). *On the Use of a General Circulation Model to Study Regional Climate. Numerical Simulations in the Environmental and Earth Sciences*. (pp. 39-48). García, F. Cisneros, G., Fernández-Equiarte, A. y Álvarez, R. (Editores). Cambridge: Cambridge University Press.
- Magaña, V., Pérez, J. L., Conde, C., Gay, C., & Medina, S. (1998). El fenómeno de El Niño y la Oscilación del Sur (ENOS) y sus impactos en México. *Atmósfera*. México, DF: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Matalas, N. C. (1997). Stochastic Hydrology in the Context of Climate Change. *Climatic Change*, 37, 89-101-101.

- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., & Stouffer, R. J. (2008). Stationarity is Dead: Whiter Water Management? *Science*, 319, 573-574.
- Mosiño, P., & Morales, T. (1988). Los ciclones tropicales, El Niño y las lluvias en Tacubaya. *Geofis. Int.*, 27, 61-82.
- Olsen, J. R., Lambert, J. H., & Haines, Y. Y. (1998). Risk of Extreme Events under Nonstationary Conditions. *Risk Analysis*, 18, 497-510.
- Perreault, L., Haché, M., Slivitzky, M., & Bobée, B. (1999). Detection of Changes in Precipitation and Runoff over Eastern Canada and U.S. Using a Bayesian Approach. *Stochastic Environ. Res. Risk Assess.*, 13, 201-216.
- Potter, K. W. (1976). Evidence for Nonstationarity as a Physical Explanation of the Hurst Phenomenon. *Water Resources Research*, 12, 1047-1052.
- Poveda, G., Veléz, I., Mesca, O., De Hoyos, C., Mejía, F., Barco, O., & Correa, P. (2002). Influencia de fenómenos macroclimáticos sobre el ciclo anual de la hidrología colombiana: cuantificación lineal no lineal y percentiles probabilísticos. *Meteorología Colombiana*, 6, 121-130.
- Ramesh, N. I., & Davison, A. C. (2002). Local Models for exploratory Analysis of Hydrological Extremes. *Journal of Hydrology*, 256, 106-119.
- Rasmussen, P. F. (1999). Bayesian Estimation of Change Points using General Linear Model. *Water Resources Research*, 37, 2723-2731.
- Rigby, R. A., & Stasinopoulos, D. M. (2005). Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape. *Journal of the Royal Statistical Society: C-App.*, 54, 507-554.
- Salas, J. D. (1993). Analysis and Modelling of Hydrologic Time Series. In Maidment, D. (Ed.). *Handbook of Hydrology* (pp. 19.11-19.72). New York: McGraw-Hill.
- Salas, J. D., & Boes, D. C. (1980). Shifting Level Modeling of Hydrologic Series. *Adv. Water Resour.*, 3, 59-63.
- Salas, J. D., & Obeysekera, J. (2013). Revisiting the Concepts of Return Period and Risk for Nonstationary Hydrologic Extreme Events. *ASCE J. Hydrol. Eng.* 19(3), 554-568.
- Sankarasubramanian, A., & Lall, U. (2003). Flood Quantiles in a Changing Climate: Seasonal Forecasts and Causal Relations. *Water Resources Research*, 39, 12.
- Sivapalan, M., & Samuel, J. M. (2009). Transcending Limitations of Stationarity and the Return Period: Process-Based Approach to Flood Estimation and Risk Assessment. *Hydrological Processes*, 23, 1671-1675.
- Stahl, K., Hisdal, H., Hannaford, J., Tallaksen, L. M., Van Lanen, H. A., Sauquet, E., Demuth, S., Fendekova, M., & Odar, J. J. (2010). Streamflow Trends in Europe: Evidence from a Dataset of Near-Natural Catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 7, 5769-5804.
- Stasinopoulos, D. M., & Rigby, R. A. (2007). Generalized Additive Models for Location Scale and Shape (GAMLSS). *R. Journal of Statistical Software*, 23, 1-46.
- Stedinger, J. R., Vogel, R. M., & Foufoula, G.E. (1993). Frequency Analysis of Extreme Events. In *Handbook of Hydrology* (pp. 18.11-18.65). New York: McGraw Hill.
- Strupczewski, W. G., Singh, V. P., & Mitosek, H. T. (2001a). Non-Stationary Approach to At-Site Flood Frequency Modelling, III. Flood Analysis of Polish Rivers. *Journal of Hydrology*, 248, 152-167.
- Strupczewski, W. G., Singh, V. P., & Feluch, W. (2001b). Non-Stationary Approach to At-Site Flood Frequency Modelling I. Maximum Likelihood Estimation. *Journal of Hydrology*, 248, 123-142.
- Trasviña, A., Lluch, C. D., Filonov, A. E., & Gallegos, A. (2004). *Oceanografía y el Niño* (pp. 69-1002). México, DF: UNAD.
- Villarini, G., Smith, J. A., & Napolitano, F. (2010). Nonstationary Modeling of a Long Record of Rainfall and Temperature over Rome. *Advances in Water Resources*, 33, 1256-1267.
- Villarini, G., Serinaldi, F., Smith, J. A., & Krajewski, W. F. (2009a). On the Stationarity of Annual Flood Peaks in the Continental United States during the 20th Century. *Water Resources Research*, 45, 1-17.
- Villarini, G., Smith, J. A., Serinaldi, F., Bales, J., Bates, P. D., & Krajewski, W. F. (2009b). Flood Frequency Analysis for Nonstationary Annual Peak Records in an Urban Drainage Basin. *Advances in Water Resources*, 32, 1255-1266.
- Yi, H., Bardossy, A., & Brommundt, J. (2006). Non-Stationarity Flood Frequency Analysis Southern Germany. *Proceedings of the 7th International Conference on HydroScience and Engineering*, Philadelphia, USA.
- Zhang, Q., Xu, C., Jiang, T., & Wu, Y. (2007). Possible Influence of ENSO on Annual Maximum Streamflow of the Yangtze River, China. *Journal of Hydrology*, 333, 265-274.
- Zhang, Y., & Schilling, K. (2006). Increasing Streamflow and Baseflow In Missisipi River Since the 1940's: Effect of Land Use Change. *Journal of Hydrology*, 324, 412-422.

Dirección institucional de los autores

Dr. Jesús López-de la Cruz

Universitat Politècnica de València
 Instituto de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente
 (IIAMA)
 Despacho Becarios Hidráulica-Hidrología
 Edificio 4E, primera planta, C/ Camino de Vera, s/n,
 46022 Valencia, España
 Teléfono: +34 (963) 877 000
 jespede@pogradio.upv.es

Dr. Félix Francés

Universitat Politècnica de València
Instituto de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente
(IIAMA)
Edificio 1 Central, planta 1
Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Caminos
Canales y Puertos
Código numérico 4E
Camino de Vera s/n
46022 Valencia, España
Teléfono: +34 (963) 877 000
ffrances@hma.upv.es