

TÓPICOS METEOROLÓGICOS Y OCEANOGRÁFICOS

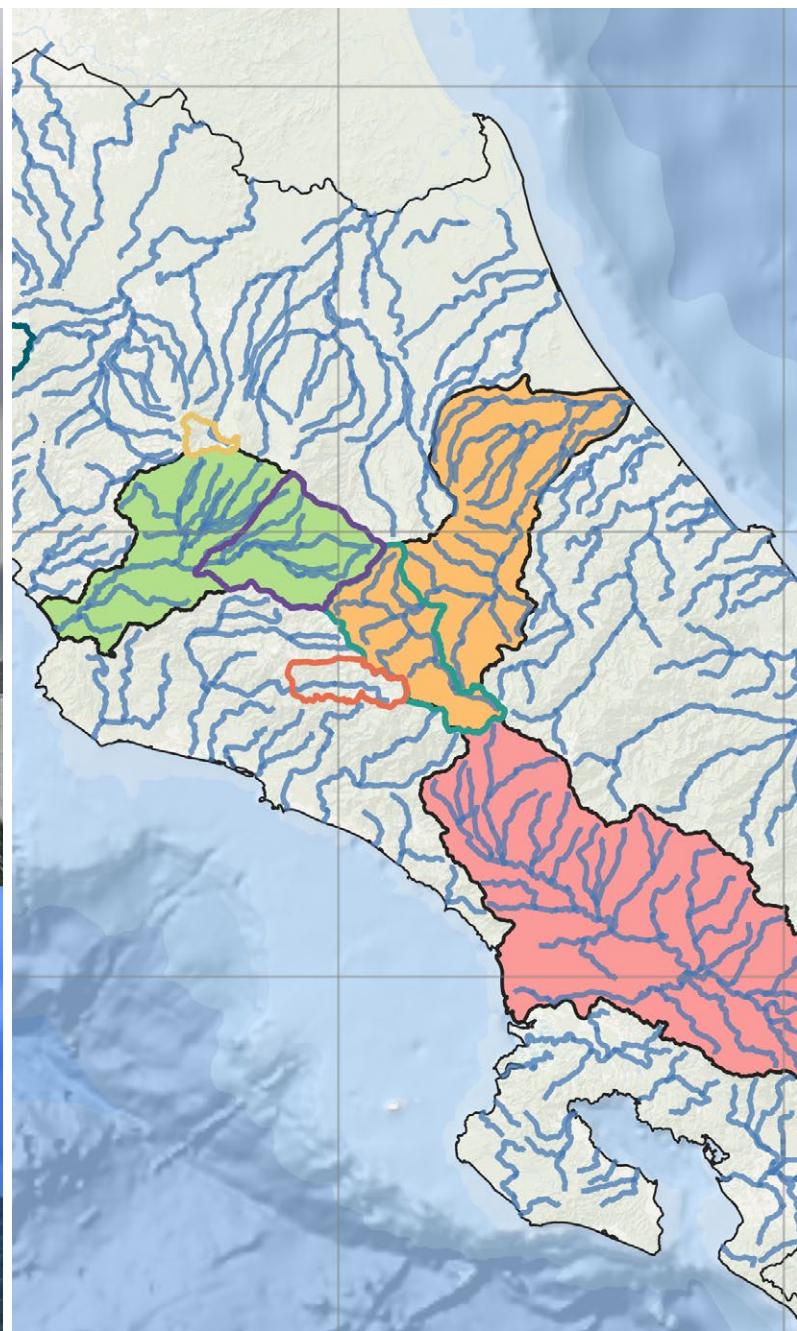
Ministerio de Ambiente y Energía - Instituto Meteorológico Nacional



ISSN 2953-738X

Volumen 24

Diciembre 2025



Ministerio de Ambiente y Energía
Instituto Meteorológico Nacional

Coordinación general:
Mag. Eladio Solano León

Edición:
M.Sc. Gabriela Chinchilla Ramírez

Comité editorial:
M.Sc. Daniel Poleo Brito
M.Sc. Gabriela Chinchilla Ramírez
M.Sc. Karina Hernández Espinoza

Diseño y diagramación:
Rodrigo Granados Jiménez

Imágenes de portada:
Nury Sanabria Valverde

*La revista “Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos”
es publicada por el Instituto Meteorológico Nacional,
Ministerio de Ambiente y Energía, Costa Rica. Tiene como
finalidad dar a conocer los resultados de investigaciones y
estudios en Ciencias de la Atmósfera y Oceanografía Física.*

Los artículos publicados en Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos expresan la opinión del autor y no necesariamente del Instituto Meteorológico Nacional

Generación de pronósticos retrospectivos de caudal para cuencas hidrográficas en Costa Rica por medio de la técnica de análisis de correlación canónica

CARLOS M. MADRIGAL^{1,2}, ERIC J. ALFARO^{1,3,4}, HUGO G. HIDALGO^{1,3,5}, BERNY G. FALLAS LÓPEZ²

Resumen

Los pronósticos estacionales de caudales son un componente clave de la gestión integrada del recurso hídrico, ya que apoyan la toma de decisiones en generación hidroeléctrica, abastecimiento de agua y planificación productiva. En este estudio se aplicó el Análisis de Correlación Canónica (ACC) mediante la herramienta Climate Predictability Tool (CPT) para generar y evaluar pronósticos retrospectivos de caudal medio mensual en nueve cuencas de Costa Rica durante el período 1991–2019. Como predictores se utilizaron pronósticos retrospectivos de temperatura superficial del mar (TSM) del NMME y como predicantes las simulaciones retrospectivas de caudal del modelo HYPE CR 1.0. La habilidad predictiva se evaluó mediante validación cruzada, considerando distintas condiciones iniciales. Los resultados muestran una fuerte relación entre la variabilidad de la TSM, asociada al ENOS y otros modos oceánicos de gran escala, y el comportamiento estacional de los caudales. Se obtuvo habilidad predictiva estadísticamente significativa para pronósticos mensuales con hasta tres meses de anticipación, en los períodos MJJ, ASO y DJFM, siendo ASO el de mejor desempeño. Asimismo, se identificó que los pronósticos categóricos ofrecen mayor utilidad para los usuarios finales que los pronósticos determinísticos.

PALABRAS CLAVE: PRONÓSTICO ESTACIONAL, TEMPERATURA SUPERFICIAL DEL MAR, VALIDACIÓN DE PRONÓSTICOS, ANÁLISIS DE CORRELACIÓN CANÓNICA (ACC), AMÉRICA CENTRAL

Abstract

Seasonal streamflow forecasts are a key component of integrated water resources management, as they support decision-making in hydropower generation, water supply, and productive planning. In this study, Canonical Correlation Analysis (CCA) was applied using the Climate Predictability Tool (CPT) to generate and evaluate retrospective monthly mean streamflow forecasts for nine river basins in Costa Rica during the 1991–2019 period. Sea surface temperature (SST) hindcasts from the NMME were used as predictors, while predictands consisted of hindcast streamflow simulations from the HYPE CR 1.0 model. Predictive skill was evaluated using cross-validation, considering different initial conditions. The results show a strong relationship between SST variability, associated with ENSO and other large-scale oceanic modes and the seasonal behavior of streamflow. Statistically significant predictive skill was achieved for monthly forecasts with lead times of up to three months during the MJJ, ASO, and DJFM periods, with ASO exhibiting the highest skill. In addition, categorical forecasts were found to be more useful for end users than deterministic forecasts.

KEYWORDS: SEASONAL FORECAST, SEA SURFACE TEMPERATURE, FORECAST VALIDATION, CANONICAL CORRELATION ANALYSIS (CCA), CENTRAL AMERICA

1. Escuela de Física, Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica.
2. Departamento de Hidroclimatología, Instituto Costarricense de Electricidad. San José, Costa Rica.
3. Centro de Investigaciones Geofísicas (CIGEFI), Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica.
4. Centro de Investigación en Ciencias del Mar y Limnología (CIMAR), Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica.
5. Centro de Investigación en Matemática Pura y Aplicada (CIMPA), Universidad de Costa Rica. San José, Costa Rica.

1. INTRODUCCIÓN

Los pronósticos de caudales, en Costa Rica, son dirigidos principalmente al uso del recurso hídrico para la generación eléctrica; sin embargo, la planeación de esta generación conlleva el requerimiento de pronósticos de caudal con varios meses de anticipación, como se hacen en el Foro del Clima de América Central (García-Solera y Ramirez 2012), esto se explicará más adelante.

Los pronósticos estacionales generados con uno y hasta tres meses de anticipación son fundamentales para la planeación de la gestión del recurso hídrico. Estos pronósticos, en gran medida, son posibles debido a la relación que existe entre los distintos patrones climáticos y las temperaturas superficiales del mar (TSM), donde las lentas variaciones de la TSM pueden influenciar en las condiciones atmosféricas a mediano o largo plazo. Según Durán-Quesada et al. (2020), Costa Rica se ve influenciada por variaciones de la TSM desde dos principales escalas temporales, como lo son: i) los modos de variabilidad interanual, por ejemplo, El Niño-Oscilación del Sur (ENOS), la Oscilación del Atlántico Norte (NAO, por sus siglas en inglés) y la Oscilación Antártica (AAO, por sus siglas en inglés; Castillo 2021); y ii) los modos de variabilidad decadal o multidecal como Oscilación Decadal del Pacífico (PDO por sus siglas en inglés; Mantua y Hare 2002) y la Oscilación Multidecal del Atlántico (AMO, por sus siglas en inglés; Enfield et al. 2001).

Dado que la correlación entre las condiciones atmosféricas y la TSM se observa principalmente en las tendencias de las variables meteorológicas a largo plazo, es común presentar los pronósticos estacionales de dos formas: como estimaciones de las condiciones promedio de la variable durante períodos de tres meses o en términos de probabilidades, tal y como se hace en el Foro del Clima de América Central.

El pronóstico confiable y realista de caudales desempeña un papel crucial en la hidrología

y la ingeniería de recursos hídricos, ya que puede afectar directamente la operación y el rendimiento de las represas, la gestión de cuencas hidrográficas, suministro de agua potable, manejo efectivo de los sistemas de alerta temprana, entre otros (Cassagnole et al., 2021). Sin embargo, lograr pronósticos precisos de caudales constituye un desafío considerable, dada la alta incertidumbre inherente a las condiciones climáticas y la complejidad asociada con la recopilación y manejo de datos hidroclimáticos (Enfield et al. 2001). A medida que las escalas de tiempo aumentan, los patrones estadísticos comienzan a predominar en los procesos geofísicos e hidrológicos, como las descargas de caudales y la precipitación, por lo que los modelos estadísticos se vuelven lo suficientemente precisos para poder realizar estos pronósticos (Tyralis et al., 2021).

En la región centroamericana se llevan a cabo los Foros del Clima de América Central (FCAC), los cuales son un espacio donde los climatólogos de los Servicios Meteorológicos e Hidrológicos (SMHN) de la región definen las predicciones climáticas de precipitación generadas por los países participantes (Garcia-Solera y Ramirez 2012; Alfaro et al. 2016a; Maldonado et al. 2013; 2018). Como parte de los productos del FCAC, se realizan pronósticos de precipitación utilizando la CPT (Climate Predictability Tool, por sus siglas en inglés; software disponible en: <https://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/tools/cpt/>), de manera que este pronóstico sirve como insumo para la elaboración del pronóstico de caudal en cuencas regionales generado por el Foro Hidrológico de América Central o FHAC, (ver por ejemplo CRRH 2022). Estos pronósticos tienen como objetivo generar las Perspectivas Hidrológicas para América Central disponible en: <https://recursoshidricos.org/perspectiva-hidrológica-1>. Estas perspectivas son válidas para los períodos de mayo-junio-julio (MJJ), agosto-setiembre-octubre (ASO) y diciembre-enero-febrero-marzo (DEFM) y para los cuales se

realizan pronósticos mensuales de caudal para las cuencas de interés de cada país participante en el Foro, por medio del modelado de lluvia-escorrentía y utilizando el modelo hidrológico HBV-light (Bergström 1992; 1995). Para el caso de Costa Rica, las cuencas de interés son: Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas. Los resultados obtenidos se basan en el punto de control de la cuenca y son verificados en la sesión del Foro posterior al periodo pronosticado, y se realiza por medio del análisis de porcentaje de error entre los pronósticos y las observaciones de caudal en cada una de las cuencas de interés para el FHAC.

Es por lo anterior, que este trabajo consiste en la generación de pronósticos retrospectivos de caudal para nueve cuencas hidrográficas de Costa Rica. El estudio propone realizar simulaciones retrospectivas de caudal por medio de la técnica de ACC, utilizando la TSM como predictor y datos de caudal simulados como predictante. De esta manera se busca validar el modelo de ACC a través de la técnica estadística de validación cruzada para posteriormente verificar y analizar los resultados obtenidos, esto con la finalidad de proponer una metodología operativa para la elaboración de pronósticos de caudal mensual a escala estacional (con una anticipación de tres meses) en Costa Rica.

Como se mencionó anteriormente, uno de los insumos utilizados por el FCAC, son los pronósticos de precipitación usando la CPT, con la técnica estadística de Análisis de Correlación Canónica (ACC), la cual es una técnica de análisis multivariado que permite relacionar dos campos, en este caso, de variables climáticas para así generar pronósticos (Wilks, 2019). En la región centroamericana se han realizado múltiples estudios de predicción del campo de precipitación por medio de su relación con la Temperatura Superficial del Mar o TSM (Alfaro 2007a; Maldonado y Alfaro 2010; 2011; Fallas López y Alfaro 2012; Maldonado et al. 2013; 2016; 2018; Alfaro et al. 2016b; 2018) logrando captar

con buena habilidad predictiva, la variabilidad de un conjunto de variables independientes o predictores con un campo de una variable dependiente o predicante. El ACC también fue usado para la predicción de la temperatura superficial del aire, máxima, mínima y media en la región (Alfaro 2007b; Fallas López y Alfaro 2014). A pesar de los antecedentes antes mencionados, hasta la fecha no se ha llevado a cabo en la región de América Central una propuesta semejante que permita realizar de manera directa de pronósticos de caudal.

Por lo anterior, este estudio surge como una metodología para la generación y validación de los pronósticos de caudal mensuales a escala estacional enfocado en cuencas de Costa Rica, los cuales pueden ser elaborados por los Servicios Meteorológicos e Hidrológicos. Esto con la finalidad de entregar al usuario final un resultado que le brinde mayor y mejor información para la toma decisiones en el marco de la gestión del recurso hídrico.

2. DATOS Y METODOLOGÍA

2.1. Cuencas hidrográficas en Costa Rica

En Costa Rica el sistema hidrográfico divide al país en 34 cuencas principales que drenan en tres vertientes: el corredor biológico del río San Juan al norte de país, el mar Caribe al este y el océano Pacífico al oeste (Rojas, 2011).

Para este estudio se analizarán las cuencas de los ríos Reventazón, Grande de Tárcoles, Tempisque y Grande de Téraba y las subcuenca de los ríos Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas las cuales son las seleccionadas en el FHAC y de gran importancia para la generación hidroeléctrica en Costa Rica (Figura 1). Los detalles específicos de las dimensiones y características de las cuencas se pueden consultar en (Madrigal, 2023).

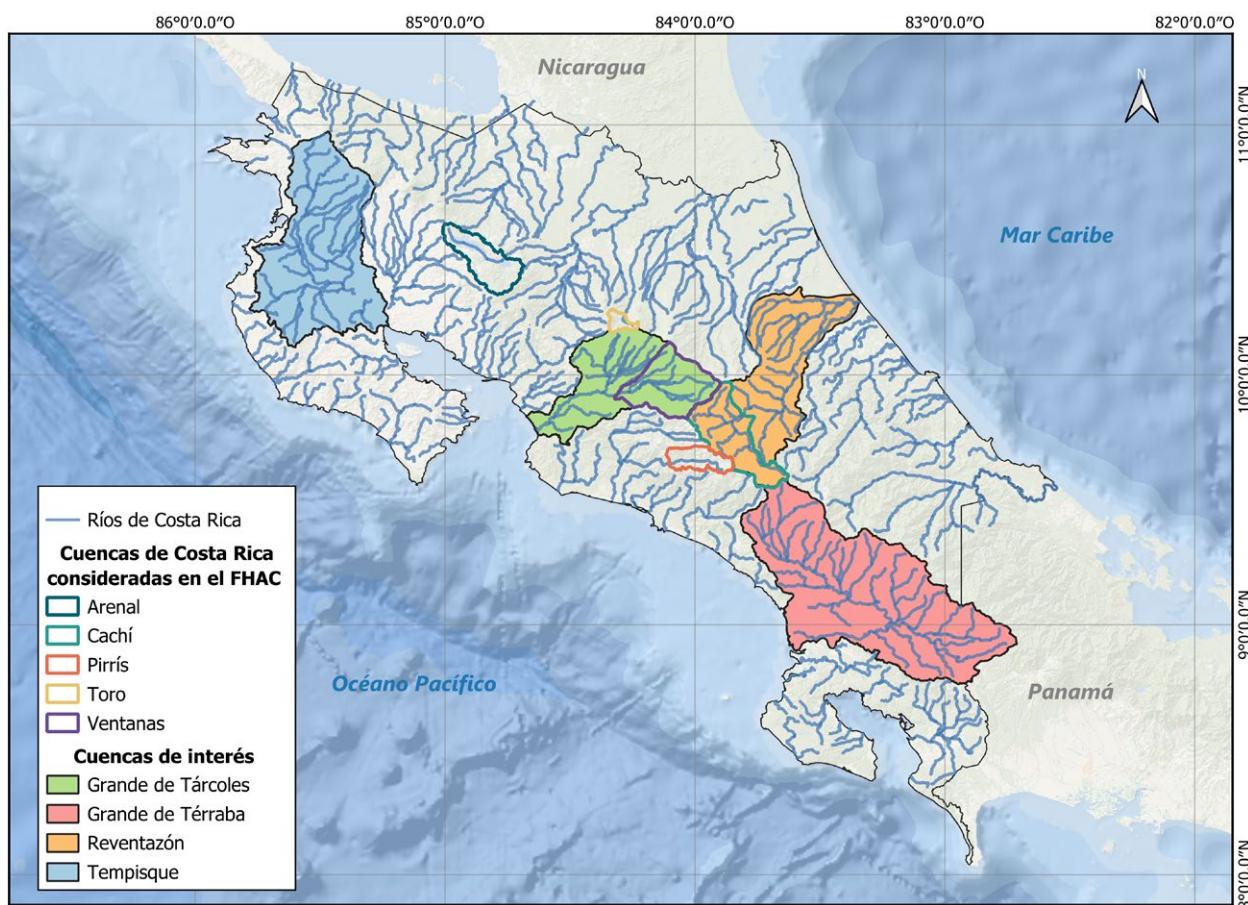


Figura 1. Cuenca hidrográfica (de norte a sur) de los ríos Tempisque Grande de Tárcoles, Reventazón, y Grande de Téraba. Las subcuencas (de norte a sur) de los ríos Arenal, Toro, Ventanas, Cachí y Pirrís utilizadas en el FHAC en contornos rojos. Contornos de los ríos y las cuencas de Costa Rica tomados de Arciniega-Esparza y Birkel (2020). Fuente: elaboración propia.

2.2. Predictor

En este estudio se utilizó el pronóstico de la TSM del Ensamble de Multi-modelos norteamericano (The North-American Multimodel Ensemble o NMME, por sus siglas en inglés) como campo predictor. Los datos se encuentran disponibles en: <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/NMME/data.html>, el cual es una colaboración de varios centros de modelación climática que integra ocho distintos modelos, brindando un ensamble con mayor habilidad de pronóstico del tiempo y del clima, reduciendo así la incertidumbre de la predicción. Los modelos considerados en el NMME son: el CFSv2, dos versiones de los modelos canadienses CanCM4i (CMC1) y GEM-NEMO (CMC2), el

Geophysical Fluid Dynamic (GFDL; GFDL-FLOR) de NOAA, el NASA-GEOSSv2 de National Aeronautics y Space Administration (NASA, por sus siglas en inglés), el NCAR-CCSM4 del Centro Nacional de Investigaciones Atmosféricas (NCAR, por sus siglas en inglés) y la media del conjunto de todos los modelos. La descripción detallada de cada uno de los modelos y sus acrónimos, se encuentra en Kirtman et al. (2014).

Para la generación de los pronósticos se utilizó el pronóstico retrospectivo (o hindcast, por su traducción al inglés) mensual del NMME para el período 1991-2020, específicamente para la región comprendida por 63°N a -10°S y 160°E a 15°W (Figura 2) similar a la de Maldonado et al.

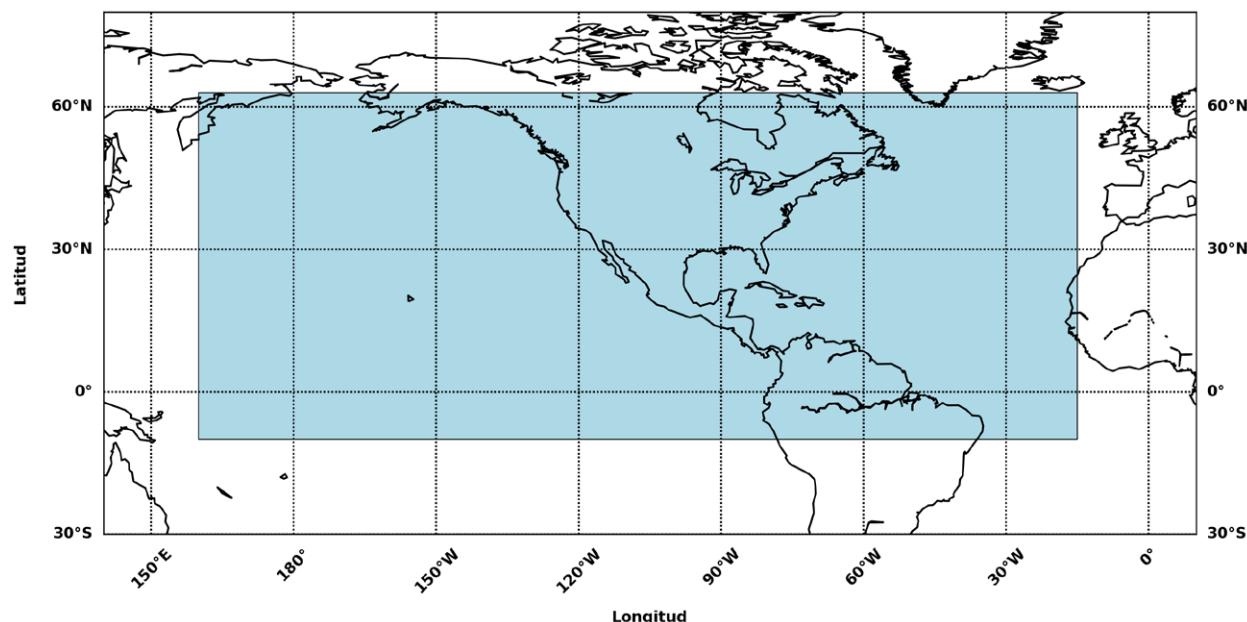


Figura 2. Región de análisis de la Temperatura Superficial del Mar, comprendida por 63°N-10°S y 160°E-15°W. Fuente: elaboración propia.

(2013), ya que esta área cubre la mayoría del Océano Pacífico Nor-Tropical Oriental, todo el Mar Caribe y parte del Océano Atlántico Nor-Tropical. Esta región se tomó en cuenta debido a que capta la señal de los modos de variabilidad oceánica como ENOS, PDO, ATN y la AMO, tal y como lo han mostrado Maldonado et al. (2013) y Fallas López y Alfaro (2012).

2.3. Predictante

Se utilizó como predictante, o variable dependiente, los datos de caudal mensual obtenidos de las simulaciones hidrológicas de Costa Rica desde 1985 hasta 2019 usando el modelo HYPE CR 1.0 de Arciniega-Esparza y Birkel (2020; disponible en <https://zenodo.org/record/4029572#.YXs79y973T9>). Este conjunto de datos cuenta con simulaciones de las 605 subcuencas hidrográficas del país, y se realizó con el fin de evaluar los recursos hídricos de Costa Rica a escala nacional, donde se utilizó topografía global, suelo, uso de tierra y productos climáticos para la calibración y evaluación del modelo

HYPE, los detalles completos del modelo están disponibles en Arciniega-Esparza y Birkel (2020). Como forzante del modelo se utilizaron datos de temperatura corregidos de NASA (National Oceanic and Atmospheric Administration) y precipitación obtenida de CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data, Funk et al. 2015) y para la calibración se utilizó el caudal diario de 13 estaciones para el periodo 1990-2003 (detalladas en Arciniega-Esparza y Birkel., 2020) mientras que la evaporación potencial (PET) y la evapotranspiración real (AET) mensual se obtuvieron de MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, Mu et al., 2011) para el periodo 2000-2014.

Los resultados de Arciniega-Esparza y Birkel (2020) se encuentran disponibles en la App del Observatorio del Agua y Cambio Global (OACG, App Hidrología de Costa Rica, disponible en: <https://oacg-hydrology-costarica.herokuapp.com>) de la Escuela de Geografía en la Universidad de Costa Rica. La variable seleccionada para este estudio fue el caudal total mensual, disponible en mm. Estos caudales se convirtieron a m^3/s ,

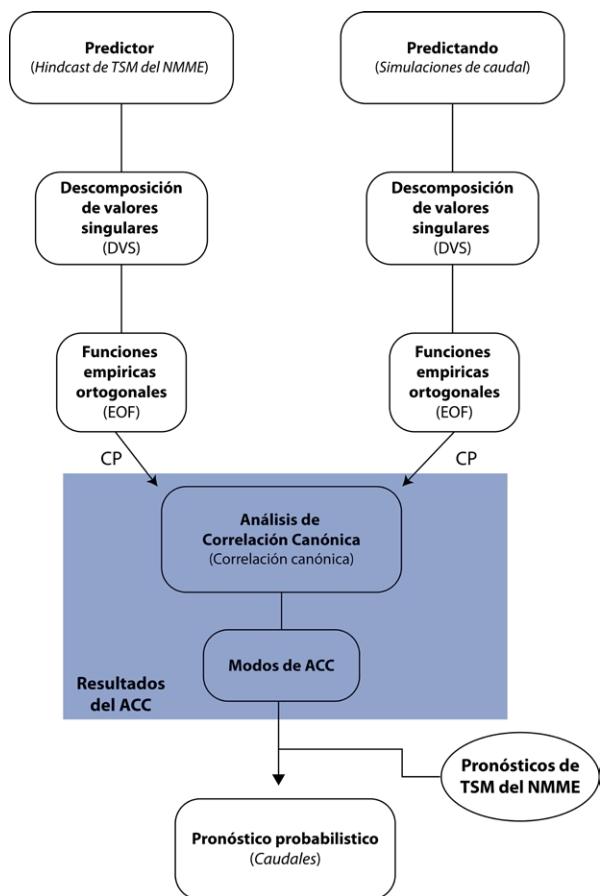


Figura 3. Diagrama de flujo de los procesos del modelo de Análisis de Correlación Canónica utilizando la TSM como predictor, los caudales simulados como predicción del modelo; y, el pronóstico de TSM como predictor para el pronóstico de los caudales una vez ajustado el modelo. Fuente: elaboración propia.

multiplicándolos por el área de cada cuenca, según el valor reportado en la App, y divididos por el tiempo (cantidad de segundos en cada mes).

2.4. Análisis de Correlación Canónica

El Análisis de Correlación Canónica (ACC) es un método estadístico de análisis multivariado (Soley y Alfaro 1999; Navarra y Simoncini 2010; Wilks 2019; DelSole y Tippett 2022) y permite identificar combinaciones lineales de variables de un campo fuertemente relacionado con combinaciones lineales de otro campo. El detalle

de la metodología que sigue el ACC puede ser consultado en Madrigal (2023) y el diagrama de flujo utilizado en este trabajo se presenta en la figura 3.

2.5. Pronósticos basados en el análisis de correlación canónica (ACC)

En este estudio, se empleó CPT para generar pronósticos retrospectivos de caudal mediante ACC. Esta técnica permitió identificar las combinaciones lineales entre la TSM (X) y los caudales simulados para el periodo 1985-2019 (Y), y así poder elaborar pronósticos retrospectivos. Esto permitió elaborar un modelo de tipo $Y_t = b^T \cdot X$, donde los elementos de b^T son los coeficientes de regresión mínimos cuadrados ordinarios calculados por medio del ACC y Y_t es el valor pronosticado de Y .

El ACC se integró en un esquema de pronósticos estadísticos tipo MOS, combinando pronósticos dinámicos con métodos estadísticos (Wilks, 2019). De esta manera se utilizará el pronóstico de TSM del NMME para un mes, tomando como condiciones iniciales los meses $t-1$, $t-2$ y $t-3$, para pronosticar el caudal en el mes t . Es decir, los pronósticos de caudal tuvieron un *lead time* o periodo de antelación para los pronósticos de TSM de 1, 2 y 3 meses para las condiciones iniciales $t-1$, $t-2$ y $t-3$, respectivamente.

Debido a que las series de TSM (desde 1991 hasta 2020) y caudales (desde 1985 hasta 2019), no abarcan los mismos años, los pronósticos retrospectivos cubren el periodo común entre las series, es decir, desde 1991 hasta 2019, tal y como se ilustra en la figura 4.

Los pronósticos retrospectivos generados son a escala mensual pero agrupados y analizados para estaciones climáticas utilizadas por el FHAC, es decir, DEF, MJJ, y ASO. Estos pronósticos se generaron para las cuencas descritas en la figura 1.

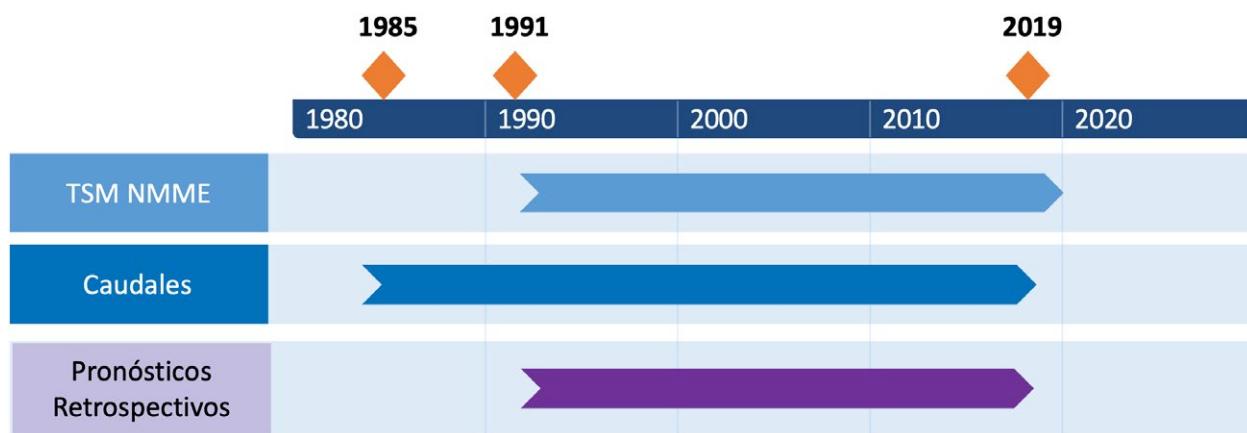


Figura 4. Periodos de disponibilidad de los datos del predictor, predictante y períodos de los caudales pronosticados.
Fuente: elaboración propia.

Para la validación de los resultados obtenidos se utilizó la técnica de validación cruzada, la cual según explica Wilks (2019) permite evaluar las ecuaciones de ACC utilizadas para los pronósticos. El procedimiento que se utilizará es la validación cruzada de *dejando-uno-fuera* (o leave-one-out, en inglés; ilustrado en el Cuadro 1).

La herramienta CPT permite elaborar los pronósticos basados en probabilidades, por lo que los resultados retrospectivos fueron: *i) pronósticos determinísticos*, es decir, el valor de la variable

pronosticada, para el caso del caudal este expresa sus valores en m^3/s , y *ii) pronósticos categóricos*, los cuales, al usar tres categorías, generan la probabilidad de ocurrencia de las categorías bajo lo normal (BN), normal (N) y arriba de lo normal (AN) y expresados en porcentaje. Por defecto, la CPT establece estas probabilidades en 33% para que los límites entre las categorías sean los terciles de la distribución climatológica, es decir, utiliza los percentiles 33 y 67 (Mason et al., 2020). Es por lo anterior que para este estudio se supone una distribución de probabilidad normal para las

Cuadro 1 Descripción del procedimiento dejando-uno-fuera usada para la generación de los pronósticos retrospectivos desde 1991 hasta 2019.

1991	Pronosticado 1991	Período de entrenamiento		
1992	Período de entrenamiento	Pronosticado 1992	Período de entrenamiento	
1993	Período de entrenamiento		Pronosticado 1993	Período de entrenamiento
1994	Período de entrenamiento		Pronosticado 1994	Período de entrenamiento
...	Período de entrenamiento			Periodo de verificación
2019	Período de entrenamiento			Pronosticado 2019

Fuente: Adaptado de Mason y Baddour (2008).

series de caudal. En este trabajo, se presentarán los resultados asociados con los pronósticos categóricos. Los resultados de los pronósticos determinísticos pueden ser consultados en Madrigal (2023).

Para dos casos específicos, Feb-3 y Dic-1, (de acuerdo con lo explicado anteriormente, corresponden al pronóstico de febrero con condiciones iniciales de 3 meses de anterioridad y diciembre con un mes de anterioridad, respectivamente), los pronósticos no fueron tomados en cuenta debido a que presentaron errores en los datos de entrada y estos no generaron resultados válidos. Es por esto que se trabajó con 252 pronósticos de los 270 realizados, los que se dividen en 10 meses, tres condiciones iniciales y 9 cuencas.

Para evaluar los pronósticos categóricos se usó una metodología similar a la utilizada por Alfaro et al. (2016a), donde se usaron estadísticos basados en el análisis de tablas de contingencia 3x3, para las categorías BN, N y AN, para los pronósticos y simulaciones de caudal, siguiendo la metodología de Alfaro et al. (2004).

Los gráficos ROC o características operativas relativas (Relative Operating Characteristics, por su traducción en inglés) el cual es sugerido por Mason (2013) para la validación de pronósticos y explicado por Wilks (2019) y Mason et al. (2020). Este método se basa en la relación entre los aciertos y las falsas alarmas de un pronóstico, y se estima mediante el área bajo la curva ROC. Un pronóstico sin habilidad predictiva se representa por una línea diagonal ($ROC = 0.5$), mientras que valores comprendidos entre 0.5 y 1.0 indican capacidad de discriminación, siendo mejor el desempeño cuanto más se acerque la curva a la esquina superior izquierda del diagrama. Los detalles de este estadístico, así como las razones que motivaron su selección, se describen en Madrigal (2023). La herramienta CPT cuenta con una visualización de estos resultados en formato

de gráfico de ROC, área del ROC y mapas de habilidad, donde estos ROC se calculan utilizando predicciones para todos los puntos, estaciones o series de la cuadrícula.

Basado en lo anterior se usaron dos de los estadísticos o puntajes de habilidad generados por la CPT para evaluar los pronósticos, los cuales según Mason et al. (2020) se definen como:

Área de ROC (bajo lo normal): el área debajo de la curva de ROC para los pronósticos de la categoría por debajo de lo normal, y da la proporción de veces que las condiciones por debajo de lo normal se pueden distinguir con éxito de las otras categorías.

Área ROC (arriba de lo normal): Igual que el ROC bajo lo normal, pero para los escenarios arriba de lo normal.

Los estadísticos usados para evaluar los pronósticos categóricos son mostrados por medio de un mapa de calor que permite interpretar la variación de estos para cada uno de los meses, sus tres respectivas condiciones iniciales y su variación a través de las diferentes cuencas.

Además, se muestran diagramas de cajas para cada estadístico, agrupados por cuenca, considerando únicamente sus condiciones iniciales. Las cajas capturan la mediana (Q_2), los rangos intercuantil (RIC) entre el percentil 25 (Q_1) y el 75 (Q_3). Los bigotes muestran los valores mínimos ($Q_1 - 1.5 * RIC$) y máximos ($Q_3 + 1.5 * RIC$) no atípicos, y los valores atípicos son expresados por puntos, si los hay. Estas cajas permiten ilustrar la dispersión en los resultados de estos estadísticos y su evolución según la cuenca, el mes pronosticado y la condición inicial utilizada.

Finalmente se muestran los resultados para los cuales la validación cruzada tiene una significancia estadística mayor al 95%, es decir $valores\ p \leq 0.5$. Otros estadísticos de evaluación de los pronósticos

como la *Correlación de Pearson*, *Puntuación de éxito o Hit Score* y *Puntuación de Gerrity*, pueden ser consultados en Madrigal (2023).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La figura 5 muestra el régimen mensual de los caudales totales mensuales simulados para las cuencas de interés. Estos caudales simulados promediados mensualmente, se encuentran ordenados de manera temporal de diciembre a noviembre para una mejor comparación entre los meses de las estaciones que se estudiarán, i.e DEFM, MJJ y ASO. Se observa cómo el caudal responde con el régimen de precipitación, con un aumento en los caudales según el aumento de las lluvias a lo largo del año y con una distribución bimodal, en respuesta a la disminución de las lluvias producto del veranillo entre los meses de julio y agosto para las cuencas ubicadas en la

vertiente del Pacífico (Alfaro 2014; Maldonado et al. 2016; García-Franco et al. 2023). Las cuencas ubicadas en la vertiente del Caribe responden a un régimen típico de esta vertiente, detallados en (Alfaro Martínez et al., 2024) Esta figura permite tener una mejor comprensión de los caudales promedios para cada mes con la finalidad de conocer cuál es el comportamiento de estos y usarlo como referencia para el análisis de los resultados. En adelante se referirá a las series de tiempo de estos caudales como *series observadas*. Aunque estas series son simuladas, se utilizarán como referencia para comparar con las series generadas por los pronósticos retrospectivos. La técnica de validación cruzada genera un pronóstico para cada mes de interés y para los años considerados en el periodo de entrenamiento, desde 1991 hasta 2019.

En la figura 6 se muestra, a manera de ejemplo, la comparación de los valores de caudal *observados*

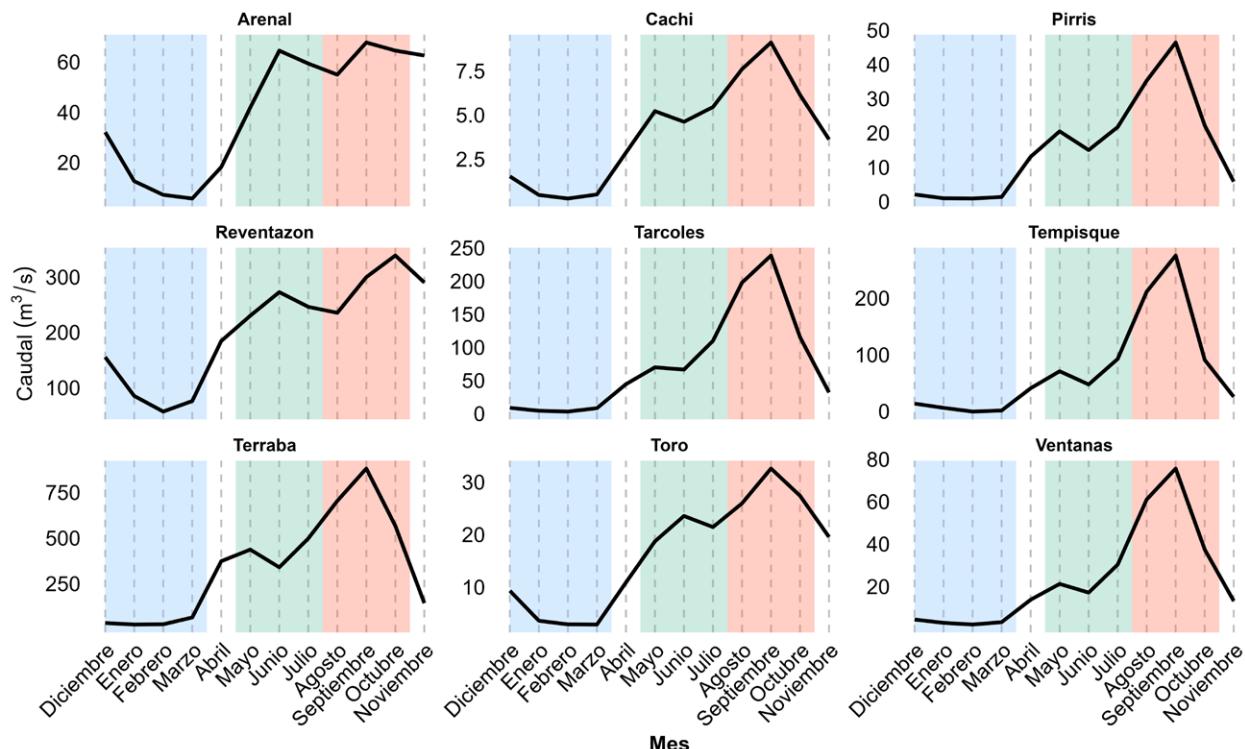


Figura 5. Régimen mensual de los caudales m^3/s para las cuencas de interés, según las simulaciones de caudal histórico para Costa Rica por Arciniega-Esparza y Birkel (2020). En azul la estación DEFM, en verde MJJ y en rojo ASO. Fuente: elaboración propia.

(rojo) respecto los valores pronosticados (verde) por medio de la herramienta CPT. Estos pronósticos son evaluados utilizando los estadísticos que comparan ambas series, tal y como se describió con anterioridad a partir de la elaboración de una tabla de contingencia, las cuales resumen los porcentajes de veces que cada una de las tres categorías verificó dada la categoría de pronóstico (Mason et al., 2020). Derivado de este cuadro de contingencias se pueden calcular diferentes estadísticos para evaluar dichos pronósticos, estos estadísticos son proporcionados por la

herramienta CPT (Cuadro 2). El cuadro 2 muestra la tabla de contingencia de Ago-1. La selección de este pronóstico se realizó sin un criterio particular, únicamente con fines ilustrativos

3.1. Evaluación pronósticos DEFM

La CPT genera las curvas ROC como las de la figura 7, para los escenarios AN y BN, así como las áreas bajo estas curvas, las cuales serán las utilizadas para evaluar los pronósticos categóricos.

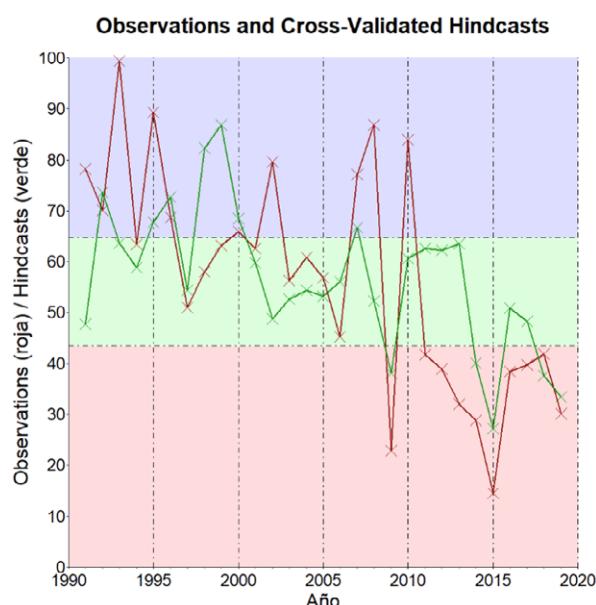


Figura 6. Comparación de los valores de caudal observados (rojos) respecto a los pronosticados (verde) para el mes de agosto en la cuenca del río Tárcoles con condiciones iniciales de la TSM para julio (Ago-1, pronóstico de agosto con condiciones iniciales de un mes antes).

Cuadro 2. Ejemplo de una tabla de contingencia de frecuencias absolutas para el pronóstico de agosto con condiciones iniciales de julio (Ago-1) para la cuenca de Tárcoles obtenidos de la CPT.

		Pronósticos			
		BN	N	AN	Total
Observaciones	AN	0 (0)	5 (36)	5 (63)	10 (34)
	N	0 (0)	6 (43)	3 (38)	9 (31)
	BN	7 (100)	3 (21)	0 (0)	10 (34)
	Total	7 (24)	14 (48)	8 (28)	29 (100)

Entre paréntesis se muestran las frecuencias relativas (%). Las categorías son bajo lo normal (BN), normal (N), arriba de lo normal (AN). Los límites entre las categorías son los percentiles 0.33 y 0.67.

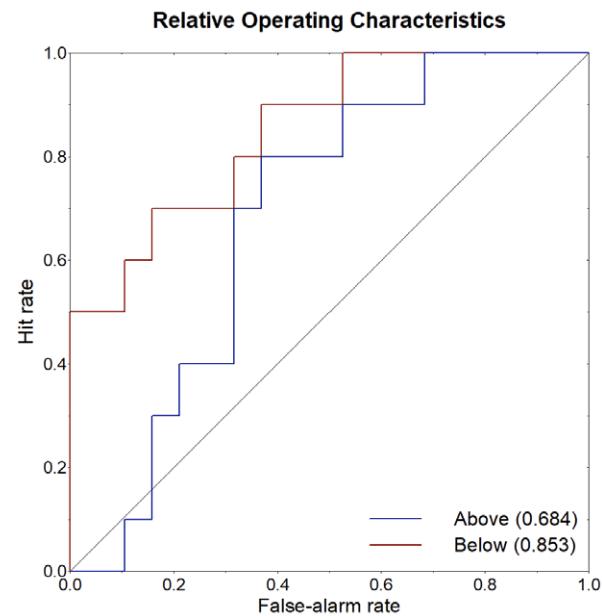


Figura 7. Ejemplo de las curvas de ROC generadas por la CPT. En rojo (azul) se muestra la curva ROC para escenarios bajo (sobre) lo normal para el pronóstico categórico de Tárcoles para el mes de agosto con condiciones iniciales de julio (Ago-1).

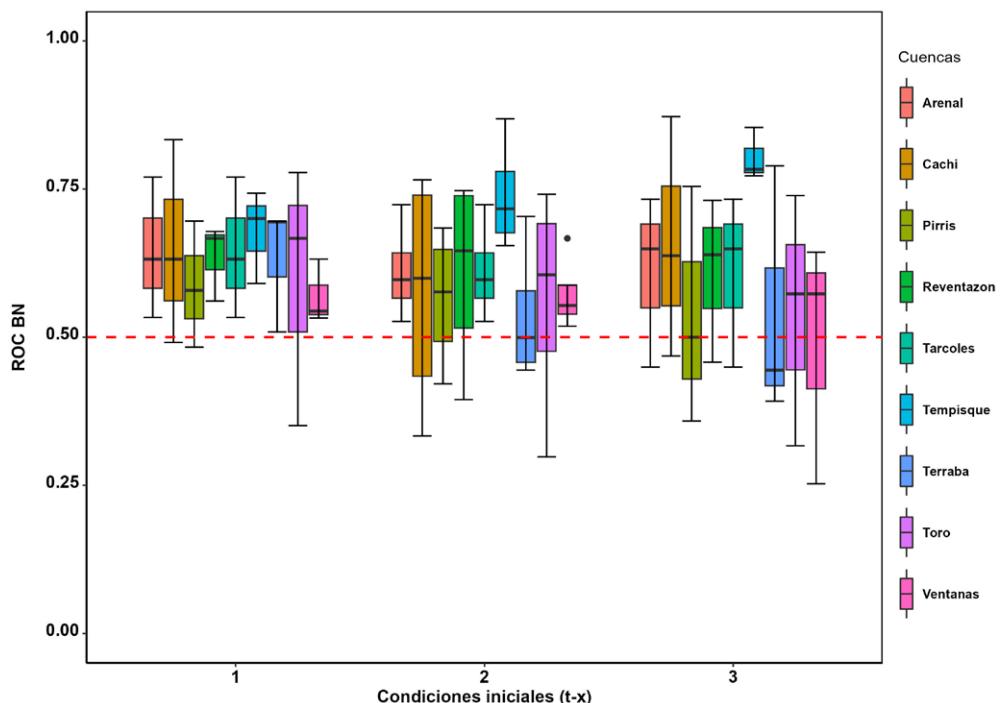
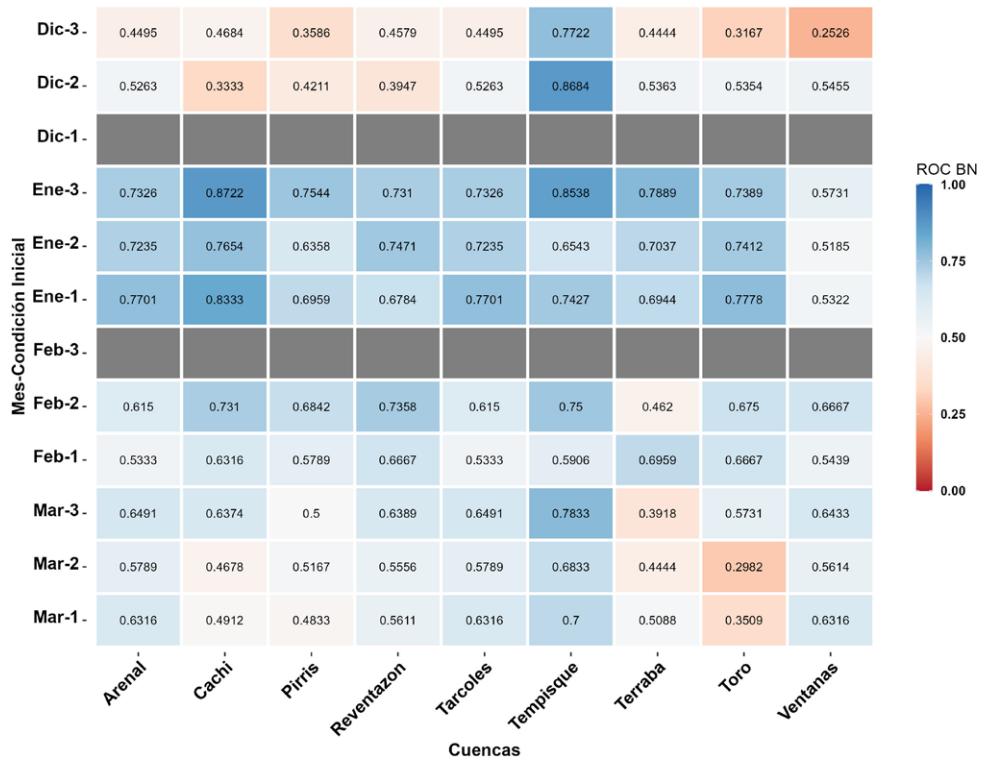


Figura 8. (a) Área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) entre las series observadas y pronosticadas para la estación DEFM, de cada una de las cuencas y para las tres condiciones iniciales de cada mes pronosticado. En negrita se muestran los resultados con valores > 0.5 . En gris se muestran los pronósticos descartados. (b) Diagrama de cajas para el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) entre las series observadas y las pronosticadas con condiciones iniciales $t-1$, $t-2$, $t-3$. Para cada condición inicial, se ha agrupado todos los pronósticos para cada una de las cuencas. La línea punteada roja indica el valor de $ROC = 0.5$.

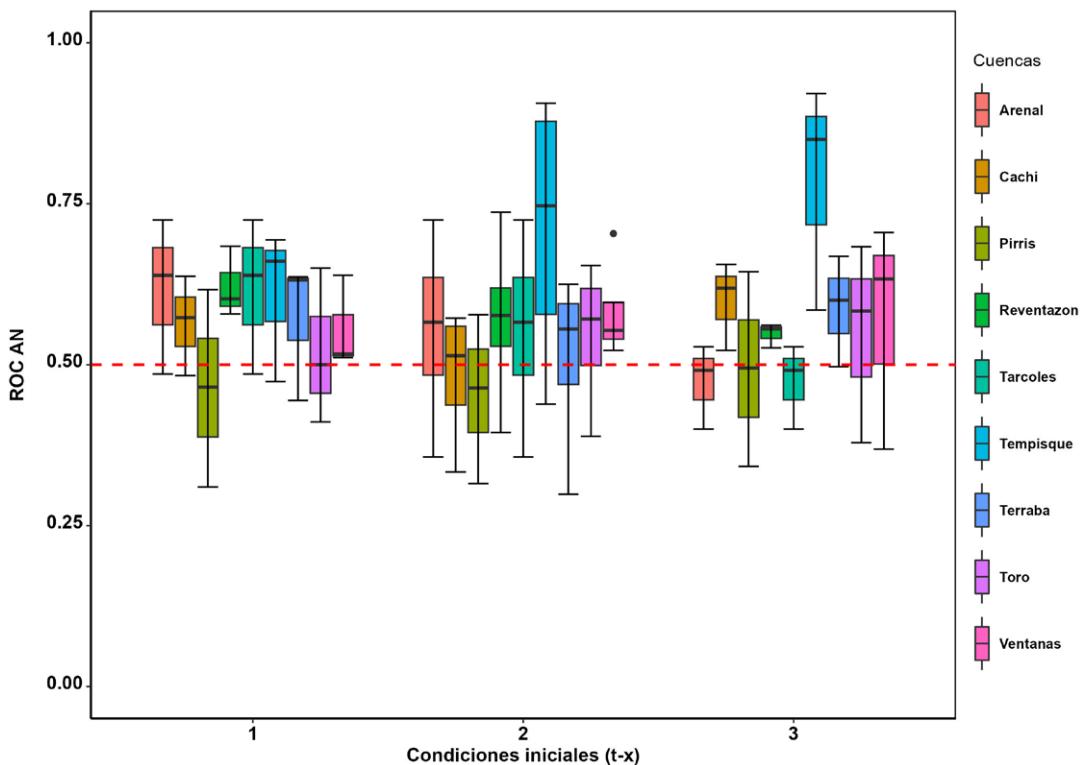
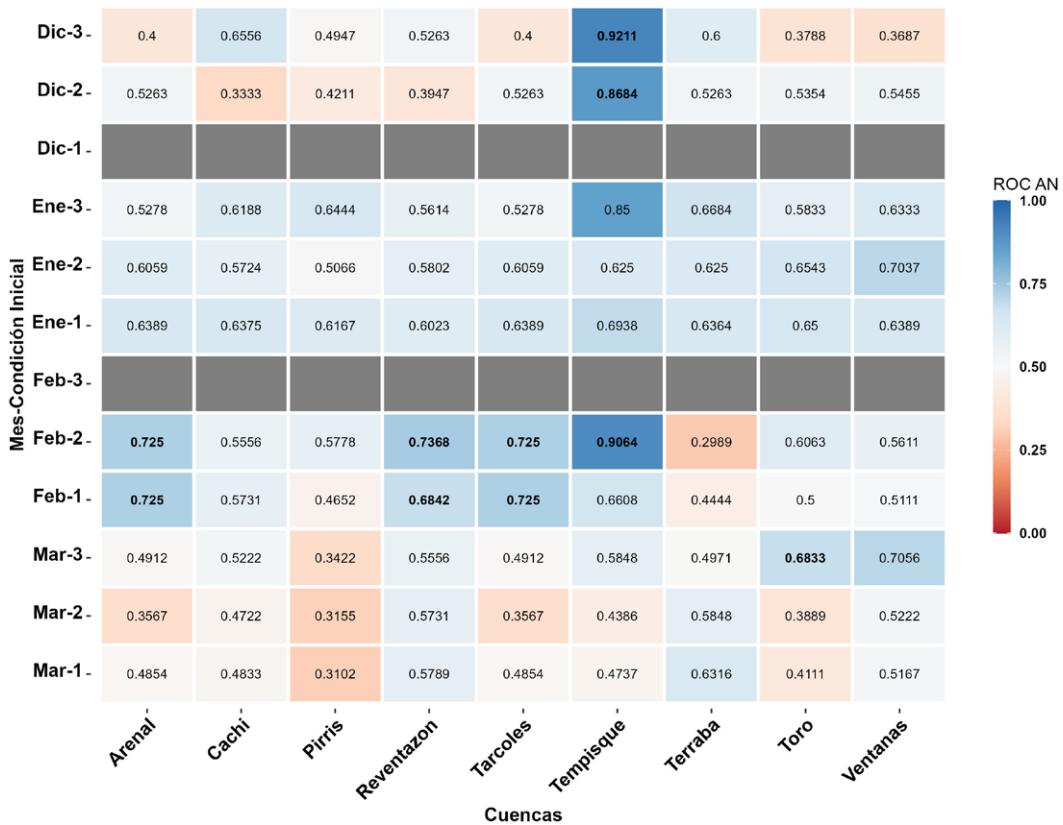


Figura 9. Lo mismo que la Figura 8, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC AN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

Para la estación DEF M (ver figura 8) hay una marcada habilidad para los pronósticos de enero, donde todos son positivos y mayores a 0.5 de área bajo la curva. Para DEF M, 72 de los 90 pronósticos, es decir el 80%, tuvieron valores de área ROC mayores a 0.5. Al analizar la evolución del ROC BN en función de las condiciones iniciales, no se muestran tendencias que indiquen una mejora en la habilidad de los pronósticos categóricos, por el contrario, en el caso de Térraba, se observa una disminución en las áreas de ROC BN.

La habilidad de pronosticar la categoría AN es menor en términos generales, que para los escenarios BN, para las distintas cuencas. Para la categoría AN, el 68.8% de los pronósticos tuvieron valores mayores a 0.5 de ROC AN. Lo anterior se observa en figura 9. En el caso del ROC AN, destacan valores cercanos a 1 para la cuenca de Tempisque, es decir, una habilidad casi perfecta para pronosticar la categoría AN. Estos valores se obtuvieron para los pronósticos Dic-3 (ROC AN = 0.9211) y Feb-2 (ROC AN = 0.9064). Esta cuenca destaca como la que tiene valores de ROC BN y AN más altos para la estación DEF M, las demás cuencas tienen variaciones que dependen del mes pronosticado y la condición inicial (más detalles en Madrigal (2023)).

3.2. Evaluación pronósticos de MJJ

El ROC BN (Figura 10), fue mayormente significativo para los pronósticos de junio y julio, donde el valor del estadístico ROC BN obtuvo valores un valor máximo de 0.8316, recordando que ROC BN igual a 1 implicaría un pronóstico perfecto. Sin embargo, como lo muestra la figura 10, la cuenca de Reventazón tuvo una habilidad igual o menor a la de pronosticar con la climatología ($ROC\ BN \leq 0.5$), para todos sus pronósticos. En total, el 77% de los pronósticos tuvieron valores de ROC BN mayores a 0.5, indicando una habilidad predictiva importante para MJJ. En este caso, todos los pronósticos

para Cachí, Pirrís, Tempisque y Ventanas tuvieron valores mayores a 0.5 de este estadístico. Para Toro, sólo un pronóstico de MJJ no fue mayor a este umbral que determina habilidad predictiva mayor que pronosticar al azar.

La habilidad de los pronósticos para la categoría AN, mostrados en la figura 11, fue menor que para el escenario BN, el 72.8% de los pronósticos tuvieron valores iguales o menores a 0.5 de ROC AN. Para MJJ, junio fue el mes con más cantidad de pronósticos significativos, seguido por mayo y luego julio. En este caso fueron las cuencas de Pirrís, Toro y Ventanas, para las cuales todos los pronósticos superaron el valor de 0.5 del área bajo la curva. Observando la figura 10, no hay señales de aumento del valor del estadístico en función de la condición inicial utilizada.

3.3. Evaluación pronósticos de ASO

Para los pronósticos mensuales de la estación ASO se obtuvo una alta habilidad predictiva el ROC BN (ver Figura 12), donde sólo el pronóstico de Ago-2 para Térraba tiene un valor menor al 0.5. Incluso se obtuvieron valores de ROC BN mayores a 0.80, indicando una buena habilidad para pronosticar los escenarios BN. Sin embargo, no se muestran diferencias significativas para los valores del estadístico en función de las condiciones iniciales utilizadas para pronosticar, tal y como se muestra en la 11b.

La habilidad para pronosticar los escenarios AN por medio del ROC AN (ver Figura 13), tuvo una significancia tan alta como la de ROC BN, incluso no se encontró ningún valor menor a 0.5. A pesar de lo anterior, los pronósticos no coincidieron en valores altos de ROC para AN y BN, lo que indica que un pronóstico no necesariamente tuvo la misma habilidad para ambos escenarios. En términos generales ASO obtuvo valores de ROC BN y AN mayores que los obtenidos mensualmente para las estaciones de MJJ y DEF M.

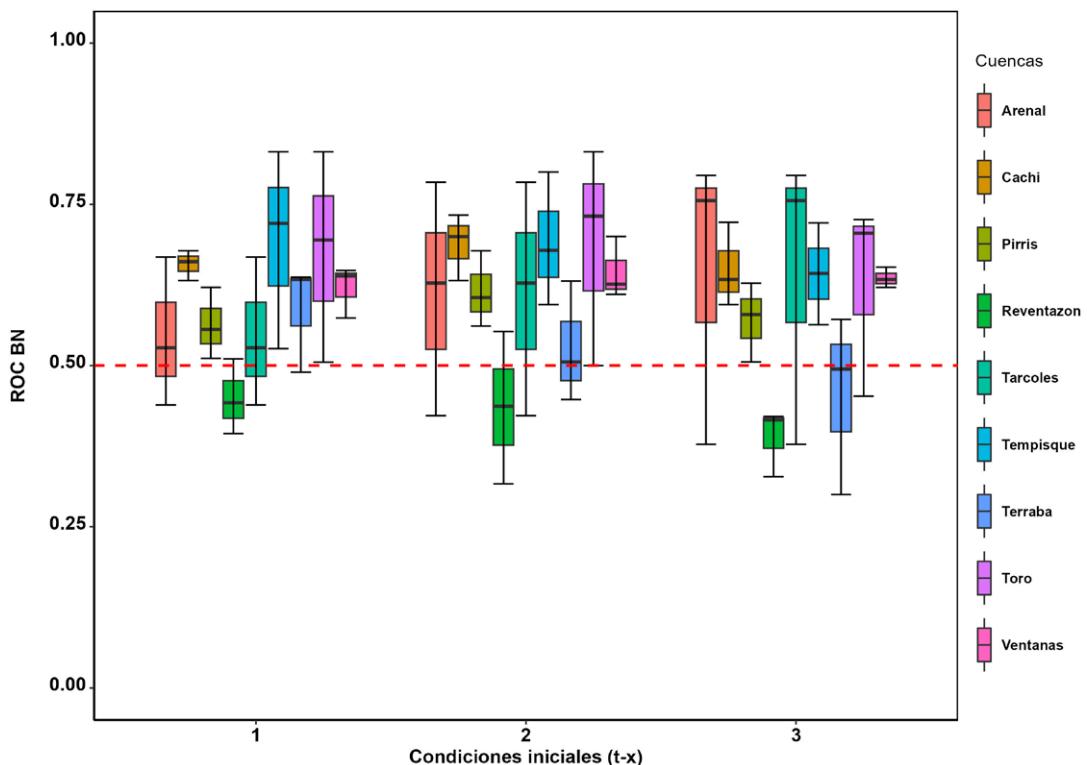
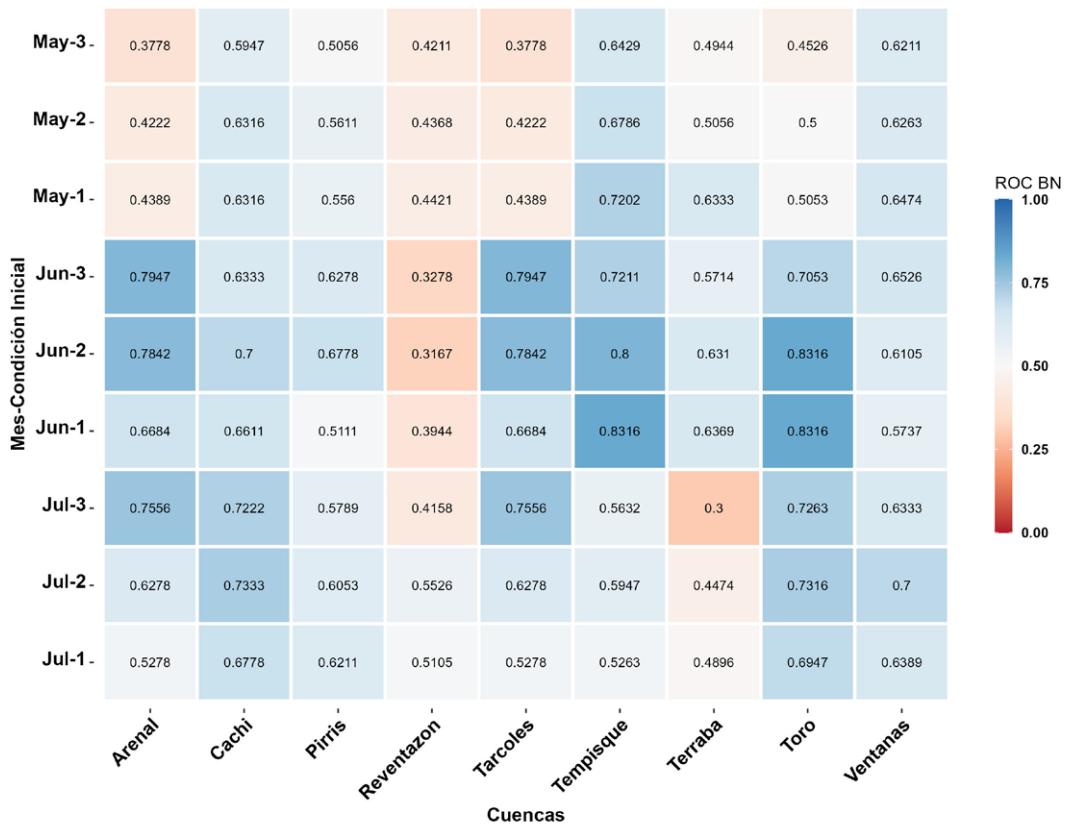


Figura 10. Lo mismo que la Figura 8, pero el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

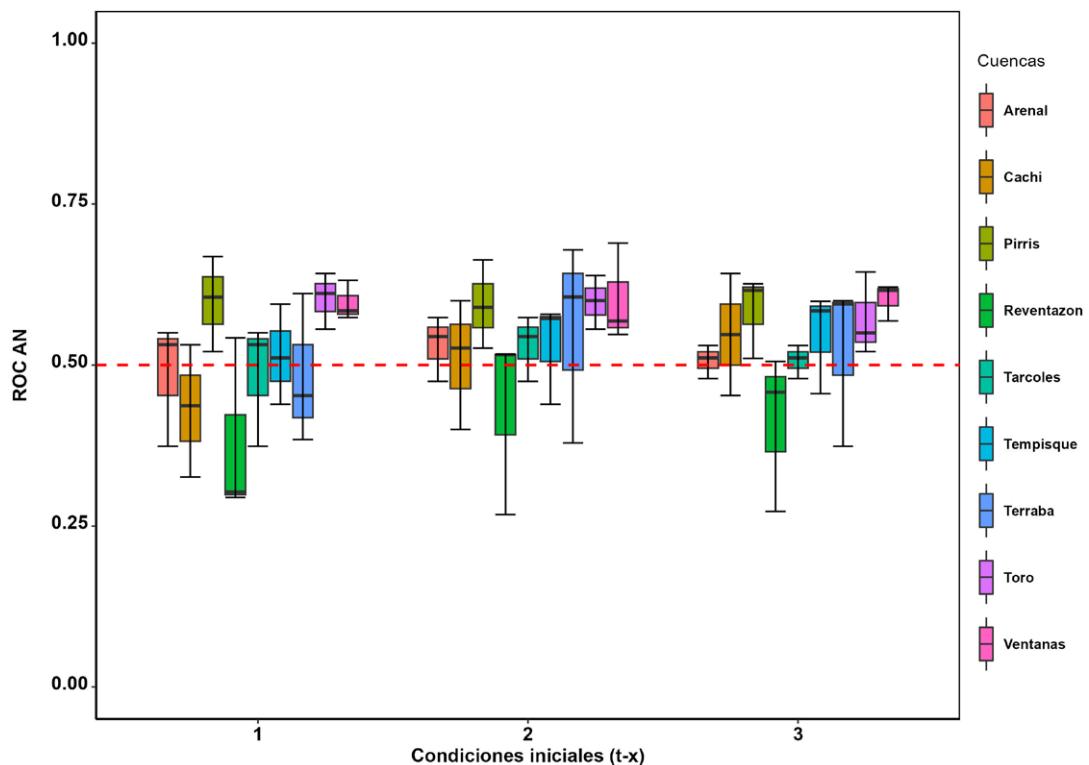
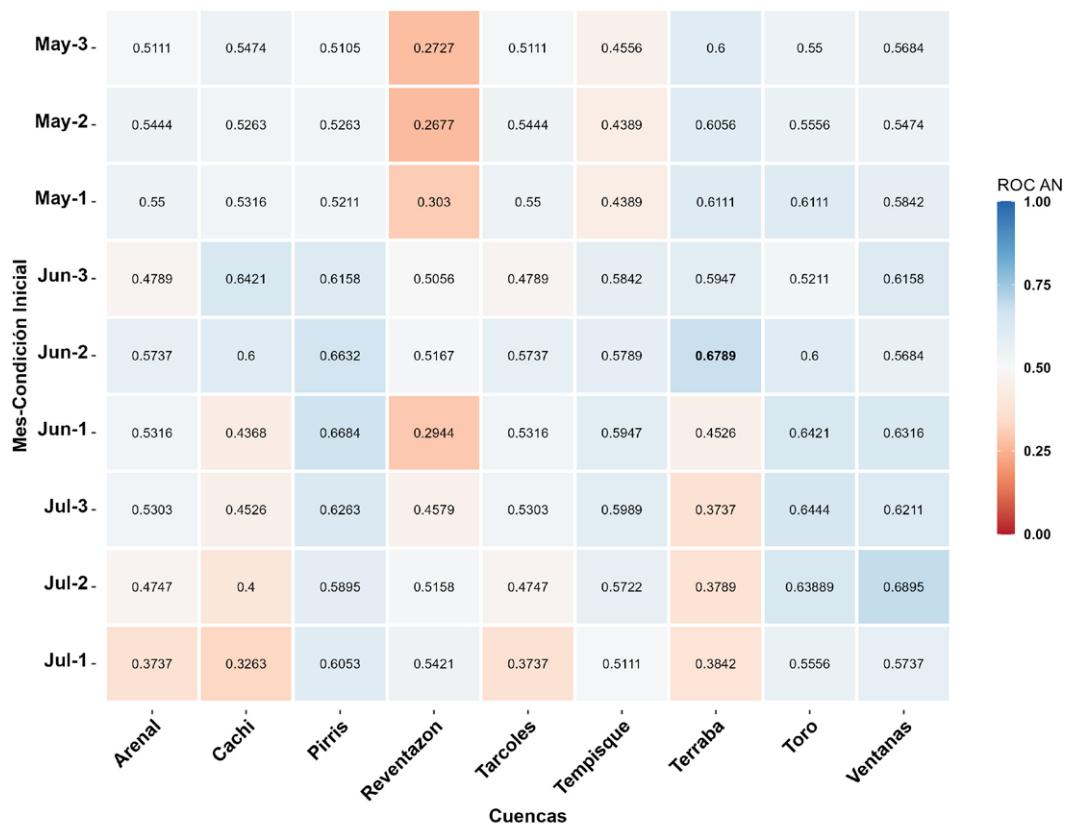


Figura 11. Lo mismo que la Figura 8, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC AN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

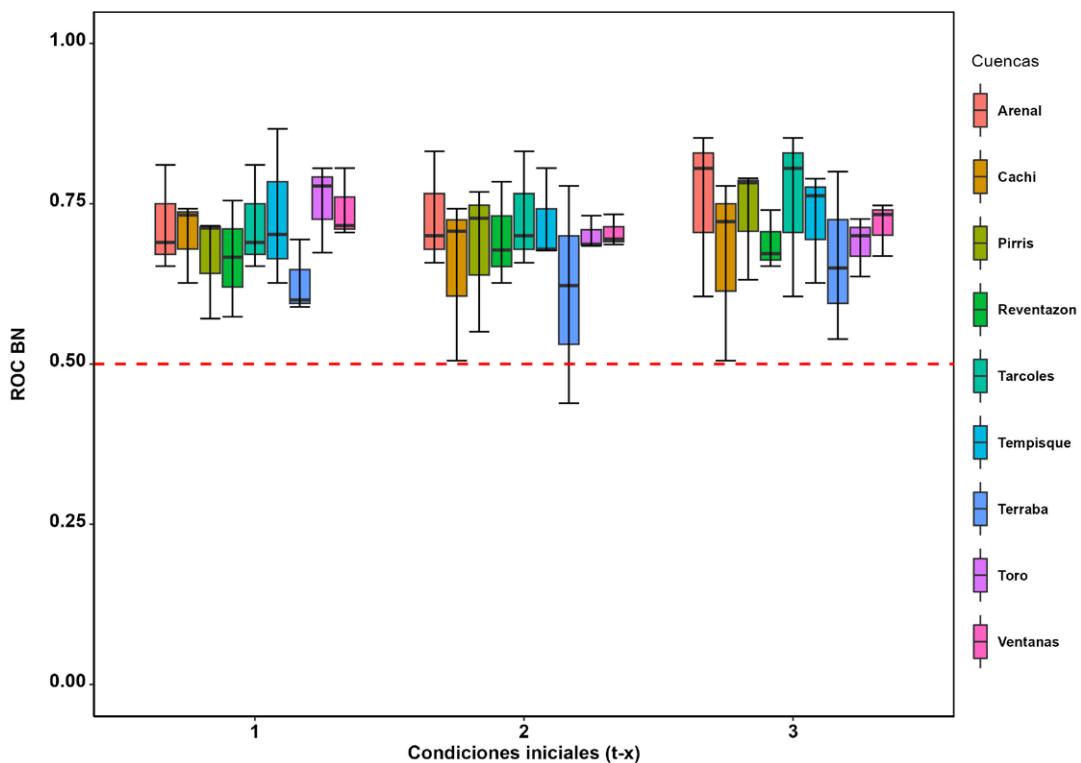
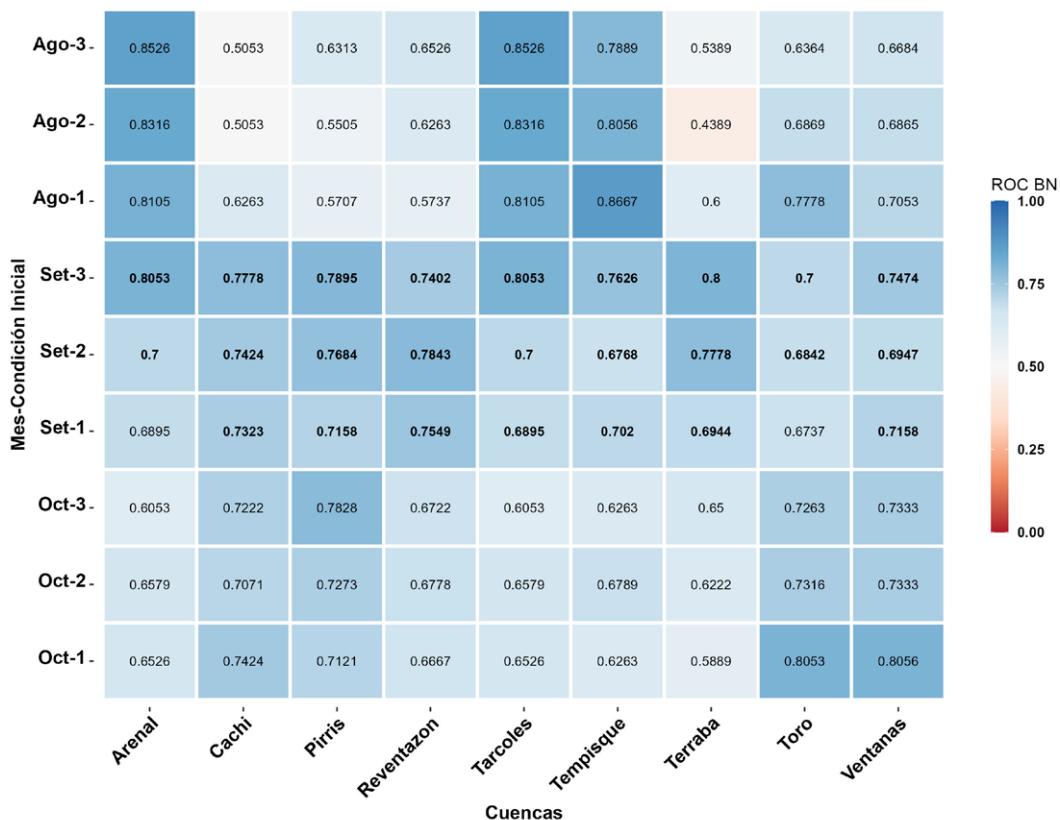


Figura 12. Lo mismo que la Figura 8, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

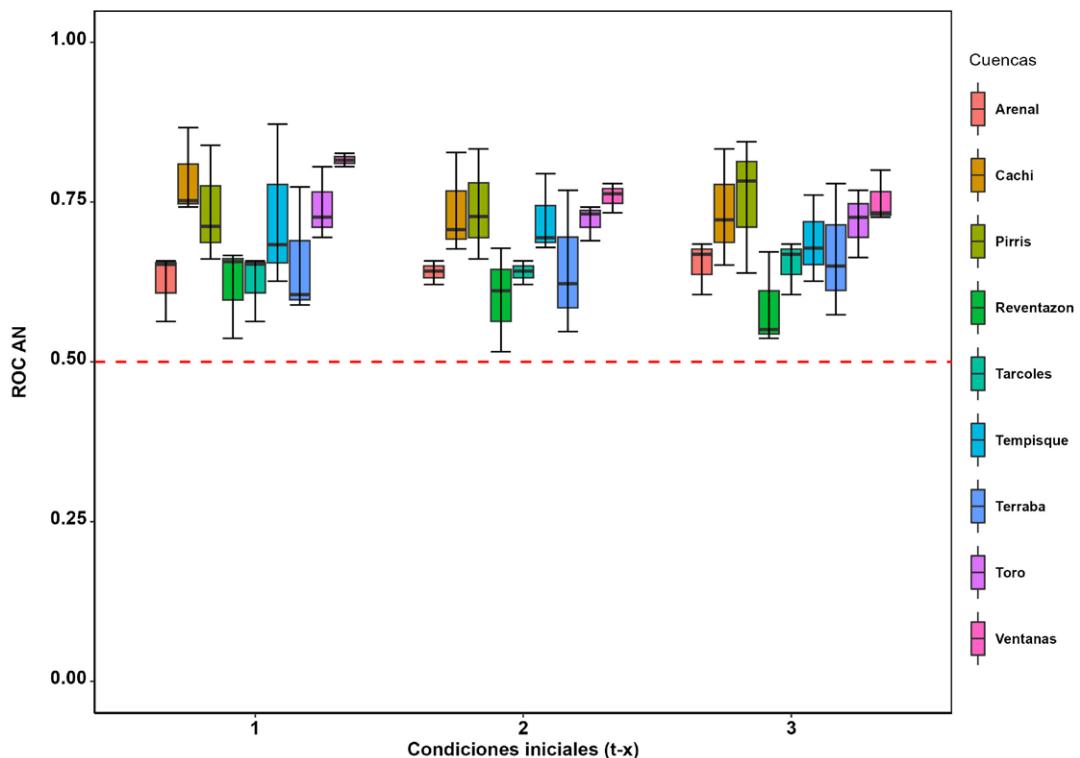
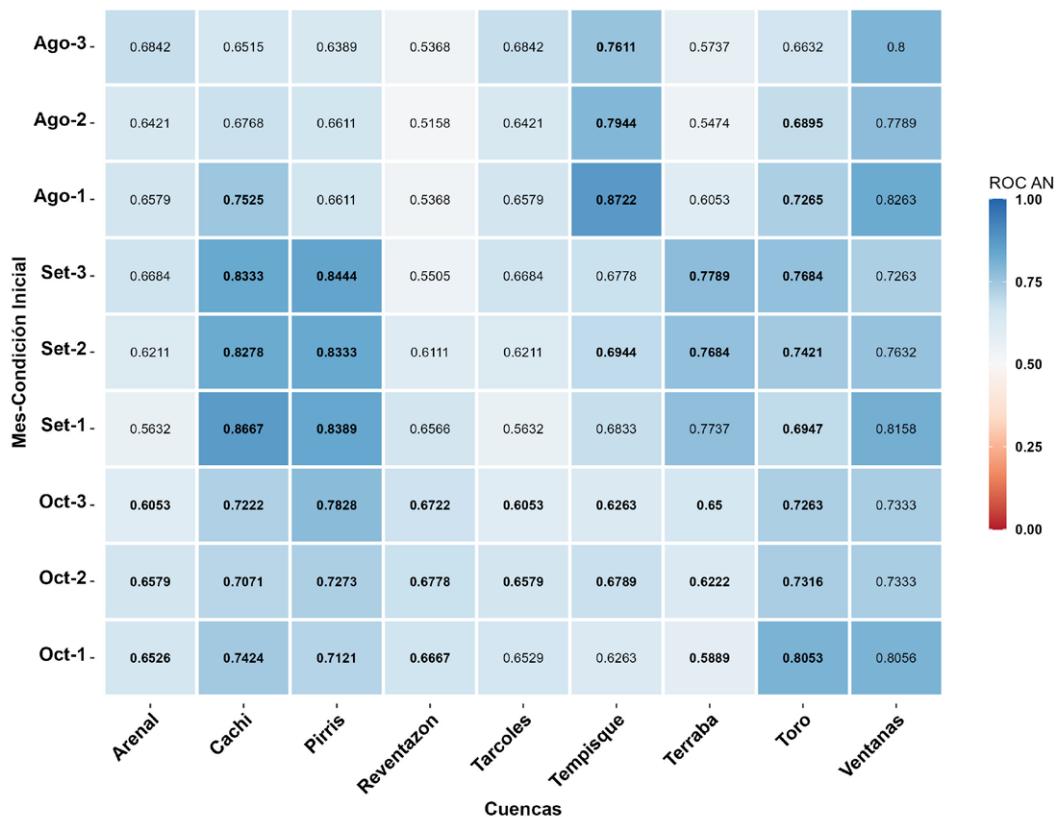


Figura 13. Lo mismo que la Figura 8, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC AN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

3.4. Discusión

Cuando se compararon las tres estaciones, ASO (MJJ) se distinguió por tener valores más (menos) significativos en los estadísticos que evalúan los pronósticos mensuales. DEFIM no tuvo una tendencia tan marcada como ASO o MJJ, ya que para algunos meses y cuencas se tuvieron habilidades predictivas altas y para otros estas habilidades son bajas sin una relación clara, es decir estas habilidades no dependen de las cuencas, de los meses pronosticados ni de las condiciones iniciales utilizadas. Esta evolución se muestra, a manera de ejemplo en la figura 14 de donde se observaron los valores de correlación de Pearson más altos durante el trimestre ASO, y en contraparte los menores valores de correlación estuvieron en los meses de MJJ.

La estación ASO, es la que tuvo una mejor habilidad predictiva y es la estación en la que los caudales

fueron menos sobreestimados (Madrigal, 2023). Lo anterior muestra que la mayoría de los pronósticos tuvieron habilidades predictivas significativas, incluso cuando hay casos donde todos los pronósticos son significativos, como es el caso de ROC BN para los pronósticos mensuales de este trimestre.

El cuadro 3 también muestra el porcentaje de pronósticos cuyos estadísticos de evaluación fueron > 0.5 , valor que determina una habilidad predictiva mejor que pronosticar con la climatología. Estos resultados no parecen tener una tendencia específica, ya que este nivel de significancia se encuentra distribuido de manera casi aleatoria, es decir, no hay una relación entre pronósticos y las condiciones iniciales o las cuencas.

La figura 15 presenta los pronósticos que evidencian habilidad predictiva a partir de



Figura 14. Correlación de Pearson entre el pronóstico de caudal medio mensual con tres distintas condiciones iniciales ($t-1$, $t-2$ y $t-3$) y el observado para las cuencas de interés. Se omiten los meses fuera de las estaciones de interés y los pronósticos descartados.

Cuadro 3. Resumen del porcentaje (%) de pronósticos probabilísticos cuyas evaluaciones son mayores al umbral que indica habilidad predictiva para cada estadístico, es decir ROC AN y ROC BN > 0.5.

	DEFM	MJJ	ASO	Total
ROC AN (> 0.5)	68.8 (10.4)	72.8 (1.3)	100 (55.5)	70.26 (17.7)
ROC BN (> 0.5)	80 (0)	77.7 (0)	98.7 (28.3)	74.5 (40.5)

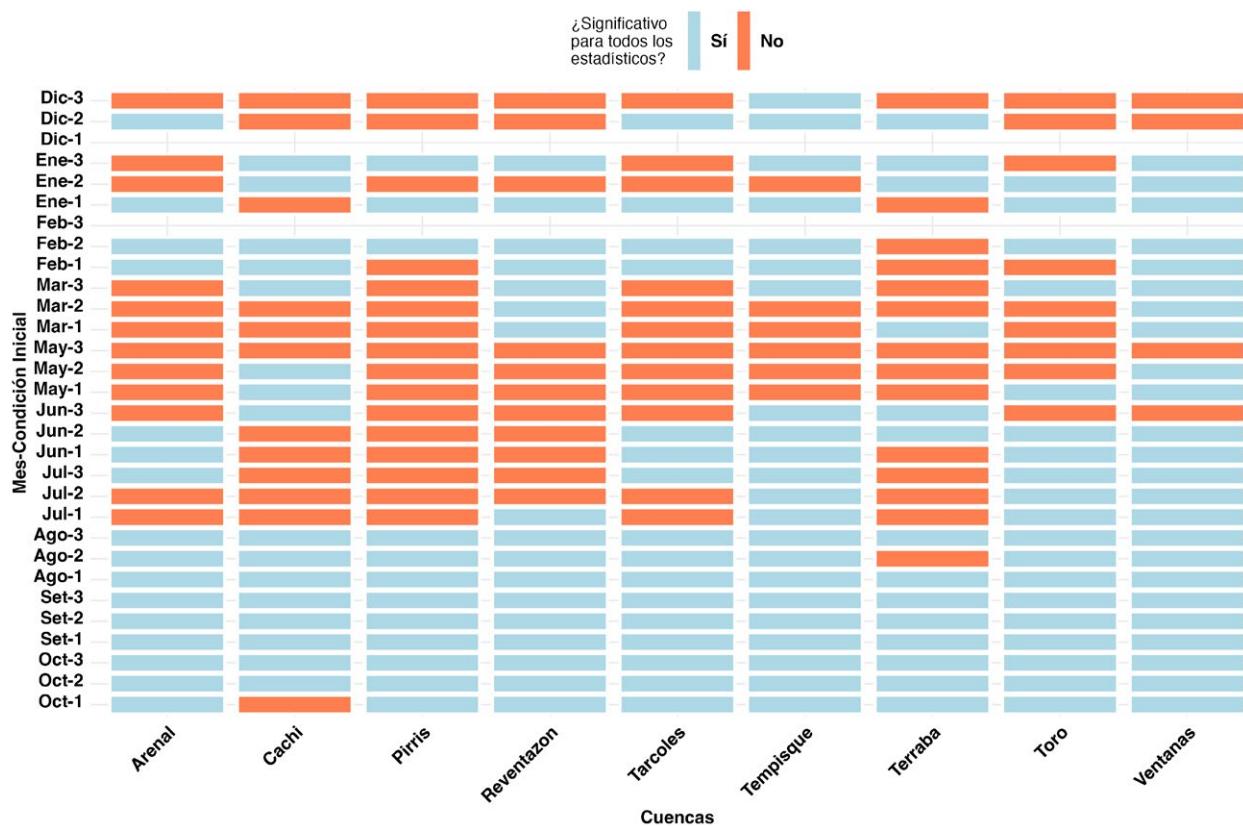


Figura 15 Mapa de calor de todos los pronósticos analizados, donde el color celeste muestra los pronósticos para los cuales los estadísticos fueron mayores al umbral que define habilidad predictiva, es decir, HS > 33.33, GS > 0, ROC AN > 0.5 y ROC BN > 0.5. En naranja los pronósticos para los cuales al menos un estadístico estuvo por debajo del valor umbral.

diferentes estadísticos, tales como HitScore, Gerrity Score, ROC AN y ROC BN. En el caso de la estación ASO, el 97,3 % de los pronósticos resultaron significativos según la evaluación simultánea de múltiples métricas, lo que refuerza la confianza en estos resultados. La cuenca de Ventanas destacó como la de mayor consistencia, con 26 de los 28 pronósticos (82 %) significativos en todos los estadísticos considerados. Además de los análisis para ROC AN y ROC BN, se realizaron

evaluaciones adicionales con correlación de Pearson, Mean Bias, HitScore y Gerrity Score, cuyos resultados completos se encuentran disponibles en Madrigal (2023).

La habilidad predictiva para las distintas estaciones no parece depender de la magnitud del caudal, es decir, se encuentran pronósticos con una habilidad predictiva significativas para meses donde la magnitud del caudal es la mayor o la menor del año,

como es el caso de ASO y DEFM, respectivamente. Tampoco se observa una relación entre la habilidad predictiva y la ubicación de la cuenca, es decir, si se ubican en la vertiente del Pacífico o del Caribe. Se encuentran pronósticos con mayores y menores habilidades predictivas en ambas vertientes a lo largo de las tres estaciones.

Las simulaciones generaron los mapas canónicos para el predictor (X), para el predictante (Y), y la relación entre estos a través del tiempo, lo que permite analizar la correlación canónica entre los campos X y Y . Estas figuras fueron generadas por la CPT para los pronósticos de todos los meses y sus respectivas condiciones iniciales; sin embargo, para este análisis se seleccionaron únicamente los resultados más significativos de cada estación, correspondientes a Ene-3 (DEFM), Jun-2 (MJ) y Set-1 (ASO).

La figura 16 muestra los resultados del ACC para el pronóstico de Ene-3, el primer modo (ver figura 16a y figura 16c) obtuvo una correlación canónica alta de 0.88 y muestra cómo este modo está relacionado con condiciones Niño (Niña) y Atlántico frío (cálido) que producen caudales más bajos (arriba) de lo normal de manera homogénea para todas las cuencas. El segundo modo representa una variación propia de la tendencia de los datos. Para el tercer modo (Figura 16g y Figura 16i), la configuración de enfriamiento (calentamiento) en el Atlántico genera una disminución (aumento) de los caudales para la mayoría de las cuencas, exceptuando a Tempisque para la cual el patrón es inverso.

Para el pronóstico de Jun-2 (junio con condiciones iniciales con 2 meses de anterioridad) en la figura 17, se obtuvieron tres modos de correlación canónica, donde el primer modo muestra que una PDO fría (cálida), condiciones tipo La Niña (El Niño) y un Atlántico cálido (frío) generan caudales arriba (abajo) de lo normal para la mayoría de las cuencas, excepto Reventazón que al tener influencia Caribe el patrón es inverso.

Para el segundo modo prevalece la relación entre las fases del ENOS y los caudales, es decir que para condiciones El Niño (La Niña) el caudal disminuye (aumenta), acompañado de un Mar Caribe cálido. Destaca que las correlaciones canónicas para este pronóstico son menores que para Ene-2 y Set-1, lo que se relaciona con la tendencia de pronósticos menos significativos para los meses de la estación MJ. El tercer modo muestra una relación entre los caudales y la Oscilación del Atlántico Norte o NAO, por sus siglas en inglés (Hurrell, 1995), más específicamente muestra que para las fases negativas (positivas) generan aumentos (disminuciones) del caudal, sin embargo, debido a su baja Correlación Canónica (0.08) este resultado es descartable.

La figura 18 muestra los mapas canónicos para los pronósticos de setiembre con condiciones iniciales de agosto (Set-1). De las figura 17a y figura 17b, se observa cómo el primer modo (con una correlación canónica de 0.8433) responde a las variaciones de la TSM en el Océano Pacífico correlacionado negativamente con los caudales, lo que indica que al aumentar (disminuir) la TSM, los caudales disminuyen (aumentan) para todas las cuencas y a su vez correlacionado negativamente con la TSM del Mar Caribe,

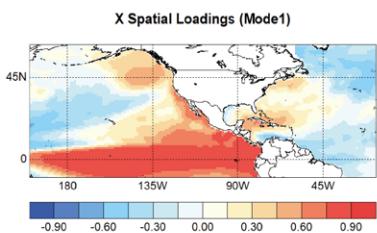
En las figura 18d y figura 18f, el segundo modo, con una correlación canónica de 0.59, se relaciona positivamente con las variaciones de la TSM del Mar Caribe y del Océano Pacífico Oriental Tropical. Este patrón refleja un dipolo entre las TSM del Pacífico y del Atlántico Tropical Norte (ATN). Sin embargo, la respuesta de los caudales no es homogénea en todas las cuencas.

Estos patrones entre la TSM y los caudales coinciden con los encontrados por Fallas y Alfaro (2012b) entre la TSM y la precipitación. Esto explicaría por qué los resultados para ASO son los más robustos desde el punto de vista de los estadísticos utilizados en la evaluación de los pronósticos. Además, la TSM podría contener la

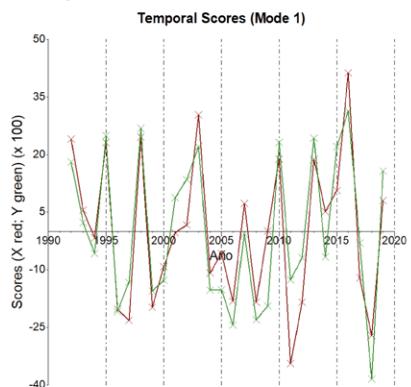
Modo 1

Correlación Canónica: 0.88

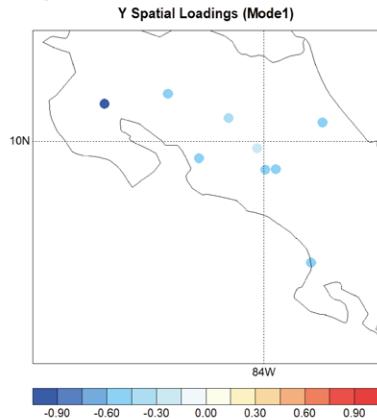
a)



b)



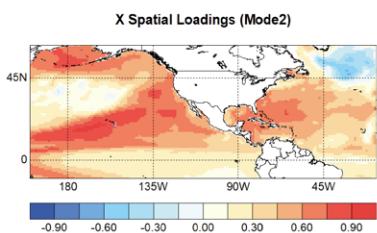
c)



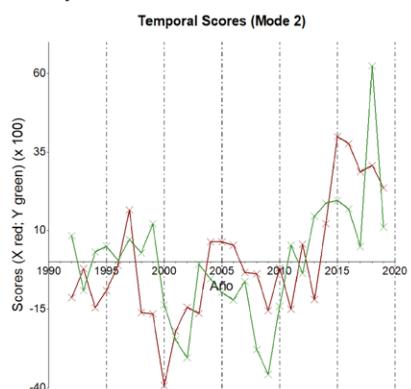
Modo 2

Correlación Canónica: 0.54

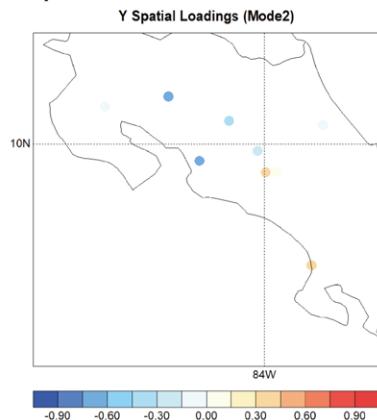
d)



e)



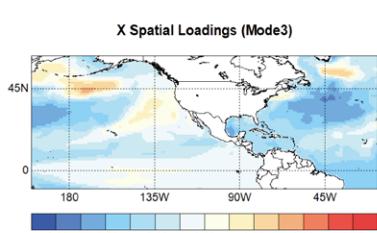
f)



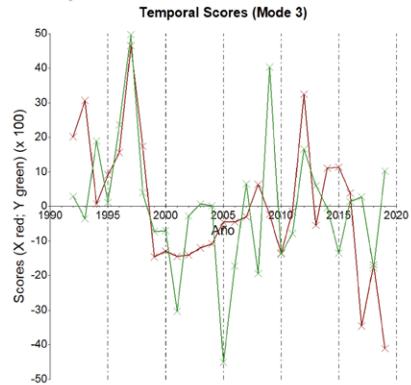
Modo 3

Correlación Canónica: 0.37

g)



h)



i)

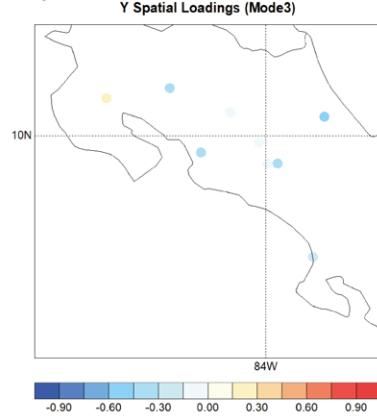
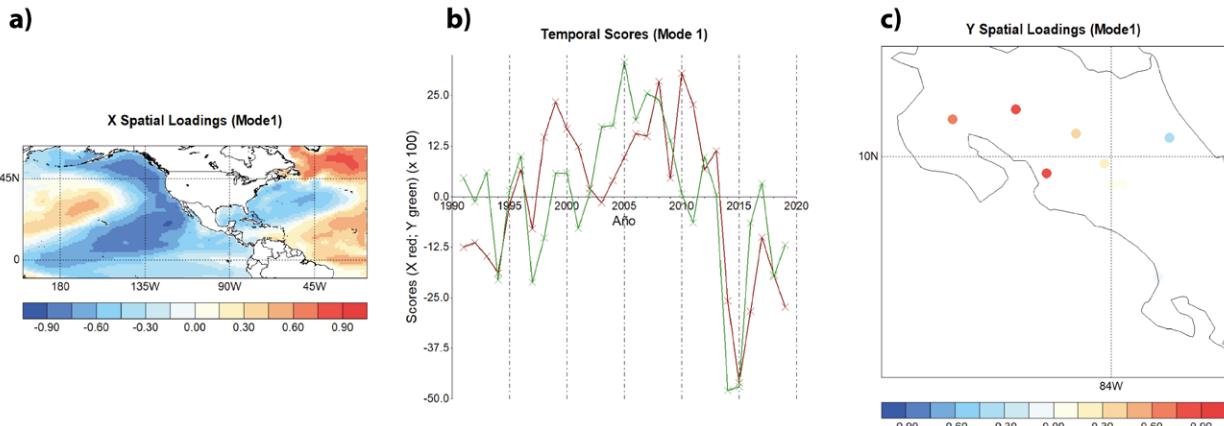
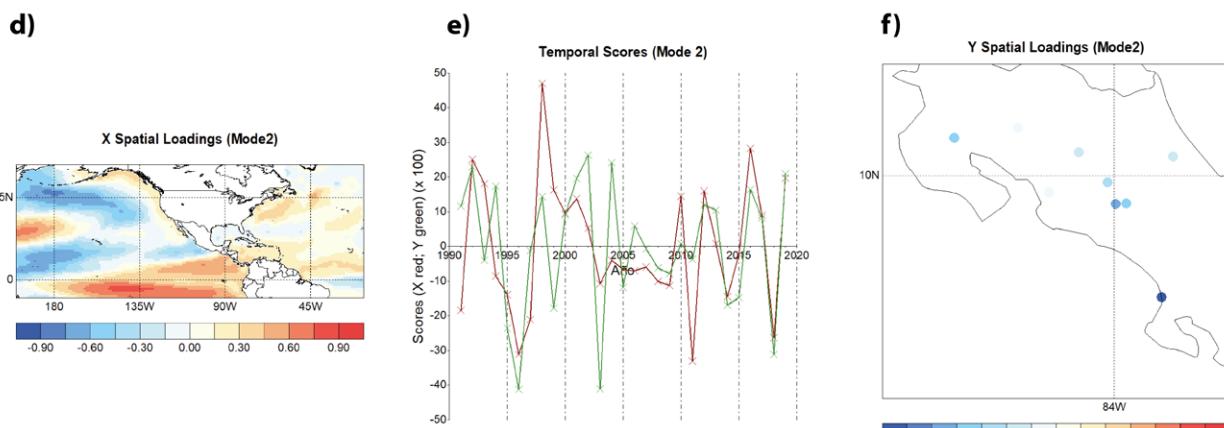


Figura 16 Correlaciones canónicas para el pronóstico de caudal de enero con condiciones iniciales de octubre (Ene-3). a), d) y g) Resultado del predictor para el modo 1, 2 y 3, respectivamente. b), e) y h) Series de tiempo del modo 1, 2 y 3 del predictor (rojo) y del predictante (verde), respectivamente. c), f) e i) Mapa del predictante para el modo 1, 2 y 3, respectivamente. La correlación canónica fue de 0.88, 0.54 y 0.37, respectivamente para los modos 1, 2 y 3.

Modo 1
Correlación Canónica: 0.64



Modo 2
Correlación Canónica: 0.55



Modo 3
Correlación Canónica: 0.08

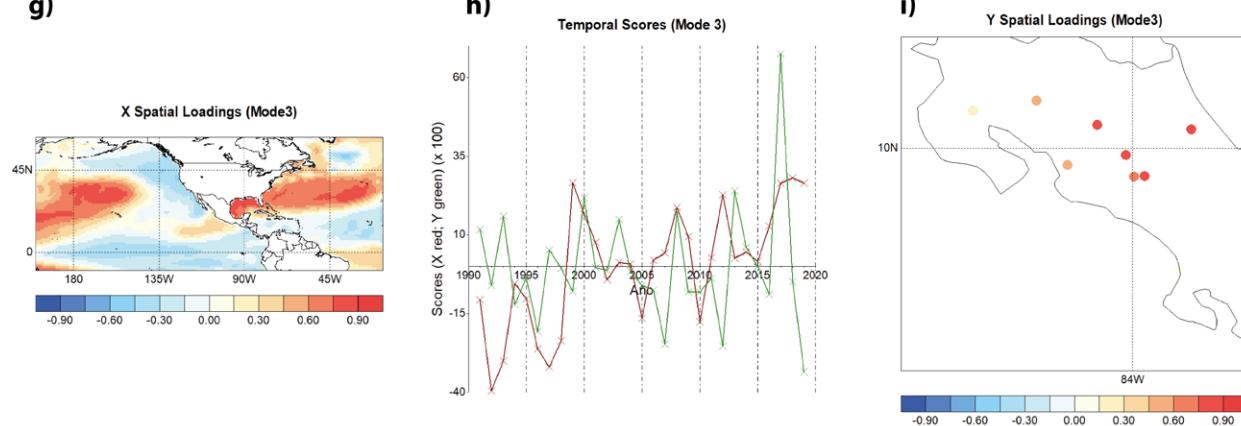
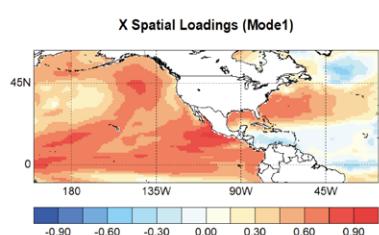


Figura 17 Mapas canónicos para el pronóstico de caudal de junio con condiciones iniciales de abril (Jun-2). a), d) y g) Mapa del predictor para el modo 1, 2 y 3, respectivamente. b), e) y h) Series de tiempo del modo 1, 2 y 3 del predictor (rojo) y del predictante (verde), respectivamente. c), f) e i) mapa del predictante para el modo 1, 2 y 3. La correlación canónica fue de 0.64, 0.55 y 0.08, respectivamente para los modos 1, 2 y 3. Fuente: elaboración propia.

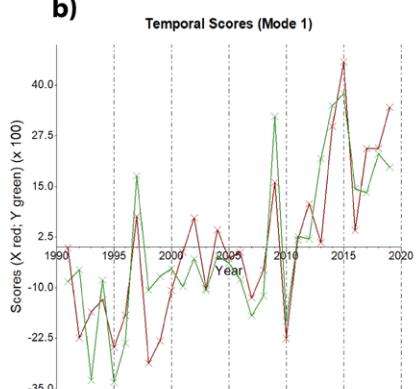
Modo 1

Correlación Canónica: 0.84

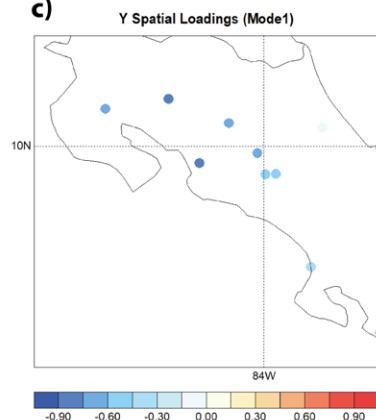
a)



b)



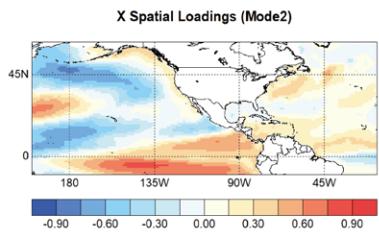
c)



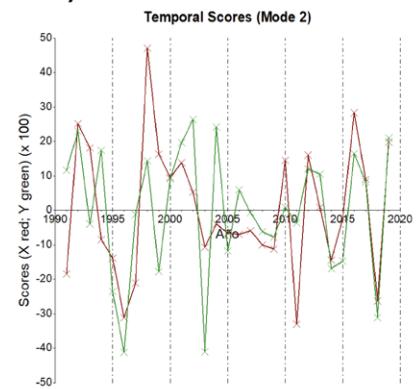
Modo 2

Correlación Canónica: 0.59

d)



e)



f)

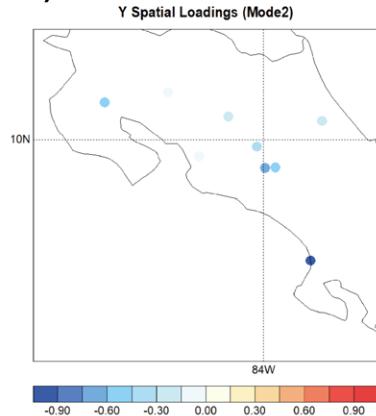


Figura 18 Mapas canónicos para el pronóstico de caudal de setiembre con condiciones iniciales de agosto (Set-1). a) y d) Mapa del predictor para el modo 1 y 2. b) y e) series de tiempo del modo 1 y 2 del predictor (rojo) y del predictante (verde). c) y f) mapa del predictante para el modo 1 y 2. La correlación canónica fue de 0.84 y 0.59, respectivamente para los modos 1 y 2.

memoria de otros forzantes, como la AAO para la vertiente del Pacífico de Costa Rica (Castillo 2021).

Los pronósticos pareciera que dependen, principalmente, de los predictores utilizados. Al ser estos resultados de un modelo de pronóstico como lo es el NMME, se puede inferir que los pronósticos de caudal dependen de la habilidad del NMME para pronosticar la TSM.

Los resultados muestran que ASO es el mes con mejor habilidad predictiva, esto concuerda

con los estudios de Fallas López y Alfaro (2012), Maldonado y Alfaro (2011), Maldonado et al. (2013), quienes mostraron que para la predicción del campo de precipitación, eventos extremos y días con lluvia ASO, en general, es el trimestre con mayor habilidad predictiva. Si bien estos campos no son los mismos que el pronosticado en este estudio (caudal mensual), esta habilidad predictiva para ASO parece ser una característica del sistema climático de la región, para variables relacionadas con la precipitación.

4. CONCLUSIONES

La herramienta CPT demostró ser de gran utilidad para generar pronósticos estadísticos mediante el ACC entre dos variables: un predictor y un predictante. En este estudio, el predictor correspondió a la TSM y el predictante a los caudales medios mensuales simulados, lo que permitió analizar cómo la variabilidad de un campo se relaciona con la variabilidad del otro. Los resultados mostraron que el ACC permite encontrar correlaciones canónicas entre la TSM y los caudales de las cuencas analizadas. Los modos de variabilidad oceánica del ENOS, PDO, así como las anomalías de TSM en el Mar Caribe y el Océano Atlántico, generan una respuesta en el comportamiento del caudal medio mensual. Por lo anterior, la CPT demostró ser una herramienta valiosa para la generación de pronósticos de caudal, una variable que hasta ahora no había sido abordada en la región centroamericana mediante esta técnica, donde su aplicación se ha limitado principalmente a la precipitación y la temperatura.

La evaluación de los pronósticos mostró que no hay una marcada diferencia entre los pronósticos según la ubicación geográfica de la cuenca (i.e. Vertiente del Pacífico o del Caribe), el tamaño de la cuenca o características de las cuencas como la longitud del cauce o el factor de forma. Todas las cuencas obtuvieron pronósticos con o sin habilidad predictiva, incluso hubo variaciones en la habilidad predictiva para la misma cuenca a través de los distintos meses del año y para distintos estadísticos.

Los resultados mostraron que no hay una marcada diferencia en las condiciones iniciales utilizadas para generar los pronósticos, por lo que se puede usar esta técnica para realizar pronósticos con hasta tres meses de antelación obteniendo pronósticos con una habilidad predictiva.

Los mejores resultados se obtuvieron para los pronósticos del trimestre ASO, los cuales destacan por tener los valores más altos y consistentes de

los estadísticos empleados para las evaluaciones de los pronósticos. Esto muestra que este trimestre posee la mayor habilidad predictiva durante el año para el pronóstico de caudales medios mensuales.

Los pronósticos categóricos muestran con facilidad cuando los pronósticos son significativos y útiles en comparación a los sesgos o errores que puede haber entre las series observadas y pronosticadas. Además de que se ha mostrado (Mylne, 2002; Sahu et al., 2017) que estos pronósticos tienen un valor económico mayor en el contexto de la toma de decisiones, ya que los pronósticos de probabilidad son útiles como herramientas para identificar un umbral de probabilidad que maximiza el valor del pronóstico, y que estos pueden ser elegidos para ser relevantes para una decisión específica en la gestión del agua.

La metodología empleada en este estudio tiene resultados y aplicabilidades que pueden ser útiles para la mejora de las metodologías de trabajo que realiza el Foro Hidrológico de América Central (FHAC) como herramienta de pronóstico de caudales medios mensuales utilizando la TSM como forzante climático, ya que se pueden generar pronósticos confiables incluso con tres meses de anterioridad al mes objetivo por pronosticar, tal y como lo hace dicho Foro. Además, la técnica mostró ser útil para el pronóstico operativo de caudal medio mensual, dirigido a aplicaciones como la generación eléctrica, ya que se obtuvieron resultados positivos en las cuencas analizadas en donde se localizan proyectos hidroeléctricos en Costa Rica, esto con meses de antelación suficientes para la planeación y toma de decisiones en este campo.

5. AGRADECIMIENTOS

A la Escuela de Física de la Universidad de Costa Rica debido a que esta investigación es parte del Trabajo Final de Graduación para la Licenciatura

en Meteorología de Carlos Madrigal, también por dar el tiempo de investigación a EA y HH para desarrollar este estudio. EA y HH agradecen a los proyectos B9454 (Fondo de Grupos), A4906 (PESCTMA), C4226 (EcoSalud), B0810, C2103, C5067 y C3991 (UCREA) inscritos en la Universidad de Costa Rica dentro de los cuales se enmarca este trabajo y del apoyo brindado por el Centro Internacional de Investigaciones para el Desarrollo (IDRC), Ottawa, Canadá y el Consejo Superior Universitario Centroamericano (CSUCA) al proyecto RC4 (C4468, CR-66, SIA 0054-23). Las opiniones aquí expresadas no representan necesariamente las del IDRC, CSUCA o las de la Junta de Gobernadores.

6. REFERENCIAS

- Alfaro, E. (2007a). Predicción de la temperatura superficial del aire en Centroamérica. *Revista Ambientico*, 165, 6-10. <https://www.ambientico.una.ac.cr/revista-ambientico/prediccion-de-la-temperatura-superficial-del-aire-en-centroamerica/>
- Alfaro, E. (2007b). Uso del análisis de correlación canónica para la predicción de la precipitación pluvial en Centroamérica. *Ingeniería y Competitividad*, 9(2), 33-48. <https://doi.org/10.25100/iyc.v9i2.2486>
- Alfaro, E. (2014). Caracterización del “veranillo” en dos cuencas de la vertiente del Pacífico de Costa Rica, América Central. *Revista de Biología Tropical*, 6(4), 1-15. <https://doi.org/10.15517/rbt.v62i4.20010>
- Alfaro, E., Chourio, X., Muñoz, Á. G., & Mason, S. (2018). Improved seasonal prediction skill of rainfall for the Primera season in Central America. *International Journal of Climatology*, 38(S1), e255-268. <https://doi.org/10.1002/joc.5366>
- Alfaro, E., Hidalgo, H., & Mora, N. (2016). Prediction of MJ rainfall season using CCA models. *Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos*, 15(2), 15-19.
- Alfaro, E., Hidalgo, H., Mora, N., Pérez, P., & Fallas, B. (2016). Assessment of Central America Regional Climate Outlook Forum maps, 1998-2013. *Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos*, 15(1), 37-52. <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/handle/10669/73447>
- Alfaro, E., Soley Alfaro, F., & Enfield, D. B. (2004). Uso de una Tabla de Contingencia para Aplicaciones Climáticas (Documento Técnico). *Uso de una Tabla de Contingencia para Aplicaciones Climáticas* (pp. 51). San José, Costa Rica: Universidad de Costa Rica, 51. <https://hdl.handle.net/10669/76751>
- Alfaro Martínez, E. J., Alvarado Gamboa, L. F., Fallas López, B. G., Mora Sandí, N. P., & Hidalgo León, H. G. (2024). Caracterización climática y análisis de mecanismos moduladores del descenso de las lluvias en la vertiente Caribe de América Central durante septiembre-octubre. *Revista de Ciencias Ambientales*, 58(1), 1-24. <https://doi.org/10.15359/rca.58-1.4>
- Arciniega-Esparza, S., & Birkel, C. (2020). *Hydrological simulations for Costa Rica from 1985 to 2019 using HYPE CR 1.0 [Data set]*. Zenodo. [Dataset]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4029572>
- Barnston, A. G., Tippett, M. K., Ranganathan, M., & L'Heureux, M. L. (2019). Deterministic skill of ENSO predictions from the North American Multimodel Ensemble. *Climate Dynamics*, 53, 7215-7234.
- Becker, E., Den Dool, H. V., & Zhang, Q. (2014). Predictability and Forecast Skill in NMME. *Journal of Climate*, 27(15), 5891-5906. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-13-00597.1>
- Bergström, S. (1992). *The HBV Model -its structure and applications* (p. 35). Swedish Meteorological and Hydrological Institute (SMHI), Hydrology.
- Bergström, S. (1995). The HBV model. Computer models of watershed hydrology (Chapter 13). En *Computer Models of Watershed Hydrology*, (pp. 443-476). Singh, V. P., Water Resources Publications.

- Cassagnole, M., Ramos, M.-H., Zalachori, I., Thirel, G., Garçon, R., Gailhard, J., & Ouillon, T. (2021). Impact of the quality of hydrological forecasts on the management and revenue of hydroelectric reservoirs – a conceptual approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(2), 1033-1052. <https://doi.org/10.5194/hess-25-1033-2021>
- Castillo, R. (2021). La oscilación antártica: Su influencia en la variabilidad interanual de la precipitación en Costa Rica. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 45(176), 875-900. <https://doi.org/10.18257/raccefyn.1434>
- Comité Regional de Recursos Hidráulicos (CRRH). (2022). *XXI Perspectiva Hidrológica de América Central*. Comité Regional de Recursos Hidráulicos.
- DelSole, T., & Tippett, M. (2022). *Statistical methods for climate scientists*. Cambridge University Press.
- Durán-Quesada, A. M., Sorí, R., Ordoñez, P., & Gimeno, L. (2020). Climate Perspectives in the Intra–Americas Seas. *Atmosphere*, 11(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/atmos11090959>
- Enfield, D. B., Mestas-Nuñez, A. M., & Trimble, P. J. (2001). The Atlantic multidecadal oscillation and its relation to rainfall and river flows in the continental US. *Geophysical research letters*, 28(10), 2077-2080.
- Fallas López, B., & Alfaro, E. (2012). Uso de herramientas estadísticas para la predicción estacional del campo de precipitación en América Central como apoyo a los Foros Climáticos Regionales. 2: Análisis de Correlación Canónica. *Revista de Climatología*, 12, 93-105. <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/handle/10669/15066>
- Fallas López, B., & Alfaro, E. (2014). Predicción estacional de las temperaturas máximas y mínimas en América Central. *Trópicos Meteorológicos y Oceanográficos*, 13(1), 5-26. <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/handle/10669/15128>
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A., & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—A new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2(1), 150066. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Garcia-Solera, I., & Ramirez, P. (2012). *Central America's Seasonal Climate Outlook Forum*. https://www.climate-services.org/wp-content/uploads/2015/09/CRRH_Case_Study.pdf
- Hurrell, J. W. (1995). Decadal Trends in the North Atlantic Oscillation: Regional Temperatures and Precipitation. *Science*, 269(5224), 676-679. <https://doi.org/10.1126/science.269.5224.676>
- Kirtman, B. P., Min, D., Infanti, J. M., Kinter, J. L., Paolino, D. A., Zhang, Q., Dool, H. van den, Saha, S., Mendez, M. P., Becker, E., Peng, P., Tripp, P., Huang, J., DeWitt, D. G., Tippett, M. K., Barnston, A. G., Li, S., Rosati, A., Schubert, S. D., ... Wood, E. F. (2014). The North American Multimodel Ensemble: Phase-1 Seasonal-to-Interannual Prediction; Phase-2 toward Developing Intraseasonal Prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(4), 585-601. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00050.1>
- Madrigal, C. (2023). *Generación de pronósticos retrospectivos de caudal para cuencas hidrográficas en Costa Rica por medio de la técnica de análisis de correlación canónica*. [Tesis de Grado, Licenciatura., Universidad de Costa Rica]. <https://hdl.handle.net/10669/90890>
- Maldonado, T., & Alfaro, E. (2010). Propuesta metodológica para la predicción climática estacional de eventos extremos y días con precipitación. Estudio de caso: Sur de América Central. *InterSedes*, 11(21), 182-204. <https://doi.org/10.15517/ISUCR.V11I21.1009>

- Maldonado, T., & Alfaro, E. (2011). Predicción estacional para ASO de eventos extremos y días con precipitación sobre las vertientes Pacífico y Caribe de América Central, utilizando análisis de correlación canónica. *Intersedes*, 12(24). <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/handle/10669/20259>
- Maldonado, T., Alfaro, E., Fallas-López, B., & Alvarado, L. (2013). Seasonal prediction of extreme precipitation events and frequency of rainy days over Costa Rica, Central America, using Canonical Correlation Analysis. *Advances in Geosciences*, 33, 41-52. <https://doi.org/10.5194/adgeo-33-41-2013>
- Maldonado, T., Alfaro, E., & Hidalgo, H. (2018). A review of the main drivers and variability of Central America's Climate and seasonal forecast systems. *Revista de Biología Tropical*, 66(1-1), Article 1-1. <https://doi.org/10.15517/rbt.v66i1.33294>
- Maldonado, T., Rutgersson, A., Alfaro, E., Amador, J., & Claremar, B. (2016). Interannual variability of the midsummer drought in Central America and the connection with sea surface temperatures. *Advances in Geosciences*, 42. <https://doi.org/10.5194/adgeo-42-35-2016>
- Mantua, N. J., & Hare, S. R. (2002). The Pacific decadal oscillation. *Journal of oceanography*, 58, 35-44.
- Mason, S. J. (2013). Guidance on verification of operational seasonal climate forecasts. *World Meteorological Organization, Commission for Climatology XIV Technical Report*.
- Mason, S. J., & Baddour, O. (2008). Statistical modelling. En *Seasonal climate: Forecasting and managing risk* (pp. 163-201). Springer.
- Mason, S. J., Tippett, M. K., Song, L., & Muñoz, Á. G. (2020). *Climate Predictability Tool version 17.2.1*. <https://doi.org/10.7916/d8-qn5k-n466>
- Mu, Q., Zhao, M., & Running, S. W. (2011). Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote sensing of environment*, 115(8), 1781-1800.
- Mylne, K. R. (2002). Decision-making from probability forecasts based on forecast value. *Meteorological Applications*, 9(3), 307-315. <https://doi.org/10.1017/S1350482702003043>
- Navarra, A., & Simoncini, V. (2010). *A guide to empirical orthogonal functions for climate data analysis*. Springer.
- Rojas, N. (2011). *Estudio de las cuencas hidrográficas de Costa Rica*. <http://cglobal.imn.ac.cr/index.php/publications/estudio-de-las-cuencas-hidrograficas-de-costa-rica/>
- Sahu, N., Robertson, A. W., Boer, R., Behera, S., DeWitt, D. G., Takara, K., Kumar, M., & Singh, R. B. (2017). Probabilistic seasonal streamflow forecasts of the Citarum River, Indonesia, based on general circulation models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31(7), 1747-1758. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1297-4>
- Sharma, P., & Machiwal, D. (2021). Streamflow forecasting. En *Advances in Streamflow Forecasting* (pp. 1-50). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820673-7.00013-5>
- Soley, F. y E. Alfaro (1999). Aplicación de análisis multivariado al campo de anomalías de precipitación en Centroamérica. *Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos.*, 6(2), 71-93. <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/handle/10669/76622>
- Tyralis, H., Papacharalampous, G., & Langousis, A. (2021). Streamflow forecasting at large time scales using statistical models. En *Advances in Streamflow Forecasting* (pp. 51-86). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820673-7.00004-4>
- Wilks, D. S. (2019). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* (4th ed.). Elsevier Science. <https://www.elsevier.com/books/statistical-methods-in-the-atmospheric-sciences/wilks/978-0-12-815823-4>



Instituto Meteorológico Nacional

Sitio web:
www.imn.ac.cr

Teléfono: (506) 2222 5616

Apartado postal: 5583-1000
San José
Costa Rica

