

**UNIVERSIDAD DE COSTA RICA**  
**FACULTAD DE CIENCIAS**  
**ESCUELA DE FÍSICA**  
**DEPARTAMENTO DE FISICA ATMOSFÉRICA, OCEÁNICA Y PLANETARIA**



**Trabajo final de graduación para optar al título de  
Meteorólogo con el grado académico de Licenciatura**

**Modalidad de Tesis Académica**

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

**Estudiante:**

**Carlos Manuel Madrigal Araya  
B33905**

**Comité Asesor:**

**Director: Dr. Eric Alfaro Martínez**

**Asesor: Dr. Hugo Hidalgo León**

**Asesor: Máster Berny Fallas López**

**Noviembre de 2023**

## **Dedicatoria**

*A mis abuelos, a mis padres, mis tíos y mi novia: mi Familia.*

*A los y las colegas del Foro del Clima y Foro Hidrológico de América Central por todas sus enseñanzas y experiencias transmitidas en cada foro.*

## **Agradecimientos**

Al Dr. Eric Alfaro por motivarme a desarrollar este tema como parte de mi proyecto de graduación. Además, por su guía, aportes y conocimientos brindados a este trabajo y su constante disposición y atención al proceso.

Al Dr. Hugo Hidalgo, por su disposición para involucrarse en el proyecto, así como sus aportes a la componente hidrológica del estudio.

A Berny Fallas, por los aportes y revisiones realizadas al trabajo, así como sus palabras de motivación para seguir adelante.

A todos mis compañeros de universidad quienes de una u otra manera aportaron a mi desarrollo académico y fueron de gran ayuda durante las tardes de estudio, la elaboración de tareas y proyectos, preparación para los exámenes y en los momentos de dispersión.

Al Estado costarricense por 23 años de educación pública que han sido fundamentales en mi formación académica y personal, desde preescolar hasta este punto. Esta tesis es un testimonio de la inversión estatal en la educación pública, y estoy profundamente agradecido por ello.

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

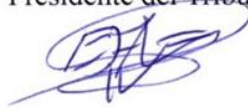
Este Trabajo Final de Graduación en modalidad de tesis fue presentado en diciembre de 2023 a la Escuela de Física, Facultad de Ciencias de la Universidad de Costa Rica, como requisito para optar por el grado de Licenciatura en Meteorología.

Tribunal Examinador



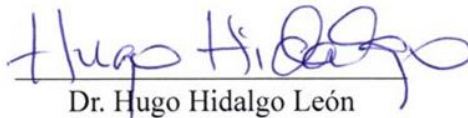
---

Dr. Rodrigo Castillo Rodríguez  
Presidente del Tribunal



---

Dr. Eric Alfaro Martínez  
Director de Tesis



---

Dr. Hugo Hidalgo León  
Miembro del Comité de Tesis



---

Máster. Berny Fallas López  
Miembro del Comité de Tesis



---

Dra. Gabriela Mora Rojas  
Miembro del Tribunal de Tesis

## Resumen

**Introducción:** Los pronósticos de caudales son importantes para la toma de decisiones respecto al uso del recurso hídrico, por ejemplo, para la planeación de generación eléctrica. En particular, los pronósticos estacionales, debido a la escala de tiempo para las cuales se realizan predicciones, son importantes para la planeación sobre el uso del recurso hídrico para diferentes sectores (e.g. agricultura, industria, consumo humano, entre otros). La técnica del Análisis de Correlación Canónica (ACC) permite generar pronósticos estacionales a partir de la relación de dos campos, en este caso la temperatura superficial del mar (TSM) y los caudales medios mensuales. Esto a partir de la relación que existe entre la TSM y su influencia en las condiciones atmosféricas, principalmente sobre la precipitación, a distintas escalas de tiempo.

**Objetivos:** Generar, evaluar y validar pronósticos hidrológicos retrospectivos de caudal mensual para distintas estaciones climáticas del año durante el período 1991-2019 en nueve cuencas hidrológicas de Costa Rica, empleando la técnica de análisis de correlación canónica (ACC).

**Métodos:** Se empleó la herramienta “Climate Predictability Tool” (CPT) para realizar el ACC entre la TSM y las series de caudal. Como predictor se utilizaron los pronósticos retrospectivos de TSM del Ensamble de Multi-Modelos norteamericano y como predictante simulaciones de caudal para las cuencas de interés. Estos resultados fueron utilizados para generar pronósticos retrospectivos de caudal de tipo determinísticos y categóricos, los cuales son validados por medio de la técnica de validación cruzada utilizando distintos estadísticos que permiten evaluar la habilidad predictiva de estos pronósticos.

**Resultados:** Se encontró una fuerte correlación canónica entre las variaciones de la TSM generados por los modos de variabilidad oceánicos (e.g. El Niño-Oscilación del Sur, Oscilación Decenal del Pacífico, anomalías en la TSM del Mar Caribe y Océano Atlántico) y el comportamiento estacional de los caudales. Esto permitió generar pronósticos con habilidad predictiva significativa con hasta tres meses de anticipación al mes pronosticado para las cuencas analizadas.

**Conclusiones:** El uso de ACC por medio de la CPT resultó ser una técnica de gran utilidad para la generación de pronósticos estacionales del caudal medio mensual, relacionando la TSM con las series de caudal. La técnica generó pronósticos con habilidad predictiva a niveles significativos para las nueve cuencas analizadas a través de los distintos

meses del año. El trimestre de agosto a octubre (ASO) fue el que tuvo mejores resultados al hacer estas evaluaciones, siendo el trimestre con mayor cantidad de pronósticos con altos valores en los estadísticos que evalúan la habilidad predictiva. Finalmente, se determinó que los pronósticos categóricos son los que brindan más información al usuario de estos pronósticos.

# Índice

DEDICATORIA .....	II
AGRADECIMIENTOS .....	III
RESUMEN .....	V
ÍNDICE DE FIGURAS.....	IX
ÍNDICE DE TABLAS .....	XIV
ACRÓNIMOS .....	XV
CAPÍTULO 1 .....	16
1.1. INTRODUCCIÓN.....	16
1.2. JUSTIFICACIÓN .....	18
1.3. OBJETIVOS .....	21
1.3.1. OBJETIVO GENERAL .....	21
1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	21
1.4. MARCO TEÓRICO.....	22
1.4.1. CUENCAS .....	22
1.4.2. CAUDALES.....	22
1.4.3. PARÁMETROS GENERALES DE LAS CUENCAS .....	23
1.5. CUENCAS HIDROGRÁFICAS EN COSTA RICA .....	24
1.5.1. UBICACIONES, DIMENSIONES Y CLIMATOLOGÍA DE LAS CUENCAS.....	25
1.6. TEMPERATURA SUPERFICIAL DEL MAR (TSM) COMO FORZANTE CLIMÁTICO .....	37
CAPÍTULO 2 .....	38
DATOS Y METODOLOGÍA .....	38
2.1. DATOS.....	38
2.1.1. PREDICTOR .....	38
2.1.2. PREDICTANTE .....	39
2.2. MÉTODOS .....	41
2.2.1. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN CANÓNICA .....	41

2.2.2.	PRONÓSTICOS BASADOS EN EL ANÁLISIS DE CORRELACIÓN CANÓNICA (ACC).....	43
2.2.3.	METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN .....	43
2.2.4.	PRONÓSTICOS RETROSPECTIVOS.....	45
2.2.4.1.	PRONÓSTICOS DETERMINÍSTICOS.....	45
2.2.4.2.	PRONÓSTICOS CATEGÓRICOS .....	47
CAPÍTULO 3 .....		50
RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....		50
3.1.	RESULTADOS .....	50
3.1.1.	EVALUACIÓN DEL PRONÓSTICO DETERMINÍSTICO .....	50
3.1.1.1.	DEFM.....	51
3.1.1.2.	MJJ .....	57
3.1.1.3.	ASO.....	61
3.1.2.	EVALUACIÓN DE LOS PRONÓSTICOS CATEGÓRICOS .....	65
3.1.2.1.	DEFM.....	65
3.1.2.2.	MJJ .....	72
3.1.2.3.	ASO.....	77
3.1.3.	DISCUSIÓN.....	82
4	CONCLUSIONES.....	92
5	RECOMENDACIONES.....	94
5.1.	PROPUESTA METODOLÓGICA .....	94
6	REFERENCIAS .....	97
ANEXOS.....		103

## Índice de Figuras

<b>Figura 1</b> Esquema de cuenca, subcuenca y microcuenca (Ordoñez Gálvez 2012)..	22
<b>Figura 2</b> Cuencas hidrográficas (de norte a sur) de los ríos Tempisque, Grande de Tárcoles, Reventazón, y Grande de Térraba. 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).....	25
<b>Figura 3</b> Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Tempisque. Fuente: Rojas (2011).....	26
<b>Figura 4</b> Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río San Carlos. Fuente: Rojas (2011).....	28
<b>Figura 5</b> Ubicación zonas climáticas de la subcuenca del Río Toro. Fuente: Méndez y Calvo (2015). .....	29
<b>Figura 6</b> Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Grande de Tárcoles. Fuente: Rojas (2011).....	30
<b>Figura 7</b> Ubicación e hidrografía de la subcuenca Ventanas o del Río Virilla. Fuente: Herrera-Murillo et al. (2018). .....	31
<b>Figura 8</b> Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Reventazón. Fuente: Rojas (2011).....	32
<b>Figura 9</b> Ubicación, hidrografía y microcuencas que conforman la subcuenca Cachí. Fuente: Brown De La O (2019). .....	34
<b>Figura 10</b> Ubicación, hidrografía y elevación de la cuenca del Río Pirrís. Fuente: Chinchilla et al. (2011). .....	35
<b>Figura 11</b> Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Térraba. Fuente: Rojas (2011).....	36
<b>Figura 12</b> Región de análisis de la Temperatura Superficial del Mar, comprendida por 63°N-10°S y 160°E-15°W.....	39

<b>Figura 13</b> Régimen mensual de los caudales m <sup>3</sup> /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. ....	40
<b>Figura 14</b> Diagrama de flujo de los procesos del modelo de Análisis de Correlación Canónica utilizando la TSM como predictor los caudales simulados como predictante del modelo; y, el pronóstico de TSM como predictor para el pronóstico de los caudales una vez ajustado el modelo. ....	42
<b>Figura 15.</b> Periodos de disponibilidad de los datos del predictor, predictante y periodos de los caudales pronosticados. ....	44
<b>Figura 16</b> 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 (t-1). ....	51
<b>Figura 17 (a)</b> Correlación de Pearson 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 <i>valores p</i> ≤ 0.05. En gris se muestran los pronósticos descartados. <b>(b)</b> Diagrama de cajas para la correlación de Pearson 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. ....	53
<b>Figura 18</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación DEFM. ....	55
<b>Figura 19</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación DEFM. ....	56
<b>Figura 20</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para la correlación de Pearson del pronóstico de caudal para la estación MJJ. ....	58
<b>Figura 21</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación MJJ. ....	59
<b>Figura 22</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación MJJ. ....	60

<b>Figura 23</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para la correlación de Pearson del pronóstico de caudal para la estación ASO. ....	62
<b>Figura 24</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación ASO. ....	63
<b>Figura 25</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación ASO.....	64
<b>Figura 26</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de $HS = 33.33\%$ . ....	67
<b>Figura 27</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. ....	68
<b>Figura 28</b> 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 (t-1). .	69
<b>Figura 29</b> Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de $ROC = 0.5$ .....	70
<b>Figura 30</b> Lo mismo que la Figura 17, 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 $ROC = 0.5$ .....	71
<b>Figura 31</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ. La línea punteada roja indica el valor de $HS = 33.33\%$ .....	73
<b>Figura 32</b> Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ.....	74
<b>Figura 33</b> Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de $ROC = 0.5$ .....	75

**Figura 34** Lo mismo que la Figura 17, 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. .... 76

**Figura 35** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO. La línea punteada roja indica el valor de HS = 33.33%. .... 78

**Figura 36** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO. .... 79

**Figura 37** Lo mismo que la Figura 17, 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. .... 80

**Figura 38** Lo mismo que la Figura 17, 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. .... 81

**Figura 39** 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. .... 82

**Figura 40** 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. .... 84

**Figura 41** Mapas canónicos para el pronóstico de caudal de enero con condiciones iniciales de octubre (Ene-3). **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, respectivamente. La correlación canónica fue de 0.88, 0.54 y 0.37, respectivamente para los modos 1, 2 y 3. .... 85

**Figura 42** 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. ....87

**Figura 43** 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 0.60, respectivamente para los modos 1 y 2. ....88

**Figura 44** Habilidad de pronóstico medida por la correlación de anomalías (multiplicadas por 100) para la predicción del promedio de los ensambles del NMME para la TSM. Se muestran cuatro estaciones diciembre a febrero (DJF, en inglés), marzo a mayo (MAM), junio a agosto (JJA) y setiembre a noviembre (SON) pronosticadas con un mes de anterioridad. Adaptado de Becker et al. (2014). ....90

**Figura A.1** Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación DEFM. 103

**Figura A.2** Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación MJJ. .... 104

**Figura A.3** Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación ASO. .... 105

## Índice de Tablas

<b>Tabla 1.</b> Características de la cuenca con base en el factor de forma (Pérez 1979)	24
<b>Tabla 2.</b> Descripción de las dimensiones y características de las cuencas principales, adaptado de Rojas (2011)	27
<b>Tabla 3.</b> Descripción climatológica de las variables de precipitación, evapotranspiración y temperatura para las cuencas de interés (Rojas 2011)	33
<b>Tabla 4.</b> Descripción del procedimiento dejando-uno-fuera usada para la generación de los pronósticos retrospectivos desde 1991 hasta 2019. Adaptado de: Mason y Baddour (2008)	45
<b>Tabla 5</b> Resumen de los estadísticos usados para evaluar los pronósticos categóricos y su valor asociado para el cual el pronóstico muestra una habilidad predictiva significativa	49
<b>Tabla 6</b> Ejemplo de tabla de contingencia de frecuencias absolutas para el pronóstico de agosto con condiciones iniciales de julio (t-1) para la cuenca de Tárcoles obtenidos de la CPT. Entre paréntesis se muestran las frecuencias relativas (%). Las categorías son bajo lo normal (BN), normal (N), arriba de lo normal (AN)	65
<b>Tabla 7</b> Resumen del porcentaje (%) de pronósticos probabilísticos cuyas evaluaciones son mayores al umbral que indica habilidad predictiva para cada estadístico en cada una de las estaciones y el total de todos los pronósticos. Entre paréntesis se muestra el porcentaje (%) de pronósticos que tuvieron estadísticos con una significancia estadística mayor al 95%	83

## **Acrónimos**

- ACC: análisis de correlación canónica.
- AMO: Oscilación Multidecadal del Atlántico, por sus siglas en inglés.
- AN: probabilidad de ocurrencia arriba de lo normal.
- ASO: periodo comprendido por los meses agosto, setiembre y octubre.
- BN: probabilidad de ocurrencia bajo lo normal.
- CPT: herramienta de Predicción Climática, por sus siglas en inglés.
- CRRH: Comité Regional de Recursos Hidráulicos del Sistema de la Integración Centroamericana (SICA).
- DEFM: periodo comprendido por los meses diciembre, enero, febrero y marzo.
- DVS: descomposición de valores singulares.
- ENOS: El Niño-Oscilación del Sur.
- EOF: Funciones ortogonales empíricas, por sus siglas en inglés.
- FCAC: Foro del Clima de América Central.
- FHAC: Foro de Hidrología de América Central.
- GS: puntaje de Gerrity o Gerrity Score, en inglés.
- HR: razón de acierto o Hit Rate, en inglés.
- IMN: Instituto Meteorológico Nacional de Costa Rica.
- MAE: error absoluto medio, por sus siglas en inglés.
- MJJ: periodo comprendido por los meses mayo, junio y julio.
- MOS: salidas de los modelos estadísticos, por sus siglas en inglés.
- MAE: Error absoluto medio, por sus siglas en inglés.
- N: probabilidad de ocurrencia normal.
- NAO: Oscilación del Atlántico Norte, por sus siglas en inglés.
- NMME: Ensamble de Multimodelos norteamericano, por sus siglas en inglés.
- RCP: regresiones de componentes principales.
- RLM: regresiones lineales múltiples.
- RSME: raíz del error medio cuadrático, por sus siglas en inglés.
- ROC: características operativas relativas, por sus siglas en inglés.
- TSM: temperatura superficial del mar.
- WHWP: piscina de agua cálida del hemisferio oeste, por sus siglas en inglés.

# Capítulo 1

## 1.1. 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 meses de anticipación.

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. En este aspecto, Costa Rica, como lo explican Durán-Quesada et al. (2020), 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 Oscilación Antártica (AAO, por sus siglas en inglés; según 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.

Debido a lo anterior, 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 análisis de correlación canónica (ACC), utilizando la temperatura superficial del mar (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 a escala estacional en Costa Rica.

El trabajo se enmarca en los proyectos “Fortalecimiento de la resiliencia multisectorial a la variabilidad climática en zonas vulnerables en la provincia de Guanacaste, Costa Rica (Var-Clim)”, EC-497 y “La Corriente en Chorro del Caribe: Observaciones, modelado multifísica, interacciones multiescala e impacto regional” 805-B9-454, C3-991 (UCREA) inscritos en la Universidad de Costa Rica y en los cuales están asociados los Dres. Eric Alfaro y Hugo Hidalgo, quienes participan también de la Red Centroamericana de Ciencias sobre Cambio Climático - RC<sup>4</sup>.

A continuación, se detalla la justificación de la investigación, el marco teórico, la descripción de los métodos y datos empleados que permitieron la obtención de los resultados y su discusión para alcanzar los objetivos planteados. Finalizando con la propuesta de metodología a nivel operativa para la generación de pronósticos de caudal a escala estacional.

## 1.2. Justificación

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. Sin embargo, un pronóstico preciso de caudales no es una tarea fácil debido a la alta incertidumbre asociada con las condiciones climáticas y la complejidad de recopilar y manejar datos hidroclimáticos (Enfield et al. 2001). Para la gestión de los recursos hídricos, es importante brindar pronósticos precisos del caudal a grandes escalas de tiempo, es decir, mensuales, estacionales o anuales. 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, es por esto que los modelos estadísticos se vuelven lo suficientemente precisos para poder realizar estos pronósticos (Tyrallis 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 representantes de los Servicios Meteorológicos e Hidrológicos (SMHN) de la región discuten las predicciones climáticas de precipitación generadas por los países participantes (García-Solera y Ramírez 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; disponible en: <https://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/tools/cpt/>), de manera que este pronóstico sirve como insumo para el pronóstico de caudal en cuencas regionales elaborado por el Foro Hidrológico de América Central o FHAC, (ver por ejemplo CRRH 2022). El FHAC se encarga de revisar y analizar el pronóstico de lluvia y los registros históricos de caudal. Este análisis permite elaborar un consenso que se utiliza para generar las Perspectivas Hidrológicas para América Central. Estas perspectivas son válidas para los periodos de mayo-junio-julio (MJJ), agosto-setiembre-octubre (ASO) y diciembre-enero-febrero-marzo (DEFM) y 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 utilizadas para pronóstico de caudal son: Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas. Los resultados obtenidos son verificados en la sesión del Foro posterior al periodo pronosticado, esto es: resultados de MJJ verificados en ASO, resultados de ASO verificados en DEFM y resultados de DEFM verificados en MJJ. La verificación de los pronósticos se realiza únicamente por medio del análisis de porcentaje

de error ( $\% \text{ error} = \frac{|\text{pronosticado} - \text{observado}|}{\text{observado}} * 100$ ) entre los pronósticos y las mediciones de caudal en cada una de las cuencas de interés para el FHAC.

Uno de los insumos utilizados por el FCAC, son los pronósticos de precipitación usando la CPT, que se basan en 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 estos 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)

Enfocado en la precipitación, la CPT ha sido utilizada para generar:

- i) Pronósticos de precipitación estacional en América Central (Alfaro 2007; Fallas López y Alfaro 2012), mostrando que el ACC, por medio de la CPT, permite generar pronósticos estacionales confiables, utilizando las condiciones de la TSM del trimestre anterior al que se quería pronosticar (e.g TSM de MJJ para pronosticar ASO). En este caso, los mejores resultados se obtuvieron para ASO. Entre los indicadores usados para evaluar los pronósticos, el índice del Linear Error in the Probability Space o LEPS por sus siglas en inglés (Wilks 2019) y las correlaciones de Pearson y Spearman obtuvieron los valores más altos. Además, el ACC permite encontrar relaciones entre la precipitación y modos de variabilidad oceánicos tales como el ENOS. Otro caso de estudio fue el de Alfaro et al. (2016a) donde se realizaron pronósticos estacionales, incorporando además de la TSM la humedad del suelo.
- ii) Predicción climática de acumulados estacionales, eventos extremos y días con precipitación (Maldonado y Alfaro 2010, 2011; Maldonado et al. 2013, 2016, 2018), se ajustaron los modelos de ACC para pronosticar acumulados de precipitación, número de días con precipitación, eventos extremos húmedos y secos para el sur de América Central. Lo anterior para el ASO, mostrando que se pueden obtener buenos

panoramas de lluvia usando la TSM de junio, es decir, con dos meses de antelación al periodo a pronosticar.

- iii) Validación de pronósticos estacionales (Alfaro et al. 2016b), mostrando que la utilización de herramientas como CPT podrían mejorar la habilidad de pronóstico del FCAC.

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 para la realización de pronósticos de caudal. Y, dado el escaso acceso a datos de caudal en las principales cuencas de Costa Rica, se utilizarán series simuladas de caudal como variable predictante.

Un antecedente a esta propuesta se encuentra el estudio de Sahu et al. (2017), el cual se enfoca en el pronóstico del caudal del Río Citarum en Indonesia. A pesar de que climatológicamente los resultados de los pronósticos del Río Citarum no son equivalentes a los de las cuencas de Costa Rica, el estudio, entre otras cosas, comparó la habilidad predictiva del pronóstico de caudal utilizando la precipitación de modelos de circulación general (MCG) y la TSM como predictores. Para ambos pronósticos esta habilidad predictiva fluctuó a lo largo de los meses pronosticados y obtuvo habilidades estadísticamente significativas para el trimestre de setiembre, octubre y noviembre. Los resultados de Sahu et al. (2017) mostraron que el uso de rezago (TSM observada con un mes de anterioridad) son levemente menos significativos que cuando no se usan, sin embargo las diferencias no son considerables. Además, Sahu et al. (2017) utilizó la correlación de Pearson, razón de varianza, sesgo medio y la raíz del error cuadrático medio para evaluar los resultados determinísticos. Para la evaluación de los pronósticos categóricos se usó el puntaje de habilidad de acierto o Hit Skill Score, la elección forzada de dos alternativas o 2AFC y las características operativas relativas o ROC.

Por lo anterior, este estudio surge como una metodología para la generación y validación de los pronósticos de caudal mensuales a escala estacional para cuencas en Costa Rica. 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.

## **1.3.Objetivos**

### **1.3.1. Objetivo general**

Generar, evaluar y validar pronósticos hidrológicos retrospectivos de caudal mensual para distintas estaciones climáticas del año durante el período 1991-2019 en nueve cuencas hidrológicas de Costa Rica, empleando la técnica de análisis de correlación canónica (ACC).

### **1.3.2. Objetivos específicos**

- I. Realizar simulaciones de pronóstico retrospectivos hidrológicos de caudal mensual para las estaciones climáticas de MJJ; ASO; y DEFM en las subcuencas de los ríos Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas; y las cuencas de los ríos Reventazón, Grande de Tárcoles, Tempisque y Grande de Térraba utilizando la herramienta CPT con la TSM como predictor y simulaciones de caudal como predictante.
- II. Evaluar los pronósticos generados por medio de la validación del modelo de ACC a través de la técnica estadística de validación cruzada y verificar los resultados de caudal aplicando distintos métodos estadísticos.
- III. Proponer una metodología para la generación de pronósticos estacionales de caudal mensual para las cuencas de Costa Rica, en particular para las cuencas seleccionadas.

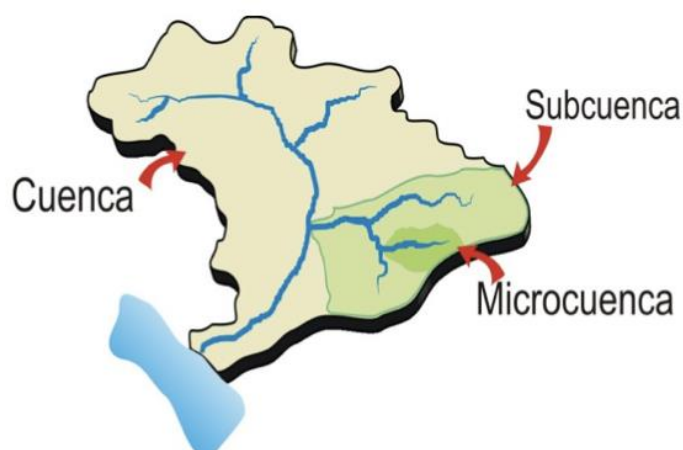
## 1.4.Marco teórico

### 1.4.1. Cuencas

Según Faustino y Jiménez Otárola (2000) una cuenca hidrográfica se define como el espacio territorial limitado por las partes más altas de las montañas, laderas y colinas, en el cual se desarrolla un sistema de drenaje superficial que concentra sus aguas en un río principal que posteriormente, se integra al mar, un lago o algún otro río más grande. Las cuencas a su vez se pueden dividir, como lo muestra la Figura 1, en:

Subcuenca: toda el área que desarrolla su drenaje en el curso principal de la cuenca, es decir, una cuenca puede estar integrada por varias subcuencas.

Microcuenca: toda el área que desarrolla su drenaje en el curso principal de una subcuenca, de manera que una subcuenca puede estar integrada por varias microcuencas.



**Figura 1** Esquema de cuenca, subcuenca y microcuenca (Ordoñez Gálvez 2012).

### 1.4.2. Caudales

El caudal (Q) es el volumen de agua que pasa por una determinada sección transversal en una unidad de tiempo, generalmente se expresa en  $m^3/s$  (Ordoñez Gálvez 2012). El caudal es una componente importante del ciclo hidrológico al transportar agua, que originalmente cae como precipitación en una cuenca, desde la superficie terrestre hasta los océanos (Mosley y McKerchar 1993).

Contar con información sobre el caudal es un requisito para reducir la incertidumbre y proveer de información a los gestores del agua para que así las decisiones sean tomadas con mayor grado de confianza. Además, según Mosley y McKerchar (1993) algunas de las aplicaciones

que se le da a la información del caudal hídrico en temas gestión de recursos y el desarrollo económico son: mitigación de inundaciones, gestión del recurso hídrico, diseño de estructuras, energía, agricultura, transporte y otros. Por lo que contar con pronósticos de caudal resulta, a largo plazo, en mejor utilización del agua o daños menos severos de lo que podría ocurrir si no se cuenta con estos (Lettenmaier y Wood 1993).

### **1.4.3. Parámetros generales de las cuencas**

A continuación, se detallan algunas características morfológicas de las cuencas para caracterizarlas de manera que se constituya la información mínima de interés para el posterior análisis de las cuencas, según Trujillo et al. (2010).

#### *i. Área*

Es una de las características morfológicas más importantes de una cuenca y se define como la proyección ortogonal de toda el área de drenaje de un sistema de escorrentía dirigido a un mismo cauce natural.

#### *ii. Perímetro*

El perímetro o longitud del parteaguas de una cuenca permite inferir en la forma y el tamaño de la cuenca.

#### *iii. Pendiente de la cuenca*

Es la variación de la inclinación de la cuenca e influye en el comportamiento de la cuenca, afectando directamente el escurrimiento de agua de lluvias, es decir, influye en la magnitud y en el tiempo de formación de una creciente en el cauce principal.

#### *iv. Longitud del cauce*

La longitud de su cauce principal es la distancia equivalente que recorre el río entre el punto de desagüe aguas abajo y el punto situado a mayor distancia topográfica aguas arriba (Ibañez Asensio et al. 2011).

#### *v. Factor de forma*

El factor de forma de Horton ( $k_f$ ; Horton 1932), es una relación entre el área ( $A$ ) y el cuadrado de la longitud de la cuenca ( $L$ ), y se define como:

$$k_f = \frac{A}{L^2}$$

Este factor de forma permite cuantificar que tan cuadrada o alargada puede ser la cuenca y cómo puede influir esta forma en el escurrimiento de una cuenca. Por ejemplo, una cuenca con un factor de forma bajo es menos vulnerable a crecidas que una cuenca con la misma área, pero mayor factor de forma (Lux Cardona 2016).

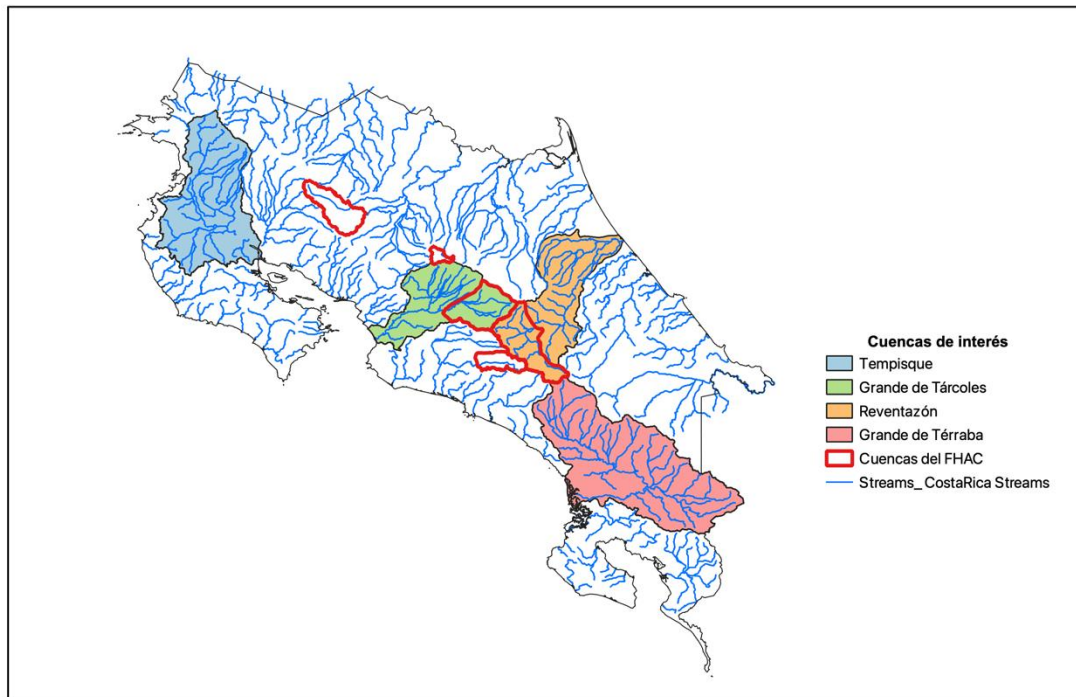
**Tabla 1.** Características de la cuenca con base en el factor de forma (Pérez 1979)

<b>Factor de forma</b>	<b>Forma de la cuenca</b>
< 0.22	Muy alargada
0.22 a 0.30	Alargada
0.30 a 0.37	Ligeramente alargada
0.37 a 0.45	Ni alargada ni ensanchada
0.45 a 0.60	Ligeramente ensanchada
0.60 a 0.80	Ensanchada
0.80 a 1.20	Muy ensanchada
>1.20	Rodeando el desagüe

### **1.5. 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 (ver Figura 2) de los ríos Reventazón, Grande de Tárcoles, Tempisque y Grande de Térraba y las subcuencas 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.

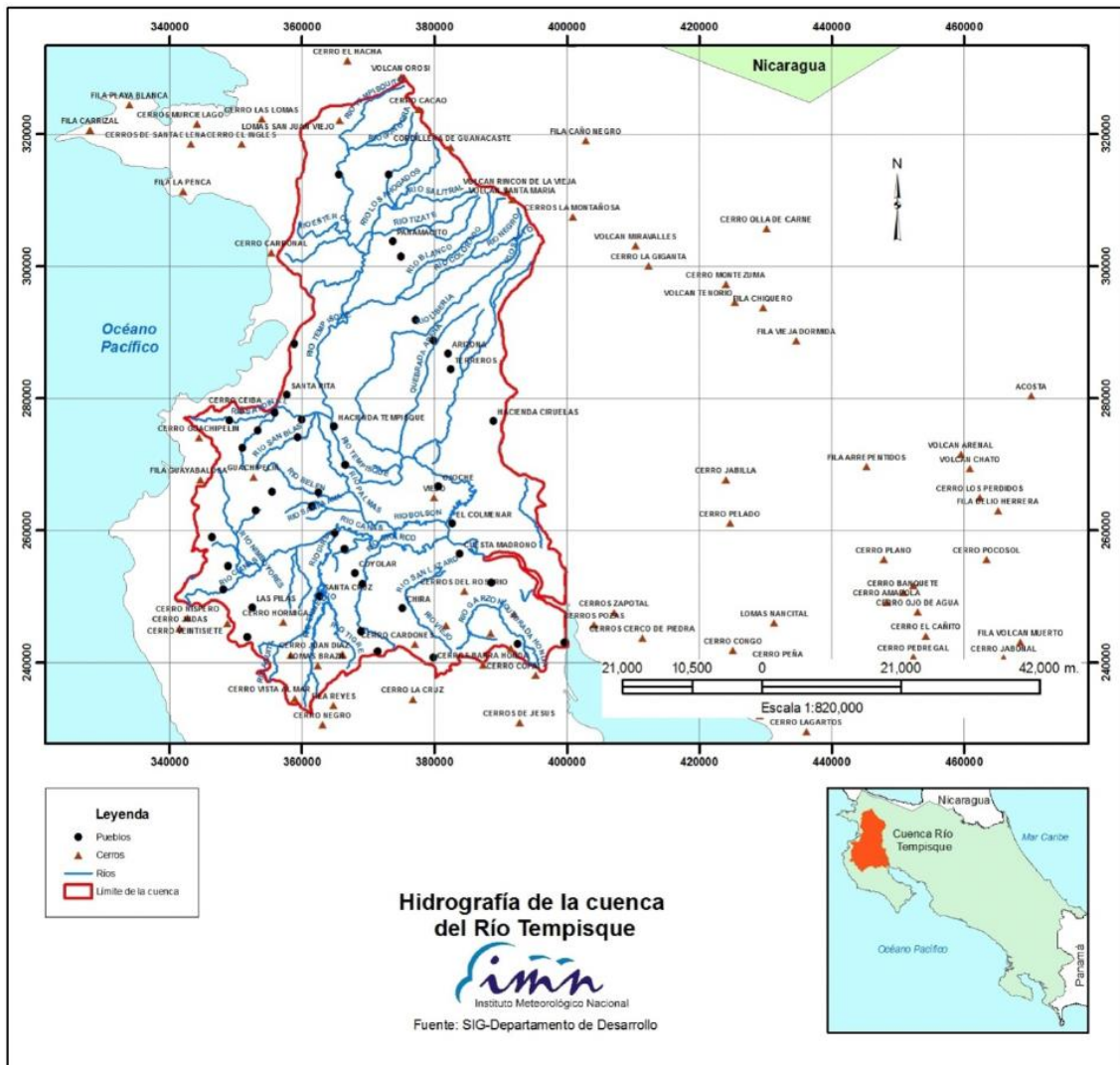


**Figura 2** Cuencas hidrográficas (de norte a sur) de los ríos Tempisque, Grande de Tárcoles, Reventazón, y Grande de Térraba. Las subcuencas (de norte a sur) de los ríos Arenal, Toro, Ventanas, Cachí y Pirrís utilizadas en el FHAC en contornos rojos. Contornos de los ríos y las cuencas de Costa Rica tomados de Arciniega-Esparza y Birkel (2020).

### 1.5.1. Ubicaciones, dimensiones y climatología de las cuencas

A continuación, se detalla la ubicación, dimensiones y regímenes de precipitación, temperatura y evapotranspiración de las cuencas y subcuencas de interés para este estudio, comenzando de la más al noroeste hasta la más al sureste. El detalle de las dimensiones y de la climatología de las cuencas se muestra en las Tabla 2. Descripción de las dimensiones y características de las cuencas principales, adaptado de Rojas (2011) Tabla 2 y Tabla 3, respectivamente.

La cuenca del río Tempisque (ver Figura 3) está ubicada en la vertiente pacífica, al Noroeste de Costa Rica, en la provincia de Guanacaste (Echeverría-Bonilla 2004) y tiene un área de 3354.83 km<sup>2</sup>, que representa el 6.56% de la superficie del país. El río Tempisque es el más importante de la provincia de Guanacaste, el cual recoge las aguas de la Vertiente del Golfo de Nicoya. En el cauce del río Tempisque desembocan los ríos Bebedero, el Salto, Piedras, Colorado y Bolsón.



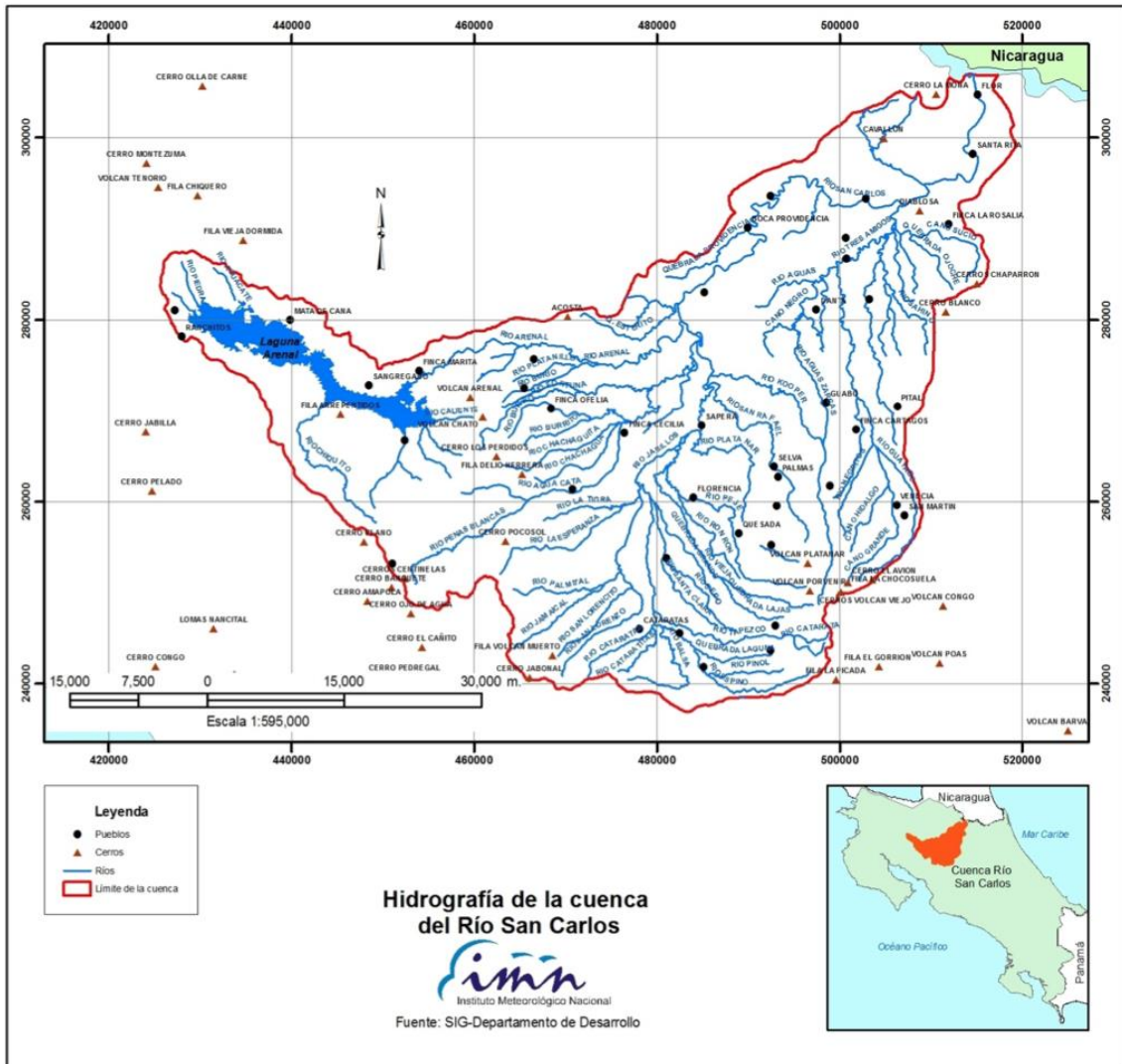
**Figura 3** Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Tempisque.  
Fuente: Rojas (2011)

**Tabla 2.** Descripción de las dimensiones y características de las cuencas principales, adaptado de Rojas (2011)

Característica	Cuenca			
	Reventazón	Tempisque	Tárcoles	Térraba
<b>Área</b>	2 818.85 km <sup>2</sup>	3 382.07 km <sup>2</sup>	3 595.00 km <sup>2</sup>	5 055.26 km <sup>2</sup>
<b>Perímetro</b>	1 242.42 km	365.41 km	253.57 km	435.73 km
<b>Factor de Forma</b>	0.42	0.56	0.74	1.95
<b>Altitud Máxima</b>	3 460.00 m.s.n.m	1 900.00 m.s.n.m	2 960.00 m.s.n.m	3 760.00 m.s.n.m
<b>Altitud mínima</b>	0.00 m.s.n.m	0.00 m.s.n.m	0.00 m.s.n.m	0.0 m.s.n.m
<b>Altitud media</b>	1 055.90 m.s.n.m	169.40 m.s.n.m	1 030.78 m.s.n.m	1 002.200 m.s.n.m
<b>Longitud del cauce</b>	177.27 km	142.19 km	111.70 km	185.71 km
<b>Pendiente media del cauce</b>	11.04%	3.87 %	2.15 %	6.26%
<b>Pendiente media de la cuenca</b>	23.40%	10.29 %	15.30 %	31.01 %

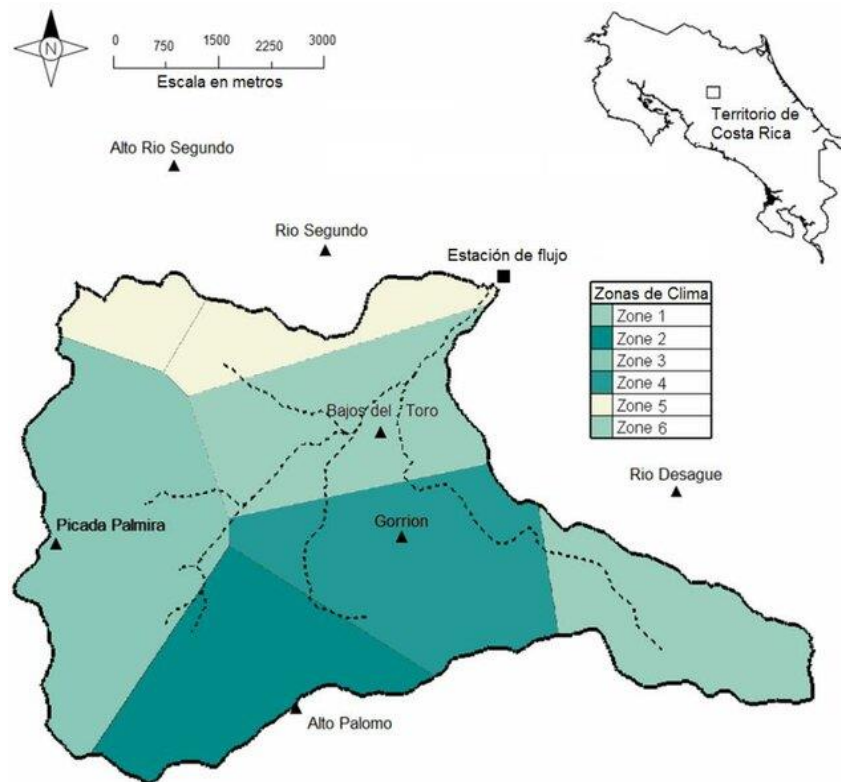
La subcuenca del Río Arenal se ubica en el cantón de San Carlos de la provincia de Alajuela entre los distritos de Monterrey, Pocosol, Cutris y Fortuna. Esta subcuenca comprende un área de 170 km<sup>2</sup> y pertenece a la cuenca hidrográfica del río San Carlos (ver Figura 4), quien a su vez se encuentra en la subvertiente norte de la Vertiente del Caribe. La cuenca se inicia en las estribaciones de las Cordilleras de Tilarán y Volcánica de Guanacaste con elevaciones que varían entre 1800 m.s.n.m. y 538 m.s.n.m. (Amador et al. 2000).

La cuenca del Río Arenal, tal y como lo describe Amador et al. (2000) tiene influencia del régimen lluvioso de la Vertiente del Caribe. Para los meses de diciembre a enero se presentan valores entre los 20 y 75mm, los meses de febrero a marzo presentan los valores mínimos de precipitación. Entre los meses de mayo y julio la precipitación aumenta para esta cuenca alcanzando acumulados de hasta 100mm a finales de julio. En setiembre se observa otra reducción de las precipitaciones en la cuenca y otro pico de precipitación en octubre.



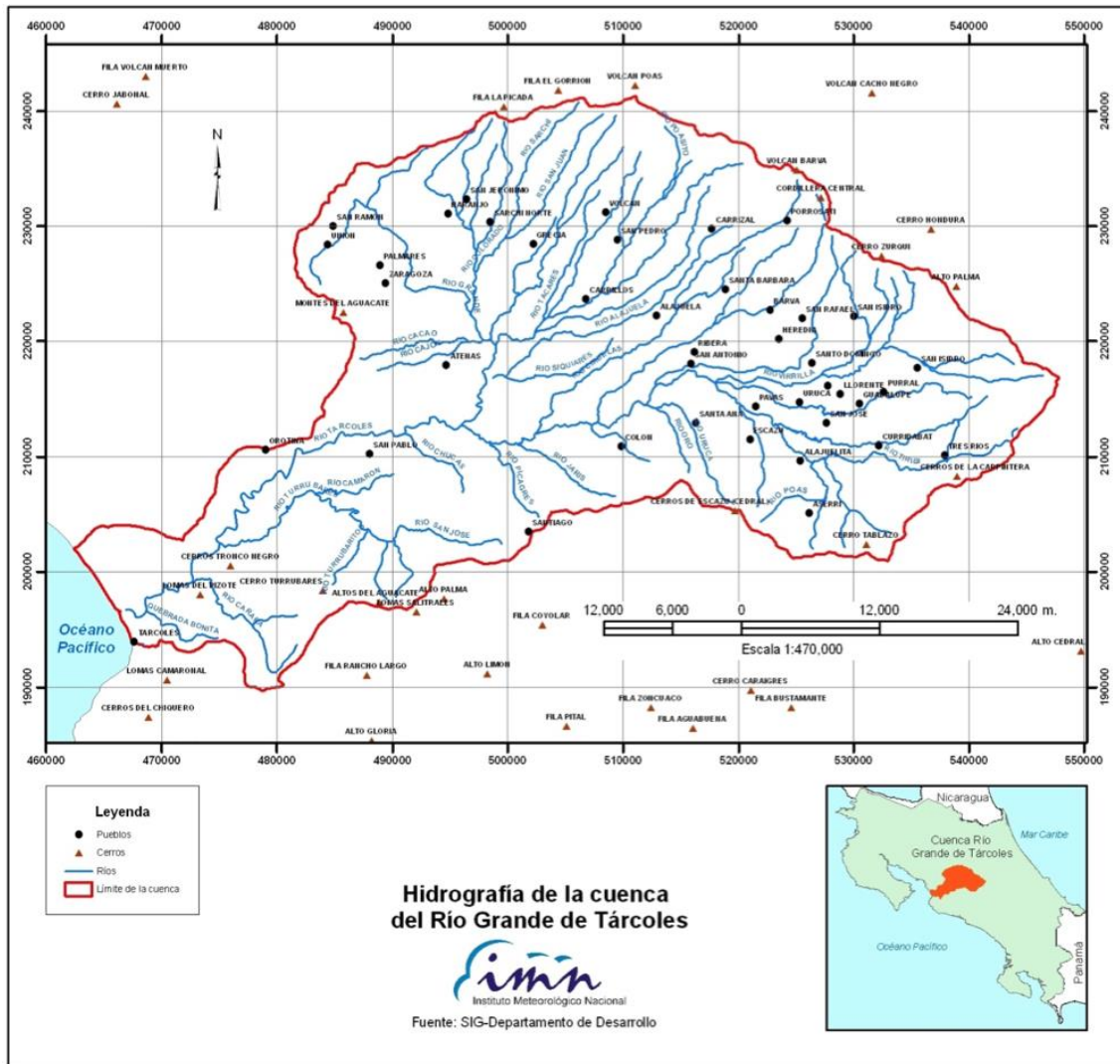
**Figura 4** Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río San Carlos.  
Fuente: Rojas (2011)

La subcuenca del Río Toro, detallada en la Figura 5, se ubica en la provincia de Alajuela y es comprendida por 43.31 km<sup>2</sup>. La subcuenca se extiende desde los 2593 hasta los 1334 m.s.n.m, con una pendiente media de 23%. La precipitación promedio de la cuenca es mayor a los 4000mm al año (Méndez y Calvo 2015).



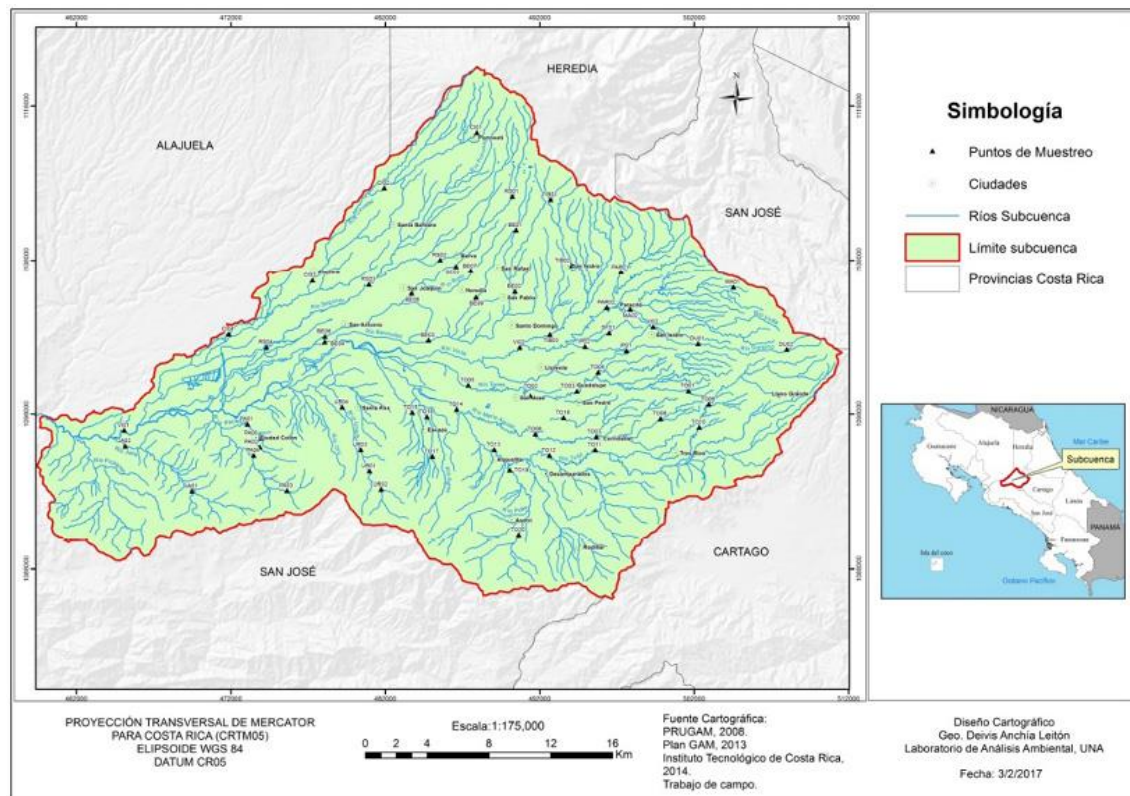
**Figura 5** Ubicación zonas climáticas de la subcuenca del Río Toro.  
Fuente: Méndez y Calvo (2015).

La cuenca del Río Tárcoles (ver Figura 6) se ubica en el centro y occidente del Valle Central de Costa Rica, extendiéndose hasta la vertiente Pacífico y abarcando cinco de las siete provincias y 36 de los 82 municipios del país (Espinoza y Villalta 2004). El área de la cuenca es de 2 165.99 km<sup>2</sup>, es decir, el 4.2% de la superficie nacional, donde habitan 2 330 000 personas, cerca del 55% de la población del país (Espinoza y Villalta 2004; Rojas 2011). Esta cuenca está dividida por las aguas que corren al oeste y suroeste (estero de Guacalillo y a la cuenca del río Jesús María) y al sureste (cuenca del río Tárcoles). Esta cuenca está formada principalmente por los ríos Barranca, Grande, Colorado, Toro, Chiquitos, Taras, Candelaria, Tulín, Turrubares, Carara y Turrubaritos.



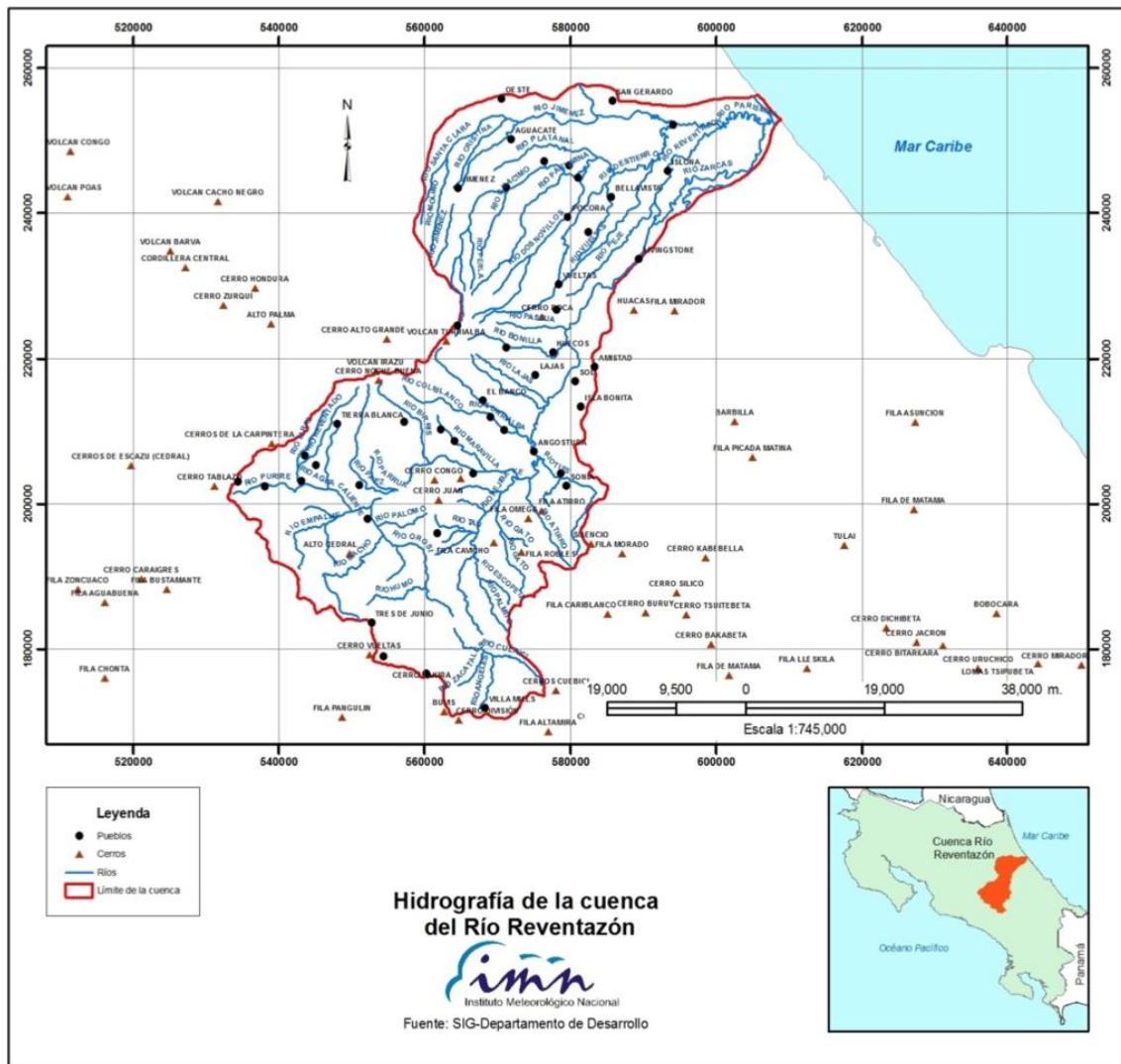
**Figura 6** Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Grande de Tárcoles.  
Fuente: Rojas (2011)

La subcuenca Ventanas o del Río Virilla (Figura 7) se ubicada en la cuenca del río Grande de Tárcoles. Esta subcuenca tiene un área de 917.6 km<sup>2</sup> y se encuentra, principalmente, al norte de la provincia de San José y sur de la provincia de Heredia, con pequeñas áreas en las provincias de Cartago y Alajuela. El río Virilla se origina en las cercanías de la Cordillera Volcánica Central a 2 380 m.s.n.m y su parte más baja se encuentra a 280 m.s.n.m. Este río provee numerosos servicios ecosistémicos, tales como de agua para uso doméstico, industrial y agrícola, por lo que tiene un papel importante en el desarrollo económico y social del país (Herrera-Murillo et al. 2018).



**Figura 7** Ubicación e hidrografía de la subcuenca Ventanas o del Río Virilla.  
Fuente: Herrera-Murillo et al. (2018).

Según Rojas (2011) la cuenca del río Reventazón, georreferenciada en la Figura 8, desemboca en la Vertiente Caribe Norte de Costa Rica. Esta cuenca tiene un área de drenaje de 2818.85 km<sup>2</sup>, es decir, el 5.52% de la superficie del país. Esta cuenca es drenada por el río Reventazón, originado de la confluencia de los ríos Agua Caliente y Grande de Orosí. El río Agua Caliente nace de la unión de los ríos Purires y Reventado, el cual recibe a los ríos Toyogres y Navarro. El río Grande de Orosí se compone de los ríos Macho Palomo, Purisil y Cuencí. Otros ríos afluentes del Reventazón son: Birris, Parnás, Maravilla, Pejibaye, Atirro, Tuis, Turrialba, Guayabo, Bonilla y Guácimo.



**Figura 8** Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Reventazón.

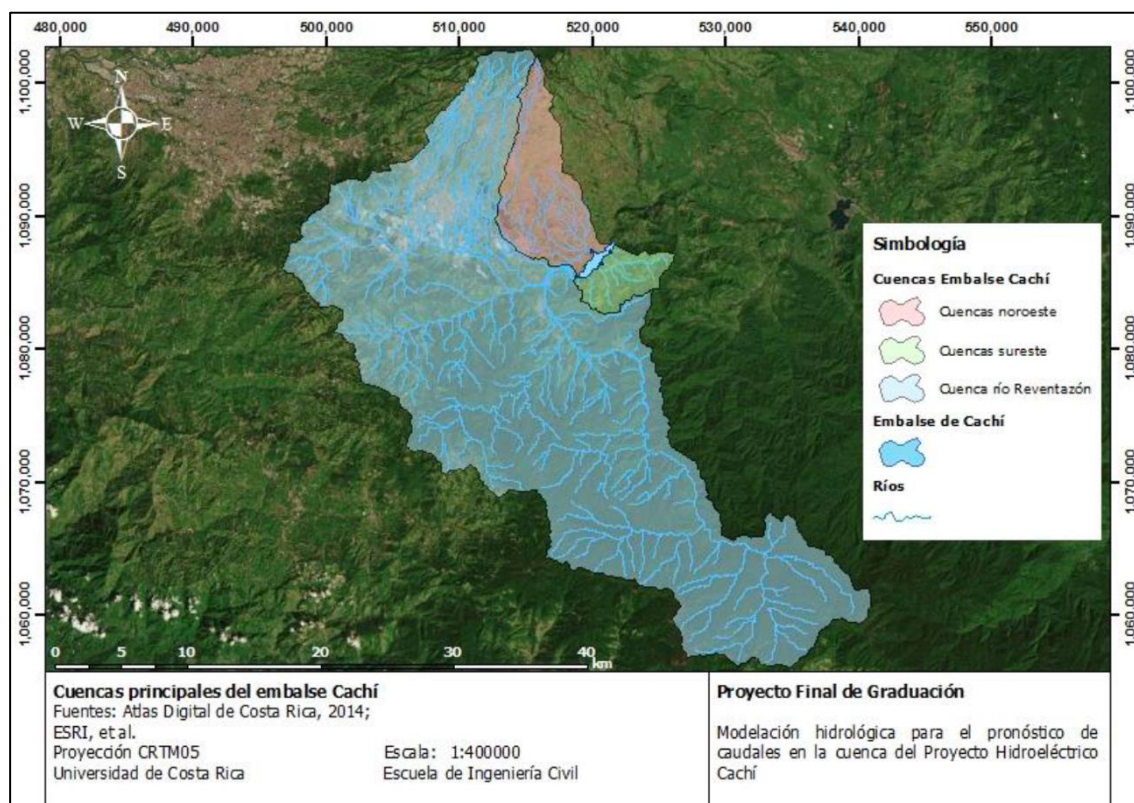
Fuente: Rojas (2011)

La cuenca del río Reventazón tiene el rasgo climático típico del régimen de precipitación del Caribe de Costa Rica, el cual se caracteriza por presentar una estación lluviosa a lo largo de casi todo el año, con una disminución de la precipitación durante el mes de marzo (IMN s.f). Esta cuenca se ve influenciada por los efectos de frentes fríos provenientes del Hemisferio Norte, siendo los meses de noviembre a marzo los de mayor ocurrencia de estos fenómenos (IMN y CRRH 2008; Zárate-Hernández 2013).

**Tabla 3.** Descripción climatológica de las variables de precipitación, evapotranspiración y temperatura para las cuencas de interés (Rojas 2011)

		<b>Río Grande de Tárcoles</b>	<b>Río Reventazón</b>	<b>Río Tempisque</b>	<b>Río Térraba</b>
<b>Precipitación (mm)</b>	Parte Alta	1 500 a 4 000	7000 en unos sectores y entre 1500 a 3000 mm en otros	1 500 a 3000	1 500 a 3 000
	Parte Media	4 000	2 000 a 3 000	1500 a 2000	3 000 a 4 000
	Parte Baja	2 000	3 000 a 4000	1 500 a 3 000	1 500 a 2 000
<b>Evapotranspiración (mm)</b>	Parte Alta	Entre 1 000 a 1 800 en toda la cuenca	900 a 1000	1 200 a 1300	900 a 1 000
	Parte Media		1 000 a 1 1000	1 500 a 2000	1 100 a 1 200
	Parte Baja		1 100 a 1 200	1 500 a 3 000	1 500 a 2 000
<b>Temperatura (°C)</b>	Parte Alta	12 a 14	8 a 14	22 a 24	14 a 16
	Parte Media	-	14 a 18	26 a 28	18 a 28
	Parte Baja	24 a 26	20 a 28	28	18 a 28

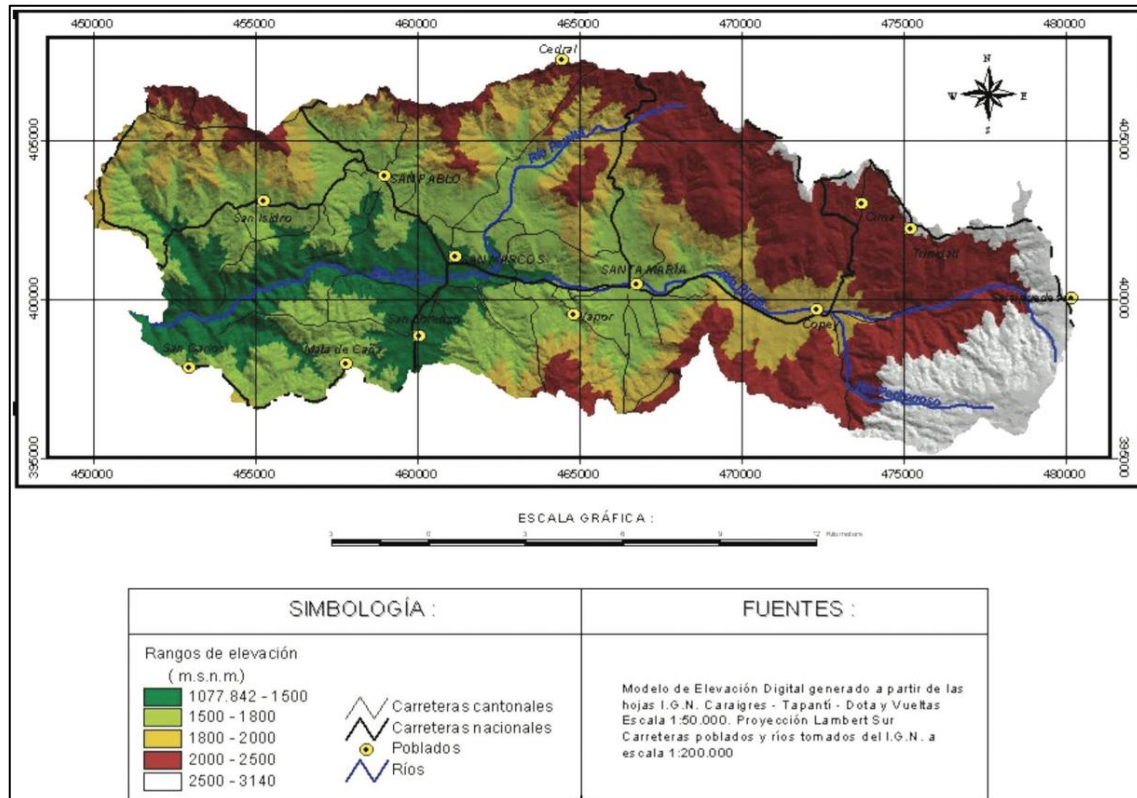
La subcuenca de Cachí, ubicada en la parte alta de la cuenca del Reventazón, es comprendida por los ríos Agua Caliente y Grande de Orosí. En esta subcuenca se encuentra el Proyecto Hidroeléctrico Cachí, alimentado por el Embalse Cachí, el cual se ubica en el cantón de Paraíso, de la provincia de Cartago. El aporte al Embalse Cachí se puede separar en tres microcuencas: las cuencas al noreste del embalse (con un área de 66 km<sup>2</sup>) que nacen en las faldas del Volcán Irazú, la cuenca del Río Reventazón (694 km<sup>2</sup>) y las cuencas de los ríos del sector sureste del embalse (22 km<sup>2</sup>) que nacen en la Cordillera de Talamanca (Brown De La O 2019).



**Figura 9** Ubicación, hidrografía y microcuencas que conforman la subcuenca Cachi.  
 Fuente: Brown De La O (2019).

La subcuenca del Río Pirrís (ver Figura 10), como la describe Madrigal (2005), posee un área de 248,6 km<sup>2</sup> y se encuentra en la parte alta de la cuenca del Río Parrita. En esta subcuenca drena sus aguas en el Océano Pacífico y forma parte del plan de expansión eléctrica de Costa Rica, ya que en ella se ubica el proyecto Hidroeléctrico Pirrís. La subcuenca la comprenden los cantones de Santa María de Dota, Tarrazú y León Cortes de la provincia de San José (Chinchilla et al. 2011).

La precipitación en la subcuenca de Pirrís, según Chinchilla et al. (2011) tiene valores promedios que oscilan entre los 1954 y 2233mm anuales. La subcuenca tiene influencia climática de la Vertiente Pacífica, es decir, con un periodo seco de diciembre a marzo y uno lluviosos de mayo a octubre, con una disminución en las lluvias en julio y un pico máximo de lluvias en setiembre.



**Figura 10** Ubicación, hidrografía y elevación de la cuenca del Río Pirrís.  
Fuente: Chinchilla et al. (2011).

La cuenca del Río Térraba, detallada en la Figura 11, es la más grande de Costa Rica, con un área de 5060.77 km<sup>2</sup>, lo que significa el 9.90 % de la superficie del país. Los valles de El General y Coto Brus, en la región Pacífico Sur, son drenados por el río Térraba, que a su vez presenta el cauce más largo (160 km) y navegable en 22 km aguas arriba de su desembocadura (Rojas 2011). Esta cuenca es irrigada por los ríos Térraba, Shoabrá y Caño Bravo, el primero une la parte central de los ríos General y Coto Brus (Montoya et al. 2012).



**Figura 11** Ubicación e hidrografía de la cuenca del Río Térraba.

Fuente: Rojas (2011)

Las cuencas de los ríos Tempisque, Tárcoles y Térraba tienen un rasgo típico de precipitación del Pacífico; es decir, presenta una estación seca definida, que para el caso de las cuencas de Tempisque y Tárcoles va de diciembre a abril, y otra lluviosa, que abarca de mayo a noviembre, ambas estaciones climáticas están bien definidas (IMN s.f). La cuenca del Térraba se diferencia de las otras dos cuencas con influencia Pacífica en los meses de estación seca, la cual va de diciembre a marzo y la estación lluviosa de abril a noviembre. Estas cuencas experimentan un periodo conocido como “veranillo”, que consiste en una disminución relativa de las precipitaciones entre los meses de julio y agosto (García-Franco et al. 2023); para la cuenca del Tempisque el veranillo se puede extender hasta por 45 días mientras que en la cuenca del río Tárcoles hasta por 38 días (Alfaro 2014; Alfaro e Hidalgo 2017).

## **1.6. Temperatura superficial del mar (TSM) como forzante climático**

La localización geográfica de América Central tiene un papel importante en la variabilidad climática de la región, principalmente al estar rodeado de dos masas de agua como lo son el Pacífico Tropical del Este, al oeste, y el Mar Caribe, al este (Maldonado et al. 2018). A toda esta región, más el Golfo de México, se le conoce como los Mares Intra-Americanos (Amador 2008; Durán-Quesada et al. 2020).

La distribución media de la TSM es resultado del balance de energía entre el flujo medio de la radiación de onda corta entrante, los flujos medios de energía en superficie, los flujos medios de radiación de onda larga salientes y los flujos medios de energía del mar interno (Amador et al. 2006, 2016a). La TSM es importante para definir características climáticas en la región y especialmente su variabilidad (Enfield y Alfaro 1999; Amador et al. 2006; Alfaro 2007a; Amador 2008; Maldonado y Alfaro 2010, 2011; Maldonado et al. 2013; Amador et al. 2016b; Maldonado et al. 2018; Durán-Quesada et al. 2020). El ciclo estacional de la TSM influye el clima de la región con factores como el desarrollo de la piscina cálida del hemisferio oeste (WHWP, por sus siglas en inglés, Wang y Enfield 2001; 2003), la aparición del veranillo (Alfaro 2014; Alfaro e Hidalgo 2017; García-Franco et al. 2023) y áreas de importante ciclo-génesis, durante el verano boreal (Amador et al. 2016a). Durante el invierno, la distribución de la TSM favorece la presencia de una cortante de viento fuerte y reducción de la evaporación, lo que implica un debilitamiento de la actividad convectiva en la región (Amador et al. 2006, 2016a).

A continuación, se detalla la descripción de los datos a utilizar y la propuesta metodológica para alcanzar los objetivos planteados en el Capítulo 2; los resultados se presentan en el Capítulo 3 y la discusión, conclusiones y recomendaciones en el Capítulo 4.

## Capítulo 2

### Datos y Metodología

#### 2.1. Datos

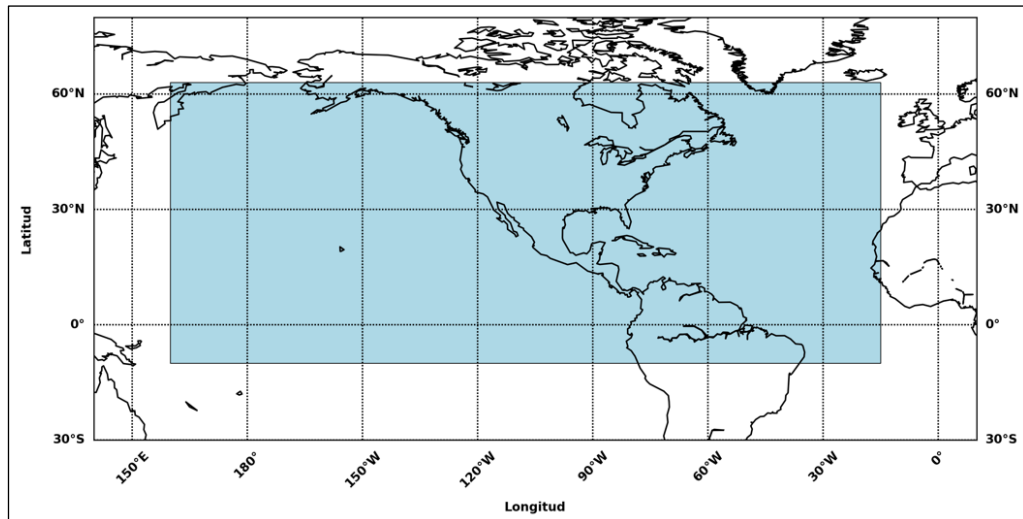
##### 2.1.1. Predictor

En este estudio se utiliza 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<sup>1</sup> 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-GEOS5v2 de National Aeronautics and 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, los cuales son descritos por Kirtman et al. (2014).

Para la generación de los pronósticos se utiliza 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 (ver Figura 12) similar a la de Maldonado et al. (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 El Niño-Oscilación del Sur, Oscilación Decadal del Pacífico, Atlántico Tropical Norte y la Oscilación Multi Decadal del Atlántico, tal y como lo han mostrado Maldonado et al. (2013) y Fallas López y Alfaro (2012).

---

<sup>1</sup> En octubre del 2023 el NMME incluyó en su ensamble el modelo CESM1 de NCAR, el cual no estaba presente en el ensamble utilizado para este estudio.



**Figura 12** Región de análisis de la Temperatura Superficial del Mar, comprendida por 63°N-10°S y 160°E-15°W.

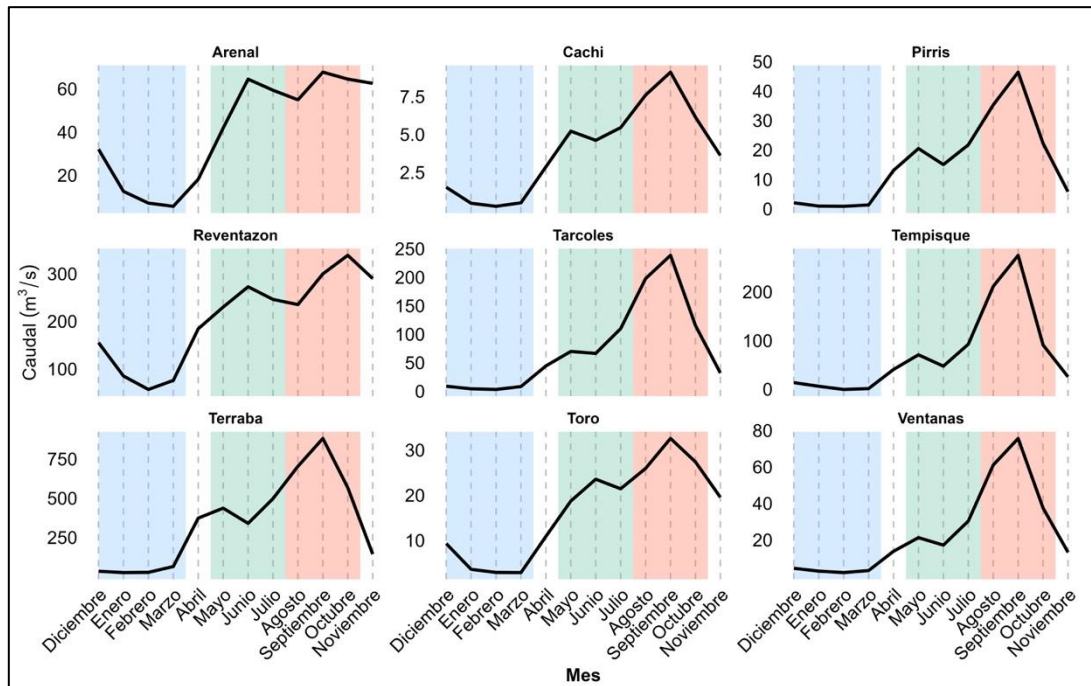
### 2.1.2. Predictante

Se utilizará 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>), los cuales se entenderán como  $Q_{sim}$ . 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. 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, 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<sup>2</sup> del Observatorio del Agua y Cambio Global (OACG) 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  $m^3/s$ , multiplicándolos por el área de cada

<sup>2</sup> App Hidrología de Costa Rica, disponible en: <https://oacg-hydrology-costarica.herokuapp.com>

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



**Figura 13** 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.

La Figura 13 muestra el régimen mensual de los caudales totales mensuales simulados para las cuencas de interés. Estos caudales promedio 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). 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.

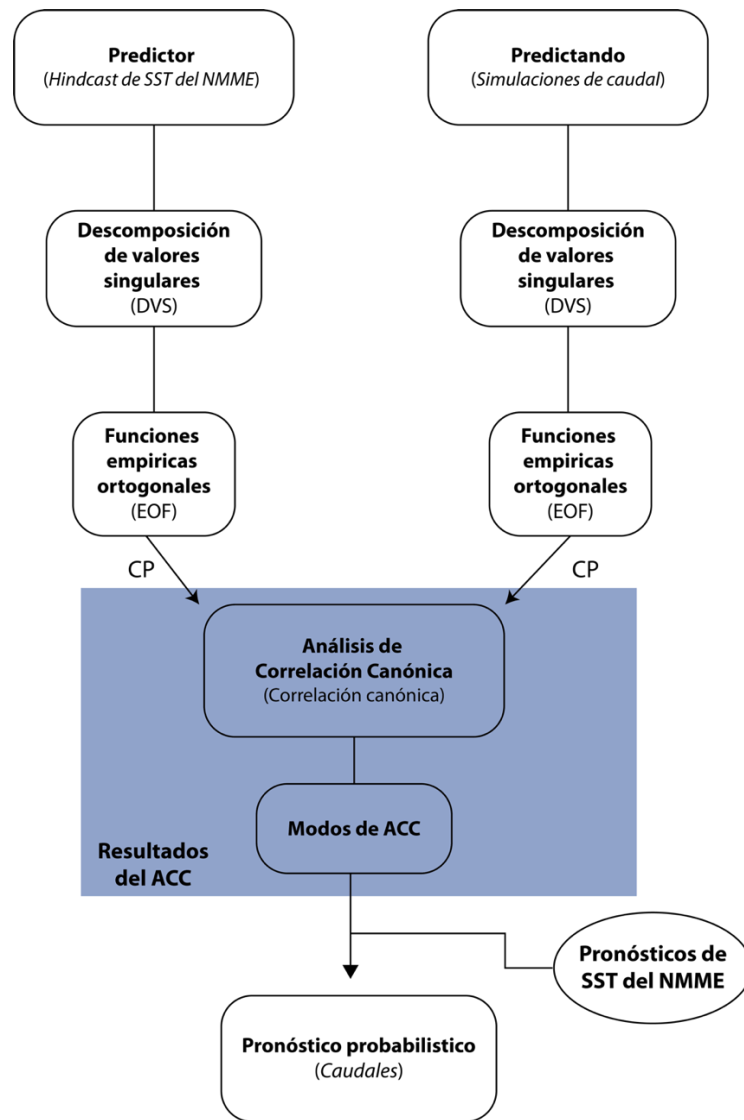
En adelante se referirá a las series de tiempo de estos caudales como *series observadas*. Aunque estas series son simuladas, se utilizarán como referencia para comparar con las series generadas por los pronósticos retrospectivos.

## 2.2.Métodos

### 2.2.1. Análisis de Correlación Canónica

El Análisis de Correlación Canónica (ACC) es un método estadístico de análisis multivariado (Alfaro y Soley 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 ACC encuentra una combinación lineal de un vector  $X$  y una combinación lineal (separada) de otro vector  $Y$ , lo que permite encontrar la relación lineal entre estos vectores, lo cual maximiza la correlación entre estos. La correlación maximizada resultante se conoce como *correlación canónica* y generaliza el coeficiente de correlación al vector  $X$  y al vector  $Y$ . Las combinaciones lineales asociadas definen componentes canónicos que describen la estructura espacial y temporal de las variables correlacionadas. El ACC además de encontrar los dos componentes con la correlación máxima, descompone dos conjuntos de datos multivariados en una secuencia ordenada de pares de componentes de tal manera que el primer par tiene la correlación máxima, el segundo tiene otra correlación independiente de la primera, y así sucesivamente, de manera que se logran obtener componentes ortogonales de variabilidad, esto por medio de las funciones empíricas ortogonales (EOF, por sus siglas en inglés). La descomposición completa se puede derivar de una descomposición de valores singulares (DVS) de una matriz adecuada de valores de datos (Soley y Alfaro 1999; Navarra y Simoncini 2010; Wang et al. 2021), esto permite encontrar un conjunto de valores de variables linealmente no correlacionadas llamadas componentes principales (CP), según explica Wilks (2019). La Figura 5 describe los procesos en un modelo de ACC.



**Figura 14** Diagrama de flujo de los procesos del modelo de Análisis de Correlación Canónica utilizando la TSM como predictor los caudales simulados como predictante del modelo; y, el pronóstico de TSM como predictor para el pronóstico de los caudales una vez ajustado el modelo.

Finalmente, esta técnica da como resultados los vectores de pesos canónicos, también llamados mapas canónicos, ya que estos mapas muestran los patrones espaciales de las formas en que las variables originales contribuyen a las variables canónicas, lo cual puede brindar información sobre la naturaleza de la relación entre las variaciones en los datos sobre los dominios de  $X$  y  $Y$  (Wilks 2019; DelSole y Tippett 2022).

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

Cuando se han encontrado fuertes correlaciones canónicas entre dos campos, es normal utilizar el ACC como herramienta de pronóstico, de manera que si se tiene un campo  $X(t)$  que ha sido observado previo a un campo  $Y$ , el primero se utilizará para pronosticar el segundo, ahora  $Y(t + \tau)$ , donde  $\tau$  es la diferencia de tiempo entre los dos campos en un periodo de entrenamiento, convirtiéndose ahora en un periodo pronosticado (Wilks 2019).

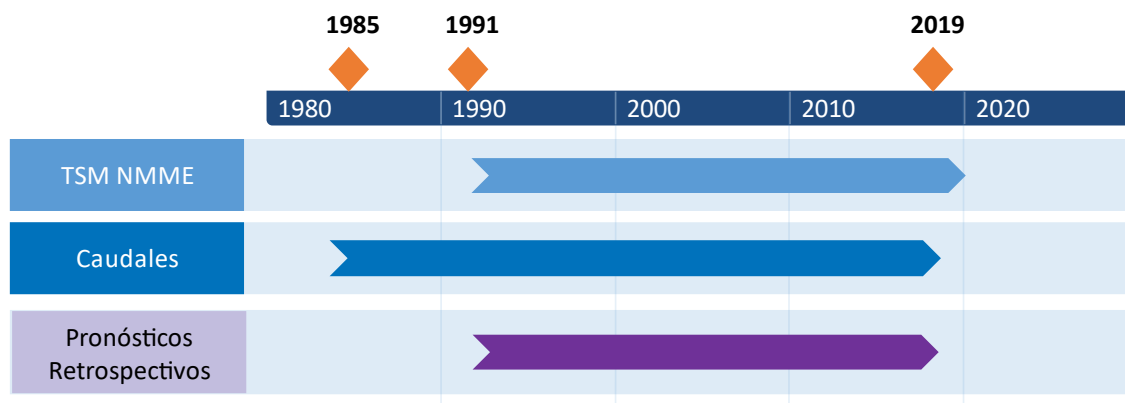
La herramienta Climate Predictability Tool (CPT, Mason et al. 2020) es un software diseñado para elaborar un modelo de pronóstico climático a escala estacional, realizar la validación del modelo y producir pronósticos con datos actualizados. Estos pronósticos los elabora por medio de correcciones de las salidas de los modelos estadísticos (Model Output Statistics o MOS, por sus siglas en inglés) a las predicciones de modelos de circulación general (Alfaro et al. 2018) o con base a predictores como podría ser la TSM o la humedad del suelo (Alfaro et al. 2006, 2016a). De esta manera el software puede ser utilizado para realizar el ACC, regresiones de componentes principales (RCP) o regresiones lineales múltiples (RLM) en cualquier dato y para cualquier aplicación.

Se utilizará la herramienta CPT para realizar pronósticos retrospectivos de caudal por medio de la técnica estadística del ACC. Esta técnica permite 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 permite elaborar un modelo de tipo  $Y_1 = b^T \cdot X$ , donde los elementos de  $b$  son los coeficientes de regresión mínimos cuadrados ordinarios calculados por medio del ACC y  $Y_1$  es el valor pronosticado de  $Y$ .

### 2.2.3. Metodología de la investigación

El ACC se utilizará en un esquema de pronósticos estadísticos de tipo MOS (Model Output Statistics o Resultados de Modelos Estadísticos, por su traducción del inglés), el cual incluye pronósticos dinámicos para la elaboración de pronósticos estadísticos (Wilks 2019). De esta manera se utilizará el pronóstico de TSM del NMME para un mes  $t$ , 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 tendrán 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, son los pronósticos retrospectivos los que cubren el periodo común entre las series, es decir, desde 1991 hasta 2019, tal y como se ilustra en la Figura 15.



**Figura 15.** Periodos de disponibilidad de los datos del predictor, predictante y periodos de los caudales pronosticados.

Los pronósticos retrospectivos se generarán para las distintas estaciones climáticas, es decir, para los periodos comprendidos por los meses de: MJJ, ASO, y DEFM. Siendo estos los periodos utilizados por el FHAC para elaborar sus perspectivas hidrológicas.

La generación de los pronósticos y su evaluación se realizará para las subcuencas de los ríos Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas; y las cuencas de los ríos Reventazón, Grande de Tárcoles, Tempisque y Grande de Térraba (Figura 2).

Para la validación de los resultados obtenidos se utilizará la técnica de validación cruzada, la cual según explica Wilks (2019) permite evaluar las ecuaciones de regresión lineal múltiples utilizadas para los pronósticos, los cuales se prueban en una muestra de datos independientes que se han retenido durante el desarrollo de la ecuación de pronóstico. La técnica de validación cruzada simula la predicción de datos futuros desconocidos repitiendo todo el procedimiento de ajustes en subconjuntos de datos y luego examinando las predicciones realizadas para las porciones de datos que quedan fuera de cada uno de estos subconjuntos. El procedimiento que se utilizará es la validación cruzada de *dejando-uno-fuera* (o *leave-one-out*, en inglés; ilustrado en la Tabla 1), donde se retiene un año y los años restantes se utilizan para entrenar el modelo. Se hace una predicción para el año omitido, y el procedimiento se vuelve a hacer hasta que se haya hecho una predicción para cada año (Mason y Baddour 2008).

**Tabla 4.** Descripción del procedimiento dejando-uno-fuera usada para la generación de los pronósticos retrospectivos desde 1991 hasta 2019. Adaptado de: Mason y Baddour (2008).

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				Período de verificación
2019	Período de entrenamiento				Pronosticado 2019

### 2.2.4. Pronósticos retrospectivos

La herramienta CPT permite elaborar los pronósticos basados en probabilidades, por lo que los resultados retrospectivos serán: *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 series de caudal.

#### 2.2.4.1. Pronósticos determinísticos

Para el análisis de los resultados determinísticos se utilizarán estadísticos que comparen las series simuladas (observaciones,  $o_i$ ) de caudal por Arciniega-Esparza y Birkel (2020) respecto a las series obtenidas de los pronósticos (series  $y_i$ ) retrospectivos, los cuales son descritos por Wilks (2019) como:

- *Correlación de Pearson*, describe la covariabilidad entre dos variables normalizadas de la asociación lineal entre los pronósticos y las observaciones. Se define como la razón de la covarianza entre el producto de las desviaciones estándar de las observaciones ( $o$ ) y los pronósticos ( $y$ ), así:

$$r_{o,y} = \frac{Cov(o,y)}{S_o S_y}$$

Donde,  $Cov(o, y)$  es la covarianza de  $o$  respecto a  $y$ ,  $S_o$  la desviación de las observaciones y  $S_y$  la desviación de los pronósticos.

- *Raíz del error cuadrático medio* o RMSE (por sus siglas en inglés), es la raíz cuadrada del error cuadrático medio y se define cómo:

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

Donde,

$$MSE = (\bar{y} - \bar{o})^2 + S_y^2 + S_o^2 - 2S_y S_o r_{o,y}$$

Siendo,  $\bar{y}$  el promedio de los pronósticos,  $\bar{o}$  el promedio de las observaciones,  $S_y$  la desviación estándar de los pronósticos,  $S_o$  la desviación estándar de las observaciones y  $r_{o,y}$  la correlación entre las observaciones y el pronóstico. Nótese que entre más pequeño sea el MSE, mejor será la concordancia en los valores observados y pronosticados.

- *Error absoluto medio* o MAE (por sus siglas en inglés) es la cantidad media en la que el pronóstico es incorrecto, por medio del promedio aritmético de las diferencias absolutas entre cada par de observación-pronóstico, es decir:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |y_k - o_k|$$

Donde,  $(y_k, o_k)$  es el k-ésimo de  $n$  pares de observaciones y pronósticos. Si el pronóstico es perfecto el MAE es cero y aumentará conforme las discrepancias entre las observaciones y los pronósticos sean más grandes.

- *Sesgo*: o mean bias define como la diferencia entre la media de los pronósticos y la media de las observaciones, de la siguiente manera:

$$Mean\ Bias = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - o_k) = \bar{y} - \bar{o}$$

Así los pronósticos que son, en promedio, mayores (menores) que las observaciones tendrán un *Mean bias*  $> 0$  (*Mean bias*  $< 0$ ). Al igual que con el MAE, si el pronóstico es perfecto el Sesgo es cero y aumenta conforme las discrepancias entre las observaciones y los pronósticos sean más grandes, siendo positivo o negativo si los pronósticos en promedio sobre o subestiman lo observado.

### 2.2.4.2. Pronósticos categóricos

Para evaluar los pronósticos categóricos se usará una metodología similar a la utilizada por Alfaro et al. (2016a), donde se utilizarán estadísticos basados en el análisis de tablas de contingencia 3 x 3, para las categorías BN, N y AN, para los pronósticos y simulaciones de caudal, siguiendo la metodología de Alfaro et al. (2004). Basado en lo anterior se usarán algunos 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:

- *Puntuación de éxito o Hit Score*: define el porcentaje de veces que la categoría de pronóstico se corresponde con la categoría observada, es decir:

$$\text{Hit Score} = \frac{\text{número de pronósticos correctos}}{\text{número de pronósticos}} \times 100\%$$

De esta manera un pronóstico al azar tiene un *Hit Score*  $\leq 33.33\%$

- *Puntuación de Gerrity*: que calcula una puntuación definida utilizando una tabla de puntuación que da diferentes puntuaciones para los aciertos y dependiendo de la categoría observada y de las probabilidades anteriores de las categorías. La forma en la que penaliza aquellas predicciones que tienen dos terciles erróneos en comparación a aquellos que tienen solo una categoría de tercil de error. Tomando en cuenta lo anterior, este estadístico se puede definir como:

$$\text{Gerrity} = \frac{z_1}{z_2} * 100$$

Donde,  $z_1$  es la suma de los pesos de las frecuencias. Para el caso de correlaciones positivas entre las predicciones y las observaciones,  $z_1$  se define de la siguiente manera:

$$z_1 = 1.25 * f_{11} - 0.25 * f_{12} - 1.00 * f_{13} - 0.25 * f_{21} + 0.50 * f_{22} - 0.25 * f_{23} \\ - 1.25 * f_{31} - 0.25 * f_{32} + 1.25 * f_{33}$$

Luego,  $z_2$  es la suma de los pesos de las frecuencias en el grupo de aciertos perfectos. De manera que si las predicciones son aleatorias y todas las frecuencias empíricas de la tabla de contingencia tienden a  $z_1$ , el puntaje de Gerrity tenderá a cero. En el caso contrario cuando la predicción es perfecta la razón  $z_1/z_2$  tenderá a 1. Y finalmente, cuando los valores del indicador son negativos indican que los casos falsos son los que dominan.

- *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 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 es una relación entre los aciertos y las falsas alarmas de un pronóstico identificados para cada uno de los umbrales determinados, donde usualmente es visualizado como una gráfica con los aciertos en el eje-y y las falsas alarmas en el eje-x, se estima como el área bajo la curva, de manera que aquellos pronósticos que no tengan habilidad son divididos por una línea diagonal ( $ROC = 0.5$ ), mientras que entre más tienda la curva a la esquina superior izquierda mejor será el pronóstico ( $0.5 < ROC < 1.0$ ). 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. Los pronósticos probabilísticos se agrupan en deciles y los resultados se muestran por separado para las tres categorías (AN, N, BN). El ROC fue seleccionado como parte del Sistema Estandarizado de Verificación (SVS, por sus siglas en inglés) de la OMM (Mason 2013) debido a que: 1-Se puede usar con pronósticos determinísticos y probabilísticos. 2- Está diseñado para medir cuán buenos son los pronósticos en el contexto de un modelo de decisión-acción muy simple, por lo que es mejor para medir cuán buenos son los pronósticos desde la perspectiva del usuario, esto comparado con muchas otras medidas usadas comúnmente y 3- Reconoce que la calidad de un pronóstico no se puede medir por un simple número.

A manera de resumen, la Tabla 5 muestra los umbrales mínimos para los cuales los estadísticos usados para evaluar los pronósticos categóricos muestran habilidad predictiva. Todos los estadísticos 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, de manera que permita analizar la evolución de estos estadísticos según la condición inicial con que

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

**Tabla 5** Resumen de los estadísticos usados para evaluar los pronósticos categóricos y su valor asociado para el cual el pronóstico muestra una habilidad predictiva significativa.

<b>Estadístico</b>	<b>Valores que muestran habilidad</b>
<b>Hit Score</b>	Mayor a 33.33%
<b>Gerrity Score</b>	Mayor a 0
<b>Área ROC BN</b>	Mayor a 0.5
<b>Área ROC AN</b>	Mayor a 0.5

## Capítulo 3

### Resultados y Discusión

#### 3.1. Resultados

Como se mencionó en el Capítulo 3, se generaron simulaciones de caudal utilizando la herramienta CPT, usando el caudal histórico como predictante y el pronóstico de la TSM como predictor; se utilizaron pronósticos de TSM para el mes de interés tomando en cuenta condiciones iniciales hasta con tres meses de anticipación al mes de interés, tal y como se propuso en la metodología.

Los pronósticos son evaluados desde el punto de vista determinístico y probabilístico, según lo detallado anteriormente en el Capítulo 3.

Para dos casos específicos (Feb-3 y Dic-1), los pronósticos no fueron tomados en cuenta debido a que presentaron errores en los datos de entrada y estos no generaron resultados válidos, sin que se pudiera determinar la causa, lo cual está fuera del alcance de esta investigación. Esto muy posiblemente se haya debido a algún error en los archivos del NMME que no fueron compatibles con la CPT, este problema no se pudo solventar, aún solicitando ayuda de los desarrolladores, por lo que los pronósticos fueron descartados. Es por esto por lo que se trabajó con 252 pronósticos de los 270 realizados, los que se dividen en 10 meses, tres condiciones iniciales y 9 cuencas.

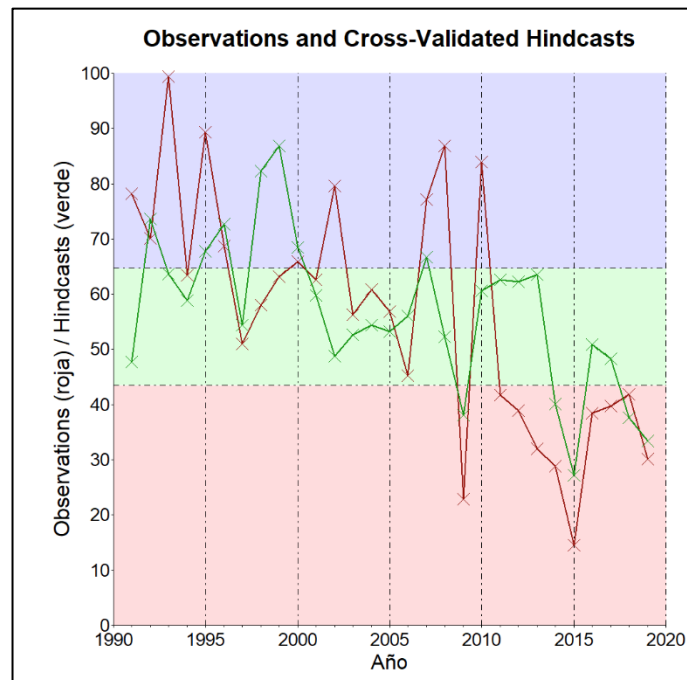
Los resultados se agrupan para las distintas estaciones del año de acuerdo con un régimen tipo Pacífico de América Central (Maldonado et al. 2018) en estación seca, primera parte de la estación lluviosa y segunda parte de la estación lluviosa que corresponden con proximidad a los siguientes meses respectivamente: DEFM; MJJ, y ASO.

##### 3.1.1. Evaluación del pronóstico determinístico

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, como se mencionó en el Capítulo 3.

Los pronósticos determinísticos generan valores de caudal (en  $m^3/s$ ), los cuales son comparables con los valores de las series observadas. En la Figura 16 se muestra, a manera de

ejemplo, la comparación de los valores de caudal observados (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 anteriormente, es decir, utilizando la correlación de Pearson, el Mean Bias, el MAE y el RSME.



**Figura 16** 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 (t-1).

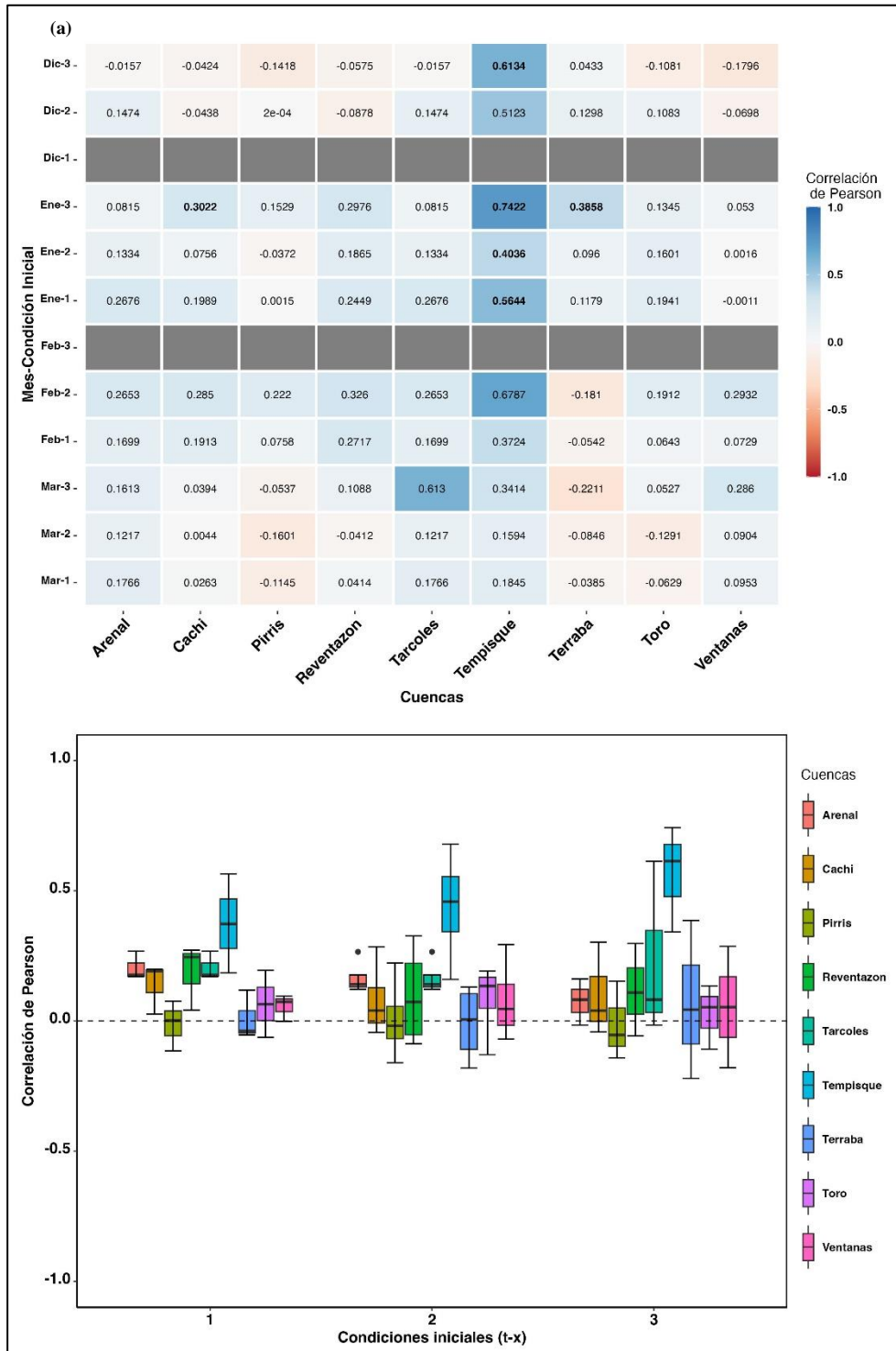
### 3.1.1.1. DEFM

En la Figura 17a se observan las correlaciones entre las series observadas y las pronosticadas para DEFM. Enero es el mes con correlaciones más significativas del trimestre y el mes donde se presenta el valor de correlación más alto (Ene-3 para la cuenca de Tempisque). En términos generales las correlaciones son débiles para la mayoría de las cuencas, a lo largo de los meses de la estación y cada una de las condiciones iniciales.

En la Figura 17b se observa la evolución que tuvieron los pronósticos de cada cuenca con relación a su condición inicial. Sobresalen las cuencas de Arenal, Cachí y Reventazón, para las cuales los pronósticos con condiciones iniciales del mes anterior presentan mejor correlación que los pronósticos que se generaron con dos o tres meses de anticipación en las condiciones iniciales. La cuenca del Tempisque presenta las correlaciones más significativas, las cuales aumentan conforme el pronóstico se realice con condiciones iniciales más distantes al mes de interés. Las cuencas de Pirrís y Térraba son las que presentan correlaciones menos significativas. Adicionalmente, el 44.4% de los pronósticos tuvieron una correlación positiva mayor a

0.1 y sólo 7 de los 90 pronósticos tuvieron correlaciones con una significancia estadística del 95%.

Para este cuatrimestre y los siguientes trimestres, se consideran como positivas las correlaciones de Pearson mayores a 10% ( $r > 0.1$ ). Esto debido a que algunos pronósticos poseen correlaciones positivas, pero con valores cercanos a cero, los cuales no aportan información significativa para este análisis.



**Figura 17 (a)** Correlación de Pearson 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  $\text{valores } p \leq 0.05$ . En gris se muestran los pronósticos descartados. **(b)** Diagrama

de cajas<sup>3</sup> para la correlación de Pearson 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.

Para DEFM el sesgo medio o cuanto se distancia las series observadas de las pronosticadas son, en general, cercanas al cero (ver Figura 18). Esto, igual que para el MAE y RMSE, debido a los valores de caudal que para esta estación son de menor magnitud en comparación a otros meses y estaciones. Sin embargo, el 56.4% de los pronósticos presentan valores de Mean Bias mayores a cero, lo que indica que para este trimestre la técnica tiende sobreestimar la magnitud del caudal respecto a lo observado. Por su parte, la Figura 18b, no muestra diferencias significativas en el valor del estadístico en función de las diferentes condiciones iniciales.

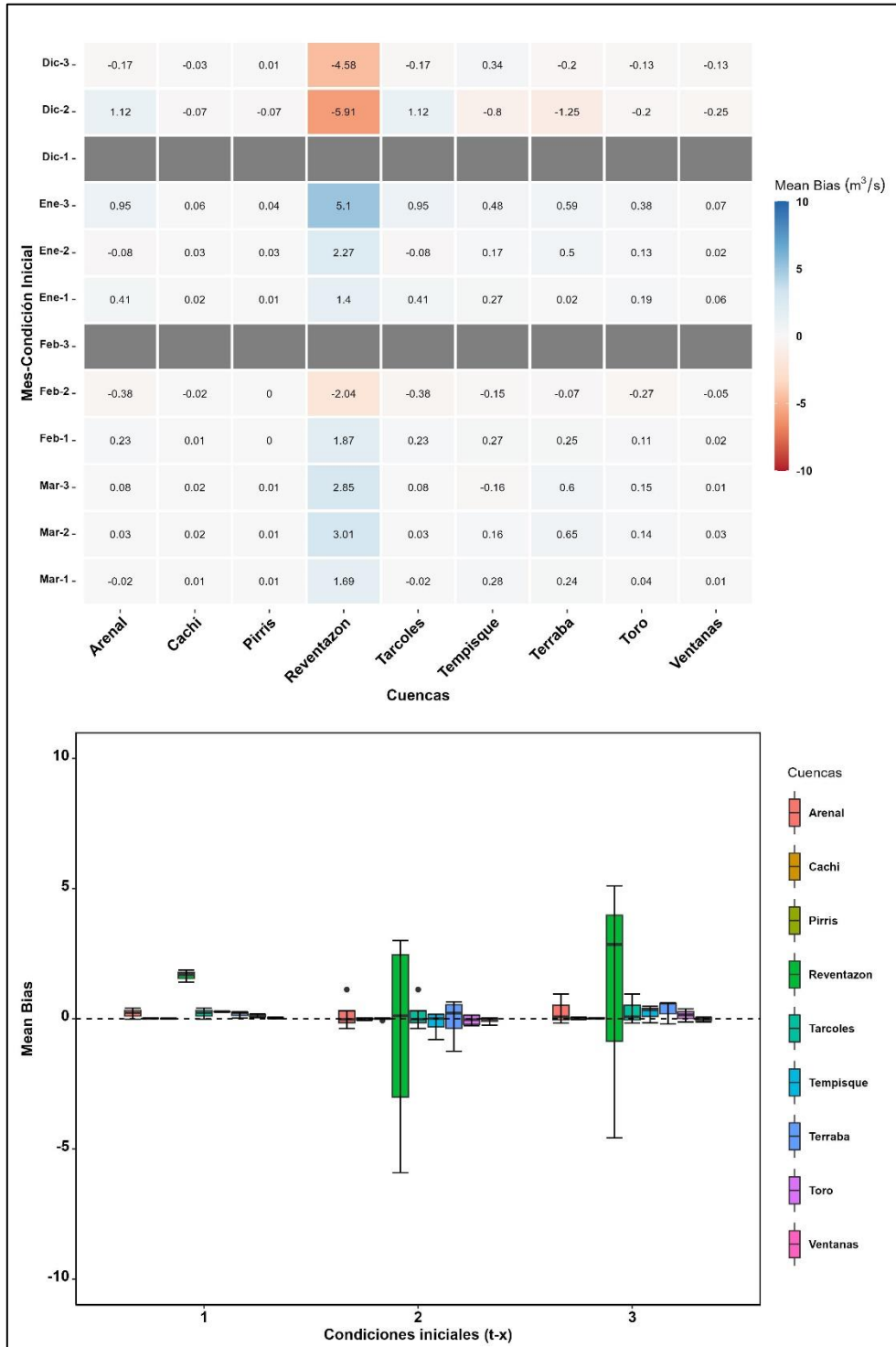
La Figura 19a muestra el MAE entre las series pronosticadas y observadas para las cuencas de interés, de donde se distingue una clara disminución en el indicador conforme avanza la estación, esto debido principalmente al comportamiento del caudal para este cuatrimestre, el cual tiende a disminuir conforme avanza la estación (ver Figura 13). Los valores más altos de MAE son los de la cuenca de Reventazón, donde el pronóstico discrepa hasta en  $110.87 \text{ m}^3/\text{s}$  respecto a lo observado. Esto responde a las magnitudes de caudal de la cuenca, la cual presenta las mayores magnitudes entre las cuencas analizadas. La Figura 19b permite analizar la variación del MAE según las condiciones iniciales utilizadas para el pronóstico, donde se observa una disminución considerable en este estadístico para la condición de un mes de anterioridad al mes de pronóstico, mostrando mayor habilidad al pronosticar con esta condición inicial. Cabe destacar que el mes de diciembre no se calculó con la condición inicial  $t - 1$ , y al ser este mes el de mayores caudales de la estación, esto pudo haber generado algún sesgo en los valores medios y extremos del gráfico.

El RMSE (ver Figura A.1), al ser un estadístico que evalúa las diferencias cuantitativas entre las series observadas y pronosticadas, tiene una respuesta similar al MAE y sesgo medio, de donde destaca una disminución en el estadístico conforme avanza la estación, es decir, mayores valores para diciembre y menores para marzo, y valores marcadamente diferentes para Reventazón por sus valores de caudal. Adicionalmente, la Figura A.1b muestra una leve mejoría en los pronósticos con condiciones iniciales al mes anterior ( $t - 1$ ) respecto a las otras, si

---

<sup>3</sup> 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.

bien el valor medio no disminuye considerablemente si lo hacen los valores extremos, lo que implica una disminución del RSME en términos generales.



**Figura 18** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación DEFM.

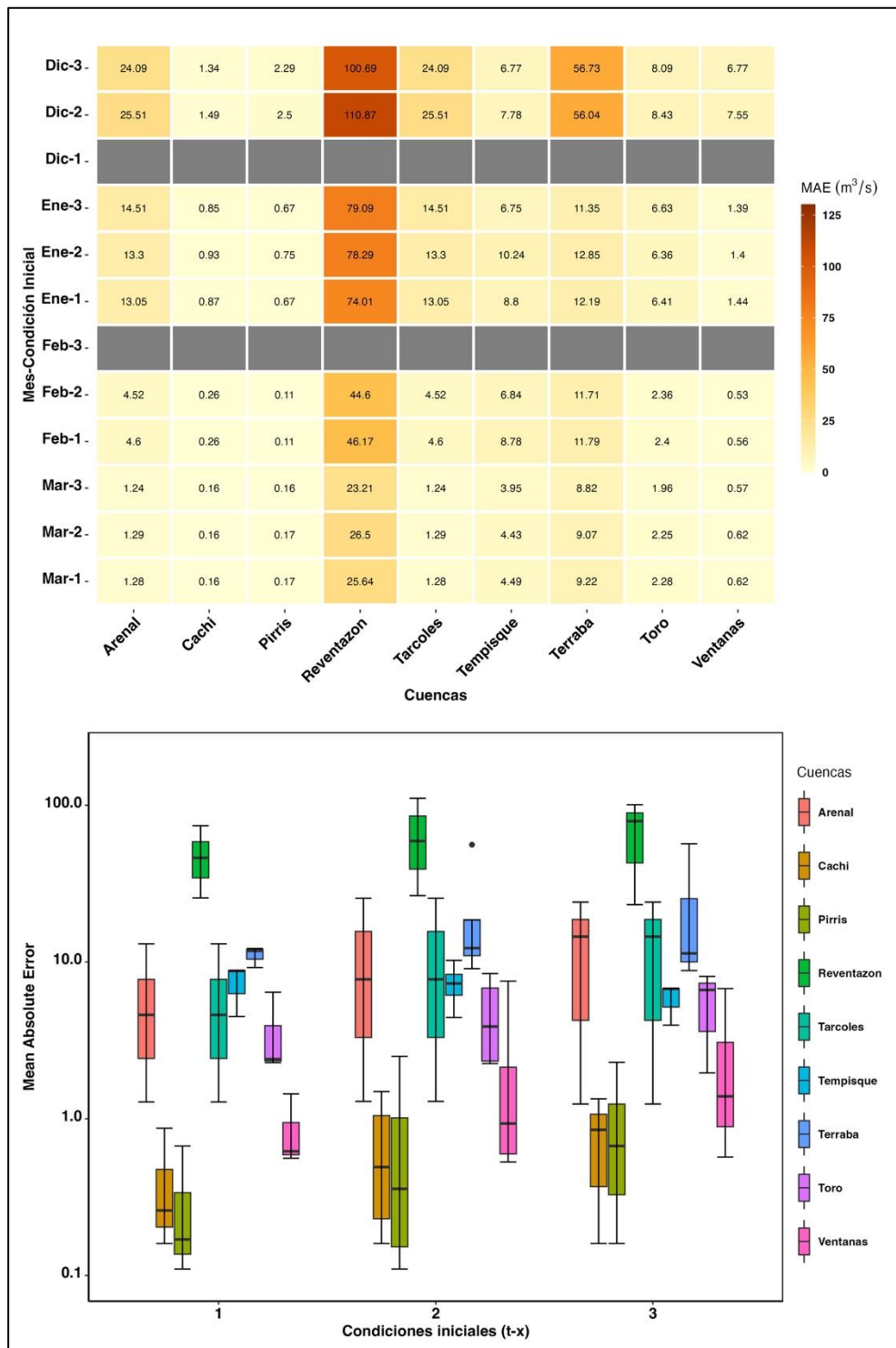


Figura 19 Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación DEFM.

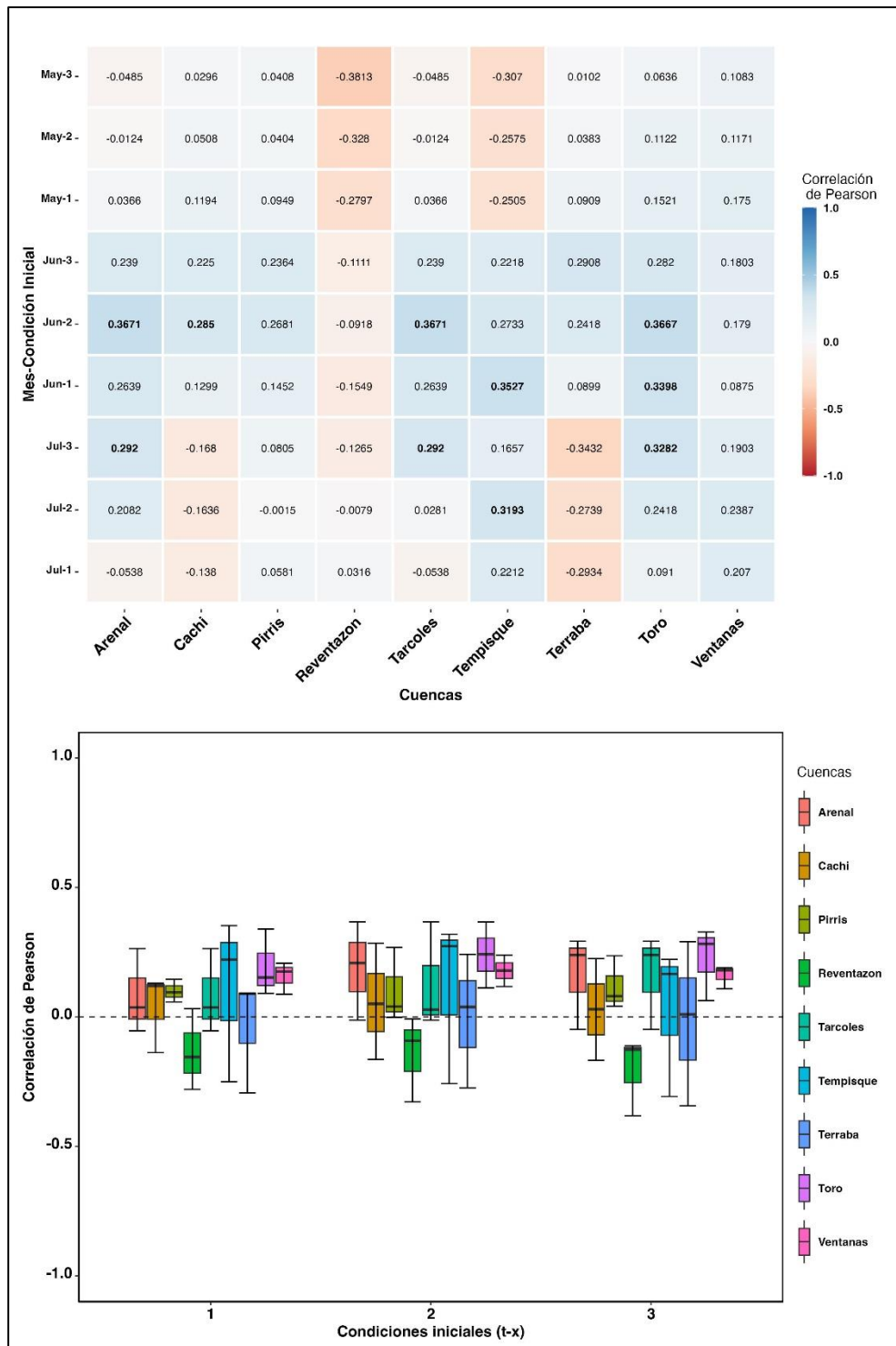
### 3.1.1.2. MJJ

Al igual que para la estación DEFM, se evalúan las series de caudal pronosticado con respecto a las observadas por medio de la correlación de Pearson (ver Figura 20), el MAE (ver Figura 22), el Mean Bias (ver Figura 21) y el RMSE (Figura A.2).

Las correlaciones más significativas para esta estación se observan para el mes de junio, donde el 88,8% de los caudales poseen correlaciones mayores a 0.1, en comparación a mayo y junio donde sólo el 22.2% y 40.7%, respectivamente, superaron este valor. A nivel general, MJJ tuvo valores  $r \geq 0.1$  en el 48.1% de los pronósticos. A pesar de esto, el valor de correlación más alto de toda la estación fue de 0.3671 para Jun-2 y se presentó en las cuencas de Arenal y Térraba. Lo anterior se puede visualizar de mejor manera en la Figura 20b, donde las correlaciones medias para la mayoría de las cuencas son cercanas a cero y para Reventazón estas son negativas para casi todas las condiciones iniciales. Además, no se observa una marcada diferencia en las correlaciones en función de las condiciones iniciales, es decir, las correlaciones no son ni más ni menos significativas conforme estas condiciones se acerquen al mes de pronóstico. Para este trimestre sólo el 10% de los pronósticos tuvieron una correlación de Pearson significativa al 95%.

El Mean Bias (Figura 21a) presenta valores, en términos generales, muy cercanos a cero (positivos o negativos), lo que indica que los promedios de las series pronosticadas son similares a los de las series observadas. A pesar de esto, 38 de los 81 (46,9%) de los pronósticos sobreestimaron la magnitud del caudal, específicamente siendo mayo (junio) el mes con más sobreestimaciones (subestimaciones) del periodo. La Figura 21b, muestra que la única mejora en función de las condiciones iniciales fue observada en la cuenca de Arenal, donde el promedio del sesgo se acerca a cero conforme la condición inicial de pronóstico sea más próxima a pronosticar.

El MAE para MJJ posee una marcada diferencia en la magnitud del valor entre las cuencas, esto debido a las magnitudes de los caudales entre cuencas. Específicamente, Térraba y Reventazón presentan los mayores caudales, lo que se refleja en los tonos más oscuros de la Figura 22a. Para MJJ destaca como la variación del MAE para pronósticos con diferentes condiciones iniciales (ver Figura 22b) es muy poca, lo que muestra que la selección de la condición inicial no afecta, de gran manera, en la magnitud de caudal pronosticado. El RMSE (ver Figura A.2), se comporta de manera similar al MAE, lo que ratifica los errores entre las series observadas y pronosticadas.



**Figura 20** Lo mismo que la Figura 17, pero para la correlación de Pearson del pronóstico de caudal para la estación MJJ.

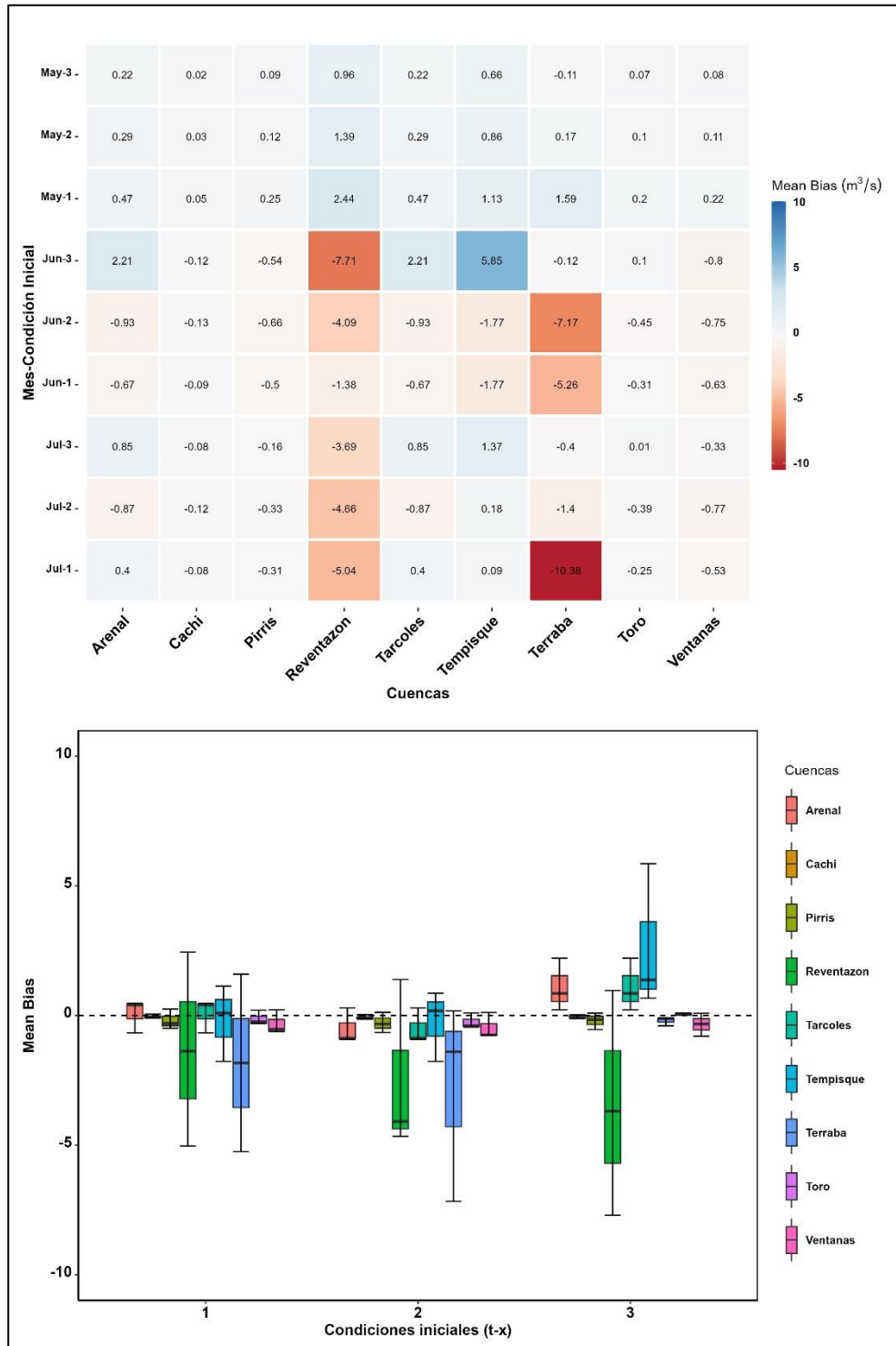


Figura 21 Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación MJJ.

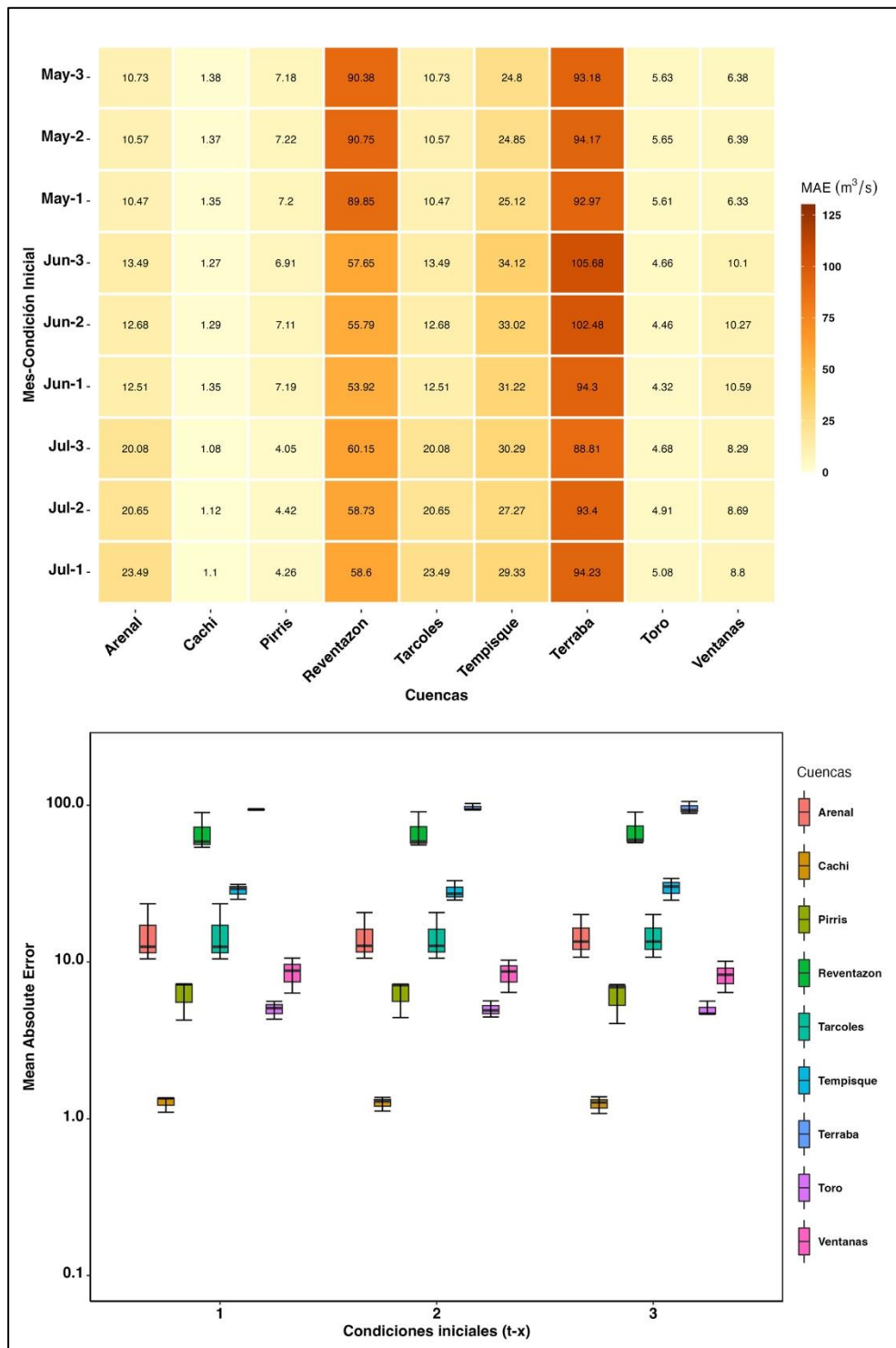


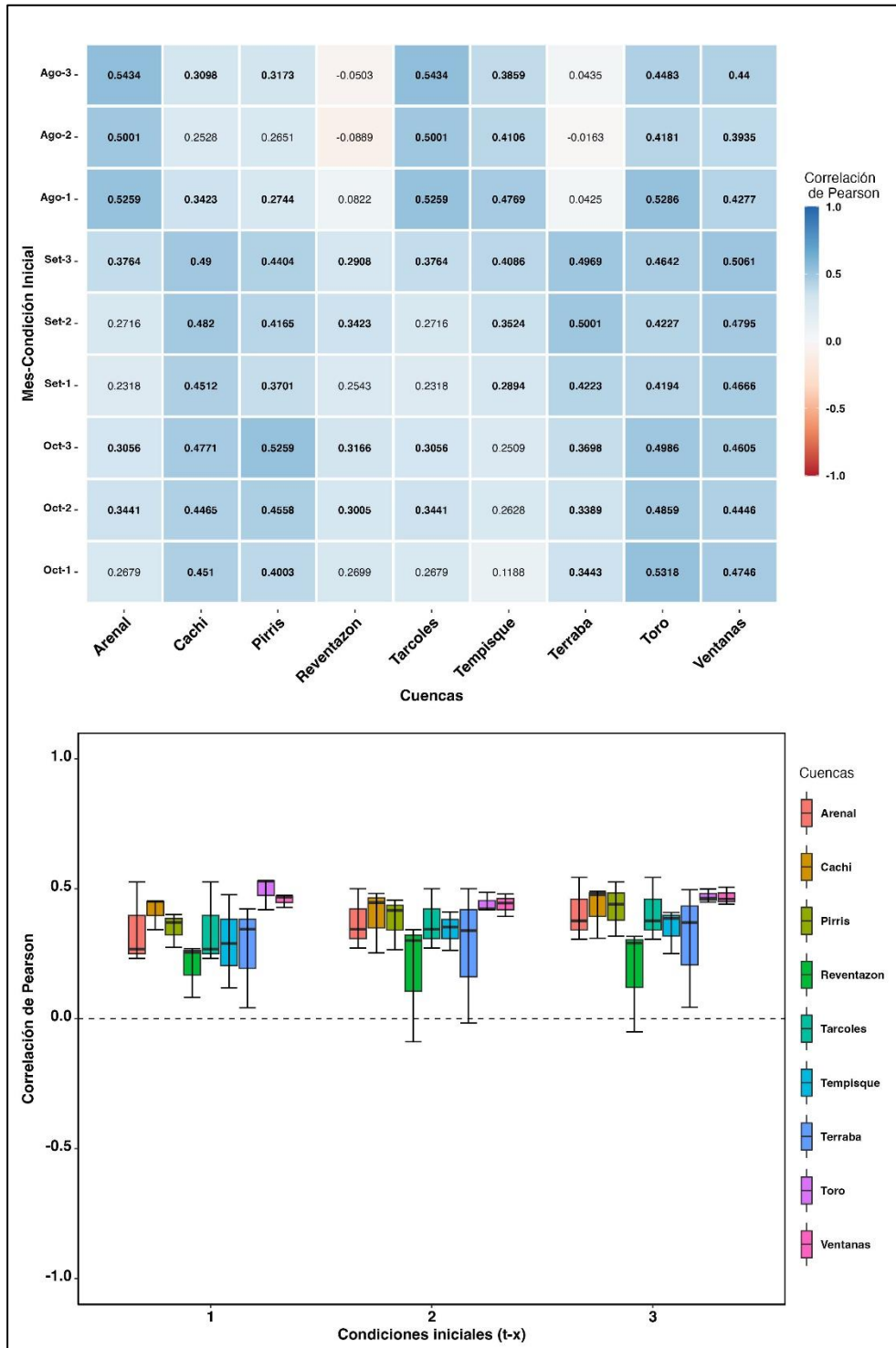
Figura 22 Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación MJJ.

### 3.1.1.3. ASO

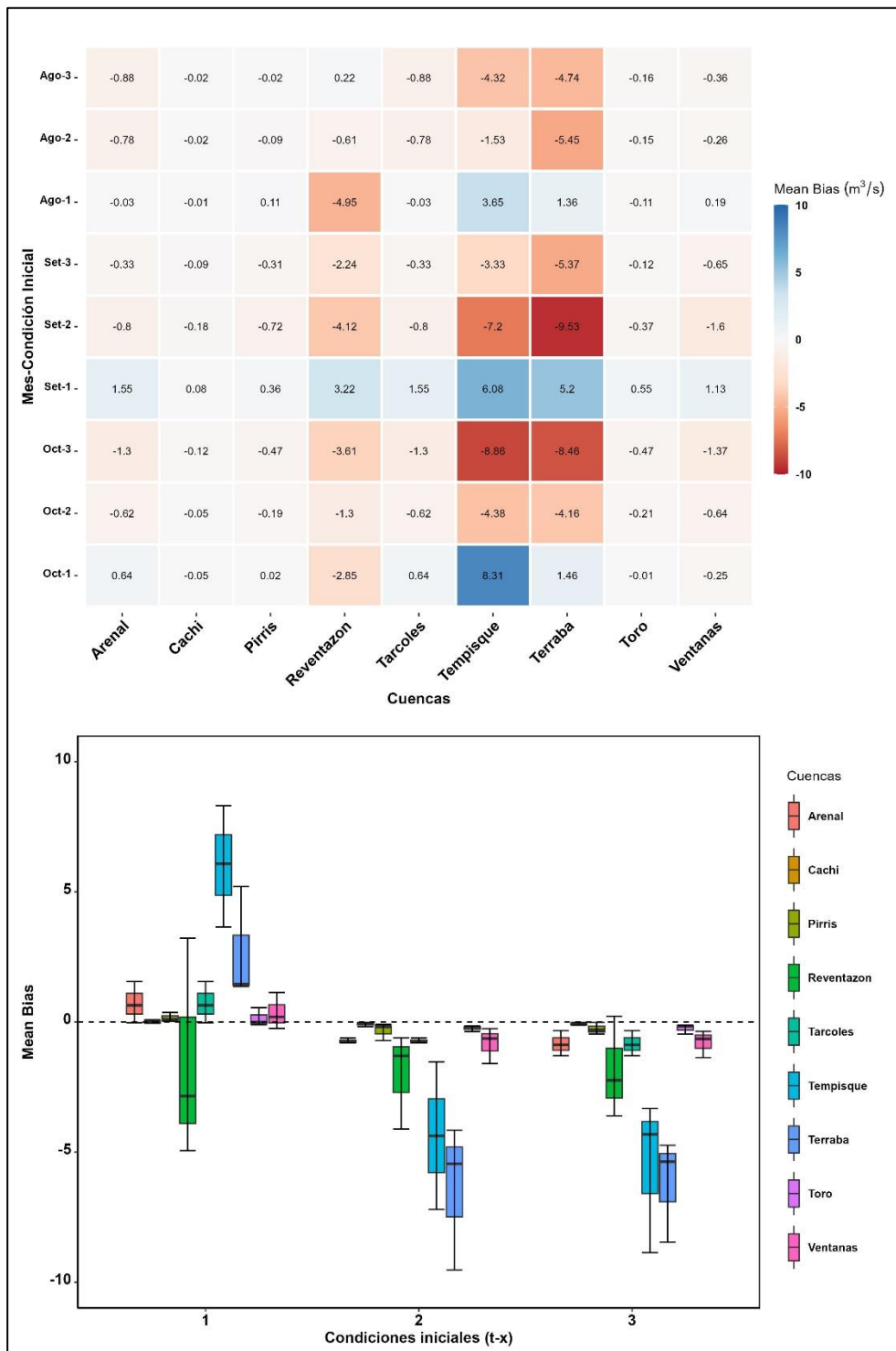
Las correlaciones de Pearson para los pronósticos de ASO se muestran en la Figura 23, para este trimestre el 92,5% de los pronósticos muestran una correlación mayor o igual al 10%, respecto a lo observado. Las correlaciones menos significativas, se encuentran en el mes de agosto para las cuencas de Reventazón y Térraba. Lo anterior contrasta con que, para el mismo mes, las cuencas de Arenal y Tárcoles tienen los valores de correlaciones más altos de todo el trimestre. Según la Figura 23b, las correlaciones no varía de manera significativa según las condiciones iniciales con las que se realizan los pronósticos, las correlaciones medias, valores máximos y mínimos, se mantienen muy próximos en las tres condiciones. En términos generales los pronósticos de ASO tienen correlaciones más significativas que DEFM y MJJ. En este trimestre el 76.5% de los pronósticos tuvieron una correlación de Pearson significativa al 95%. Donde sobresalen que todos los pronósticos de Set-3 y los de las cuencas de Toro y Ventanas, poseen  $valores\ p \leq 0.5$ .

Para los pronósticos de ASO (ver Figura 24) el 76.5% de los pronósticos tiene valores negativos de Mean Bias. Las cuencas de Cachí y Toro tiene los sesgos más cercanos a cero y para Reventazón, Tempisque y Térraba los sesgos tienen variaciones considerables, tanto, positiva y como negativamente. Estas variaciones no muestran una tendencia de los pronósticos a sobreestimar o subestimar los caudales. Al considerar como se relacionan los pronósticos de ASO con las condiciones iniciales, la Figura 24b muestra la variación en el sesgo medio, de manera que, para todas las cuencas, excepto Reventazón, los sesgos cambian de signo. Esto quiere decir que para las condiciones t-2 y t-3, las series pronosticadas subestiman las observaciones. Mientras que para la condición t-1, sucede lo inverso, los pronósticos sobreestiman la magnitud del caudal.

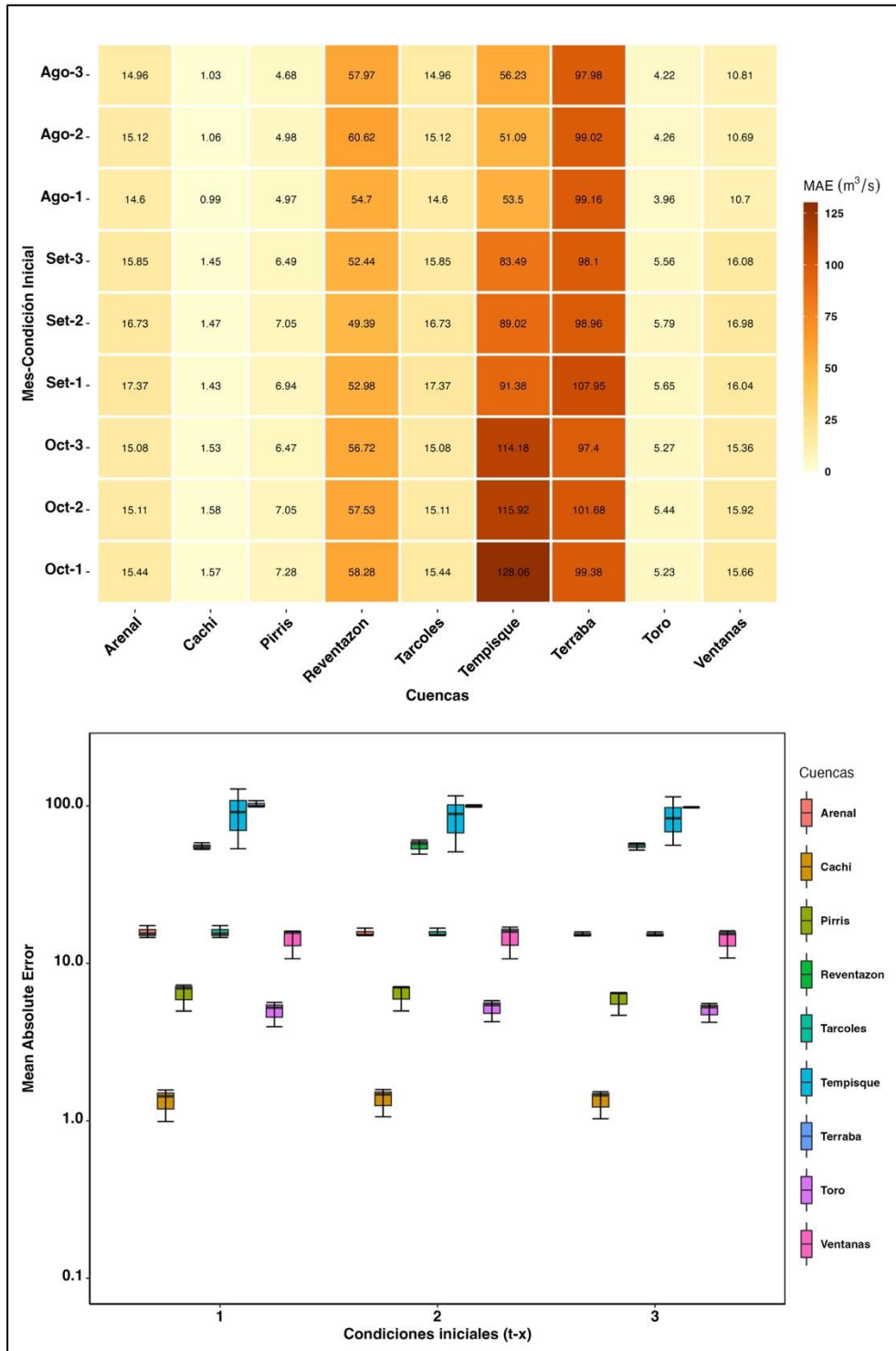
El MAE, mostrado en la Figura 25, al igual que en otras estaciones, varía en función de la magnitud del caudal de la cuenca en cada mes, es decir, meses de mayor caudal poseen valores de MAE mayores. Los valores más altos de MAE los poseen Tempisque y Térraba, cuencas con valores de caudal altos. Al analizar el MAE según las condiciones iniciales utilizadas para los pronósticos, se observa que este no varía de manera considerable, para cada mes los valores son muy similares para las tres condiciones iniciales, tal y como se observa en la Figura 25b. El RMSE, representado en la Figura A.3, se comporta de la misma manera que el MAE, si bien explican relaciones diferentes entre las series, la tendencia es la misma.



**Figura 23** Lo mismo que la Figura 17, pero para la correlación de Pearson del pronóstico de caudal para la estación ASO.



**Figura 24** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Mean Bias del pronóstico de caudal para la estación ASO.



**Figura 25** Lo mismo que la Figura 17, pero para el MAE del pronóstico de caudal para la estación ASO.

### 3.1.2. Evaluación de los pronósticos categóricos

Los pronósticos categóricos consisten en predecir la categoría en la que se encontrará el caudal pronosticado, estas categorías son bajo lo normal (BN), normal (N) y arriba de lo normal (AN), separadas por los percentiles 33 y 67, respectivamente. Estos pronósticos se evalúan por medio de tablas de contingencia (ver Tabla 6), las cuales resumen los porcentajes de veces que cada una de las tres categorías verificó la categoría de pronóstico (Mason et al. 2020). Derivado de esta tabla de contingencias se pueden calcular diferentes estadísticos para evaluar dichos pronósticos, estos estadísticos son proporcionados por la herramienta CPT y se detallaron en la sección 2.2.4.2. Para analizar, los pronósticos probabilísticos se emplean los estadísticos: Hit Score (HS), Gerrity Score (GS), áreas bajo las curvas ROC BN y ROC AN.

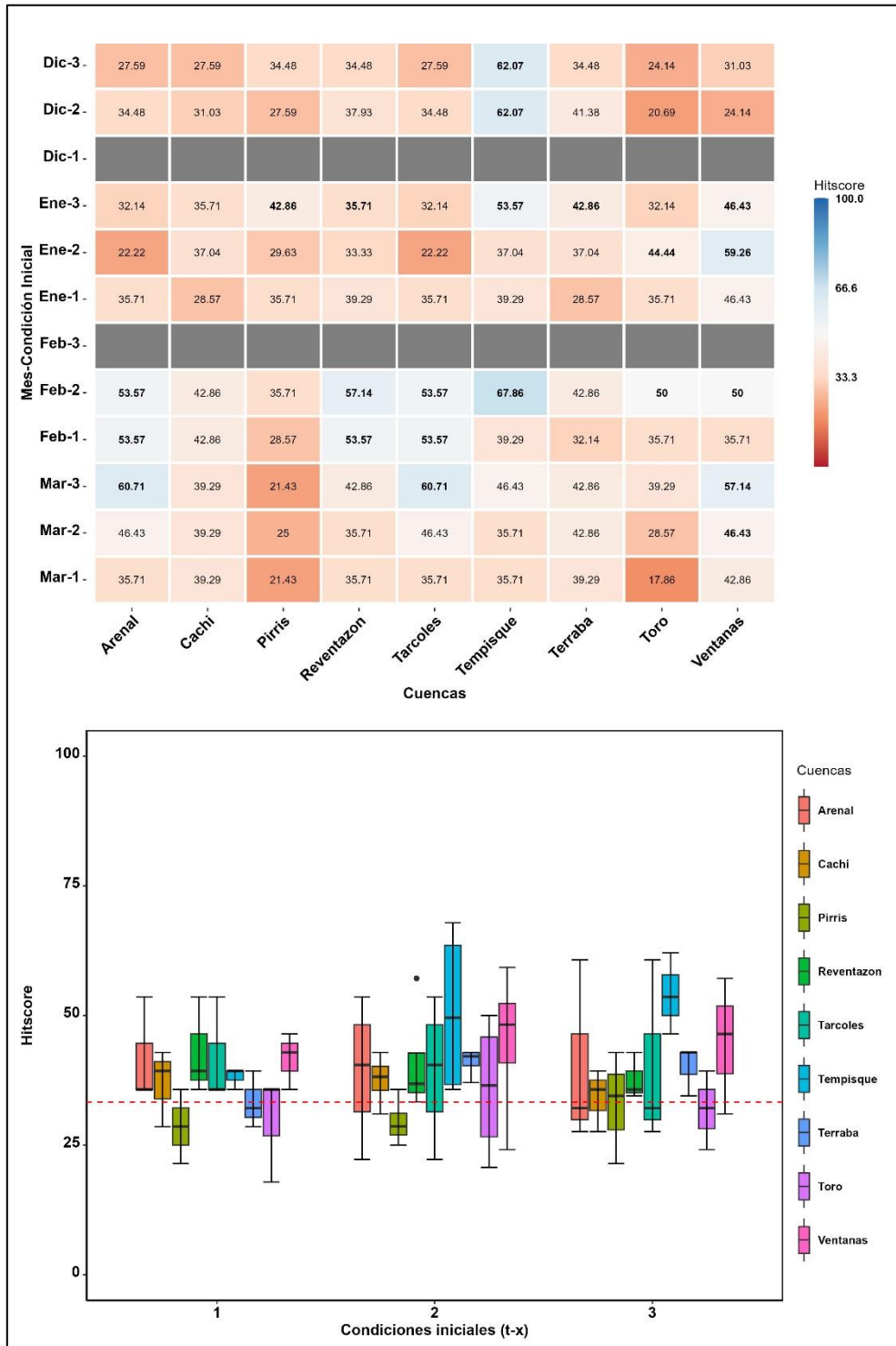
**Tabla 6** Ejemplo de tabla de contingencia de frecuencias absolutas para el pronóstico de agosto con condiciones iniciales de julio (t-1) para la cuenca de Tárcoles obtenidos de la CPT. Entre paréntesis se muestran las frecuencias relativas (%). Las categorías son bajo lo normal (BN), normal (N), arriba de lo normal (AN).

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

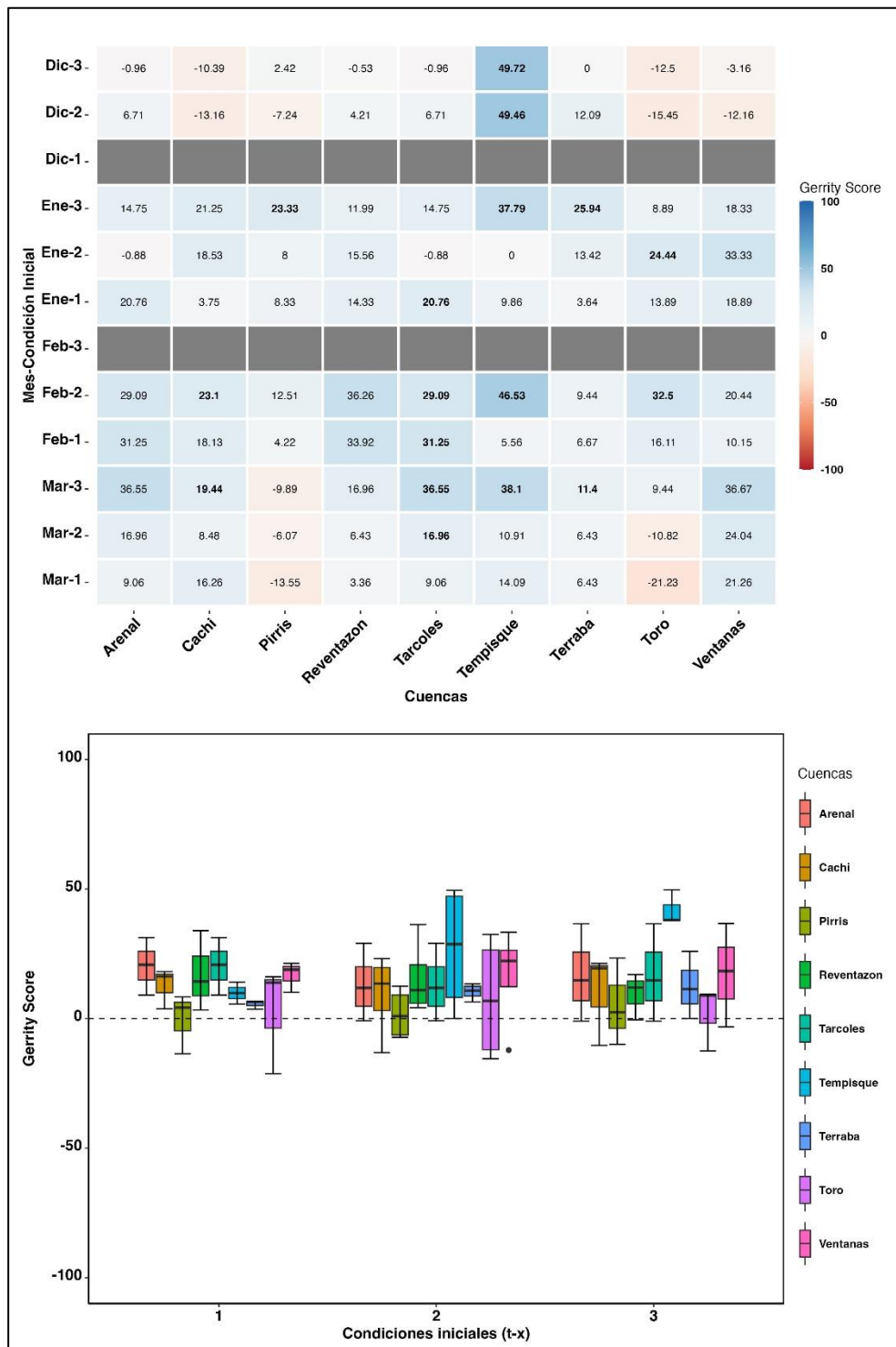
#### 3.1.2.1. DEFM

El Hit Score, mostrado en la Figura 26, muestra los aciertos y desaciertos de las categorías pronosticadas respecto a las categorías observadas. Para DEFM, la mayoría de los pronósticos tienen valores iguales o cercanos al 33.33% (tonos rojizos en la Figura 26), sin embargo, 65 de los 90 (72.2%) pronósticos para esta estación tuvieron valores mayores a este umbral. Al analizar la influencia de las condiciones iniciales en los pronósticos no se observa una tendencia clara en los pronósticos, debido a que los pronósticos con buenos aciertos y en los que predominan los desaciertos se encuentran en distintas cuencas, meses pronosticados y condiciones iniciales (ver Figura 26b) utilizadas.

El Gerrity Score o GS (ver Figura 27), prevalecen los valores positivos, los cuales indican habilidad predictiva. Los GS mayores a cero se encuentran en el 81.1% de los pronósticos. Los valores más altos de GS se observan para la cuenca de Tempisque en los pronósticos Dic-3, Dic-2 y Feb-2. También se encuentran pronósticos con valores negativos de GS, lo que indica que en estos casos las falsas alarmas sobresalieron. Observando la Figura 27b, los valores para la cuenca de Pirrís son los más bajos, indicando que para esta cuenca los pronósticos de las categorías no tienen habilidad. Tempisque presenta los valores medios más altos de GS para las condiciones iniciales t-3, pero estos valores decrecen para las condiciones t-2 y t-1, significativamente.

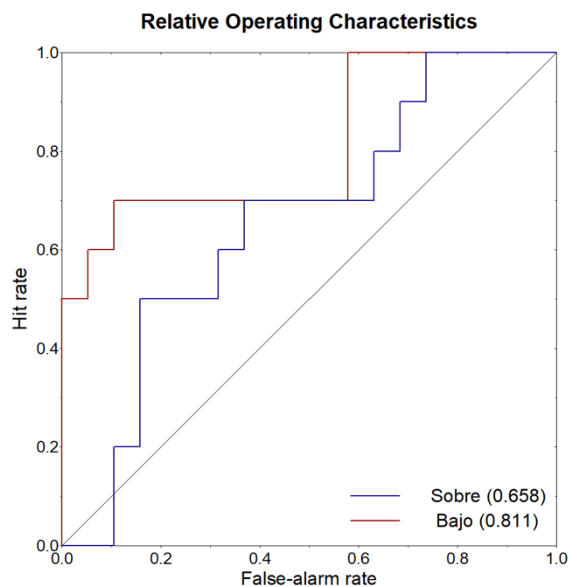


**Figura 26** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de  $HS = 33.33\%$ .



**Figura 27** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM.

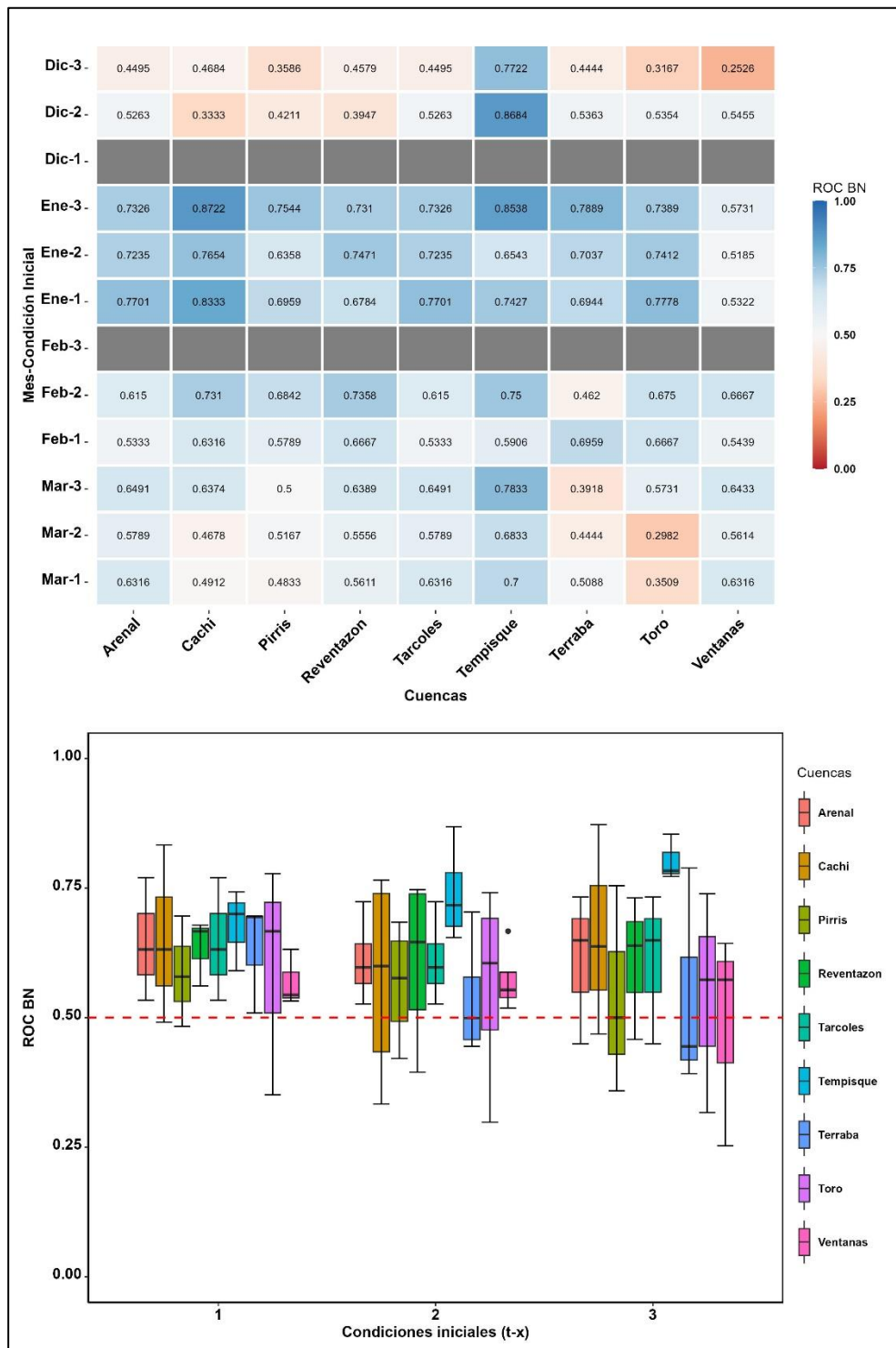
La CPT genera las curvas ROC (ver Figura 28) para los escenarios AN y BN, así como las áreas bajo estas curvas, las cuales serán las utilizadas para evaluar las curvas ROC, lo anterior para todas las estaciones pronosticadas.



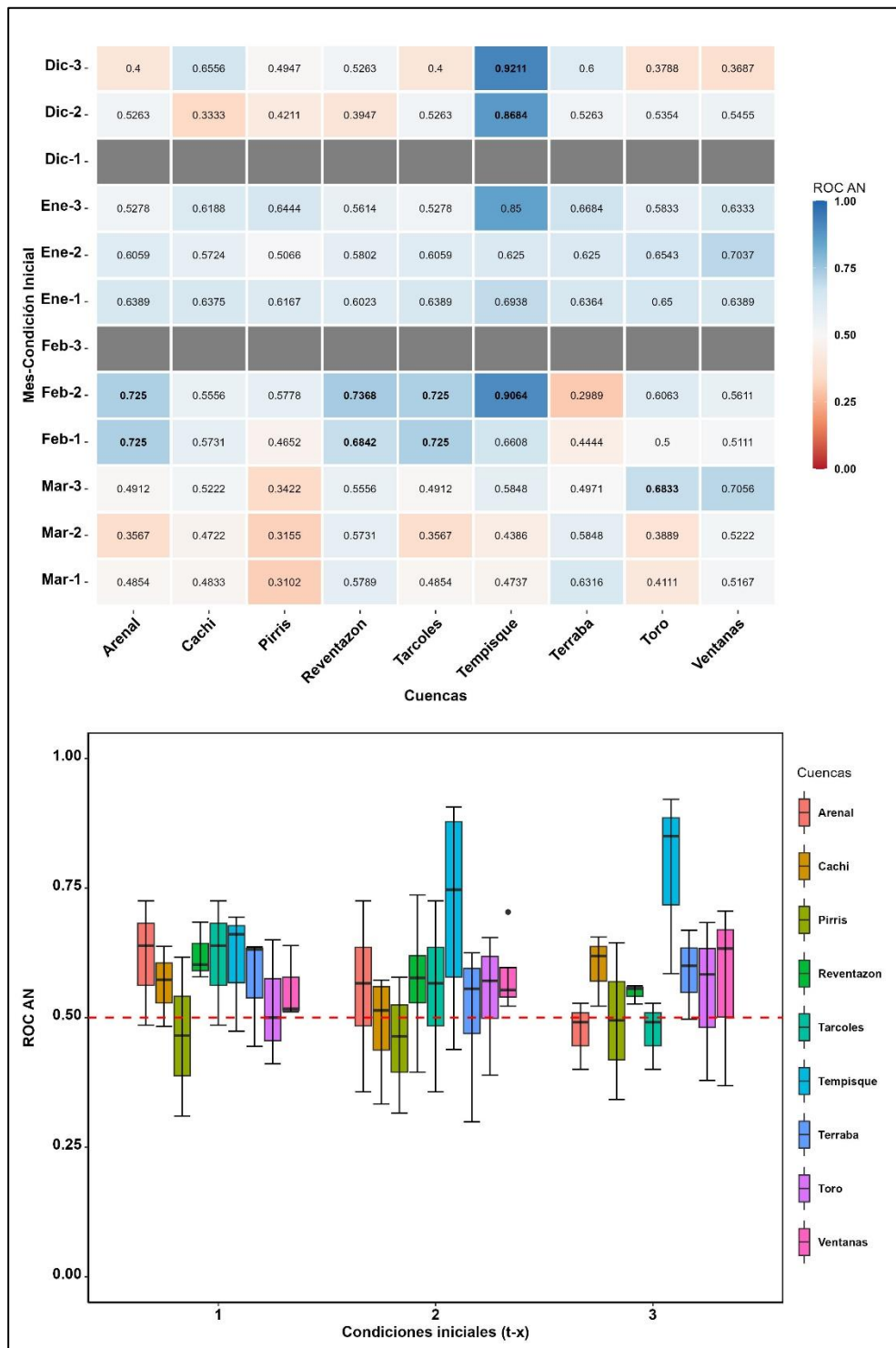
**Figura 28** Ejemplo de las curvas de ROC generadas por la CPT. En rojo (azul) se muestra la curva ROC para escenarios bajo (sobre) lo normal para el pronóstico categórico de Tárcoles para el mes de agosto con condiciones iniciales de julio (t-1).

Los valores del área bajo la curva ROC BN muestran la habilidad de los pronósticos para pronosticar categorías BN. Para DEFM (ver Figura 29), hay una marcada habilidad para los pronósticos de enero, donde todos son positivos y mayores a 0.5 de área bajo la curva. Para toda la estación 72 de los 90 pronósticos, el 80%, tuvieron valores de ROC mayores a 0.5 de área bajo la curva. 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 Terraba, se observa un decaimiento en el valor del ROC BN.

La habilidad de pronosticar la categoría AN es menor en términos generales, que para los escenarios BN. Para la categoría AN, el 68.8% de los pronósticos tuvieron valores mayores a 0.5 de ROC AN. Lo anterior se observa en la Figura 30. 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 DEFM.



**Figura 29** Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.



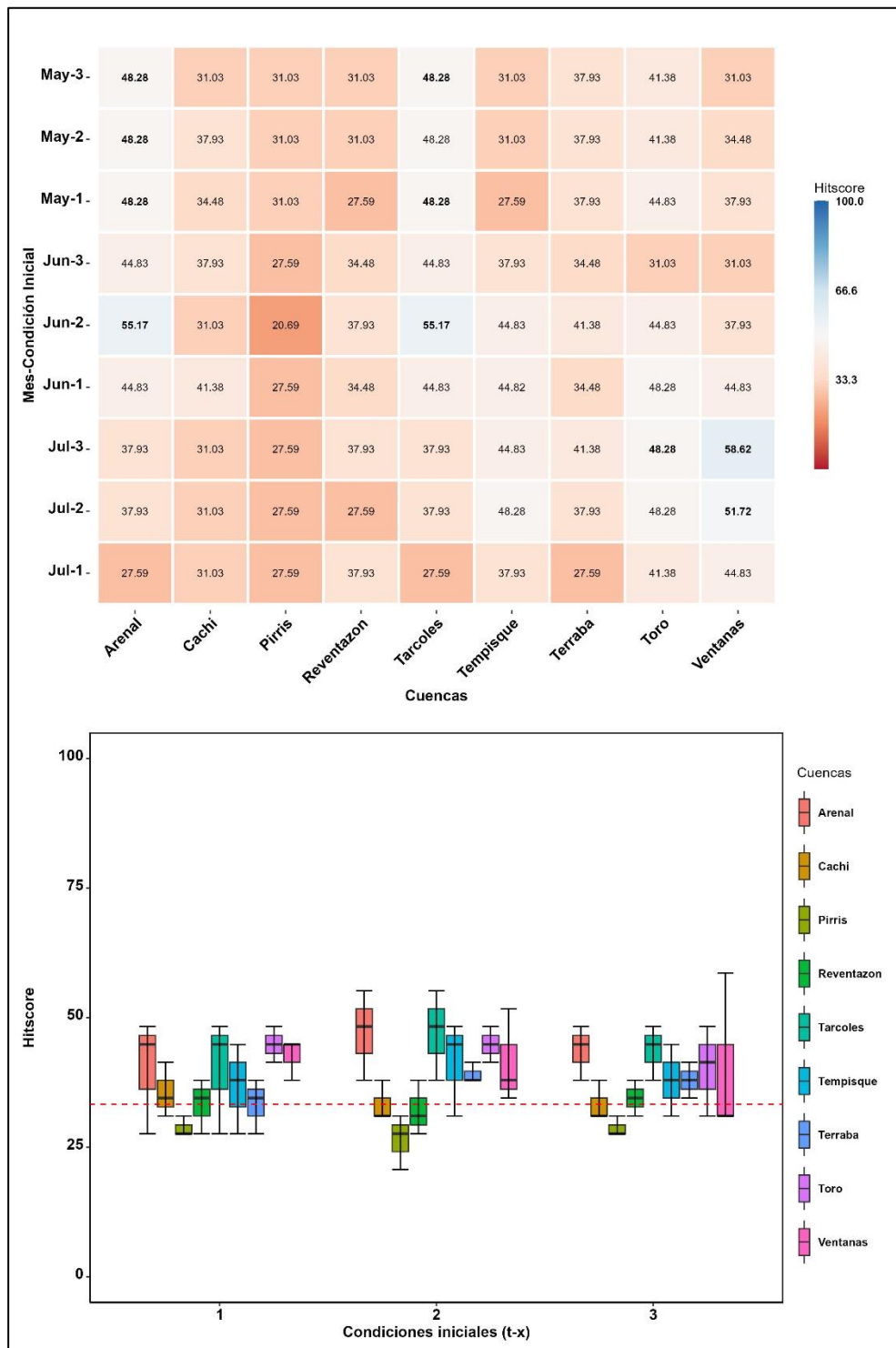
**Figura 30** Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC AN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

### 3.1.2.2. MJJ

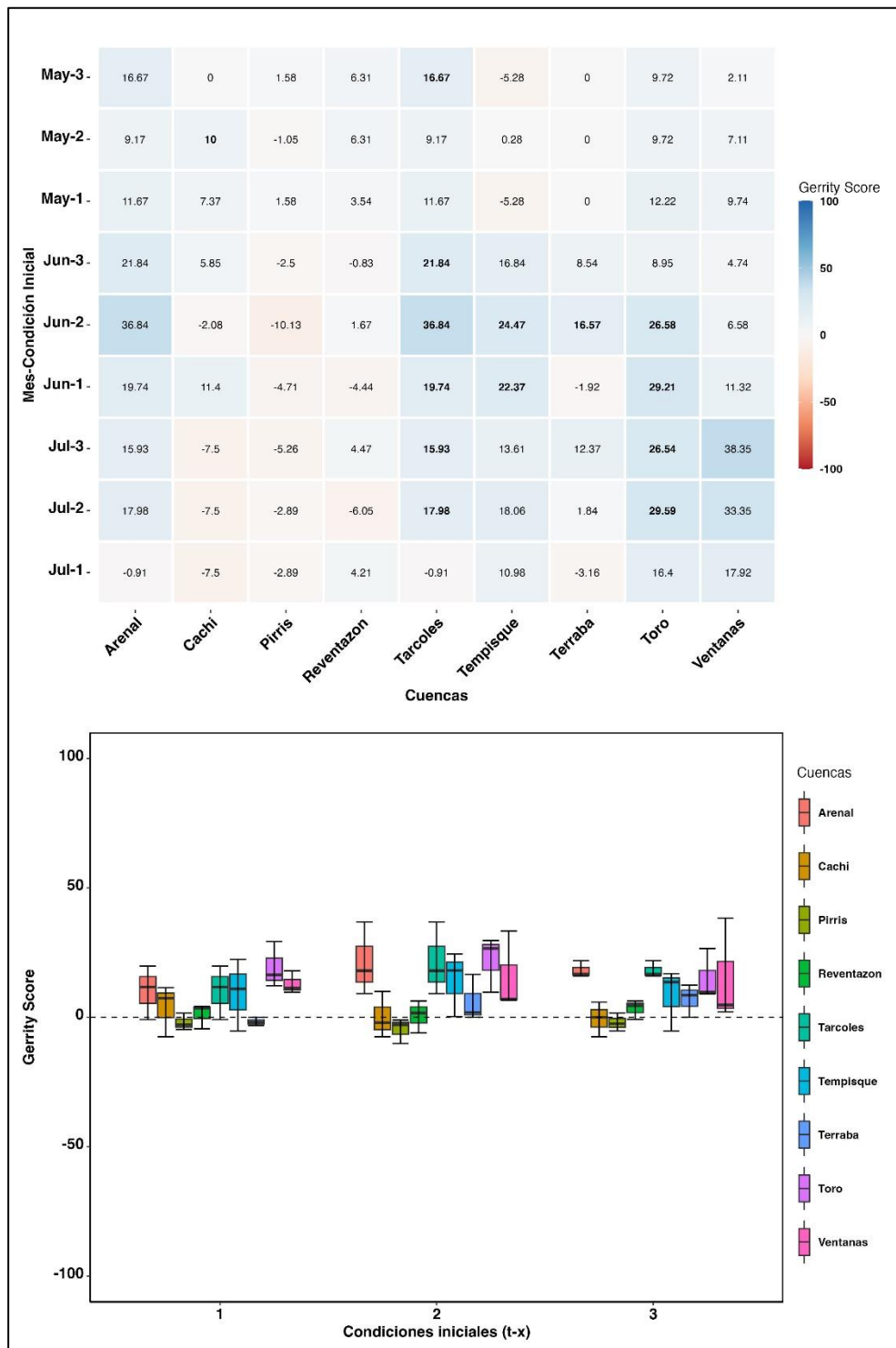
Para MJJ los valores de Hit Score (ver Figura 31) para los pronósticos categóricos son poco significativos, es decir, valores muy cercanos a 33.33%. Sólo en tres casos (Jun-2 para Arenal, Jun-2 para Tárcoles, Jul-3 y Jul-2 para Ventanas) el Hit Score es mayor al 50%, lo que indica que aproximadamente sólo la mitad de los escenarios fueron pronosticados correctamente. A pesar de esto, el 66.6% de los pronósticos tuvieron valores mayores a 33.33%, lo que indica algún grado habilidad para estos pronósticos. Para cuencas como Arenal, Tárcoles, Tempisque, Toro y Ventanas, la mayoría de los valores de Hit Score (ver Figura 31b) están por encima del 33.33%, mostrando que, para las distintas condiciones iniciales, estas cuencas tienen una habilidad predictiva importante. Lo anterior también se observa en el GS (ver Figura 32), donde el 71.6% de los pronósticos tienen valores mayores a cero, lo que indica que fueron pronósticos con habilidad predictiva significativa. Además, todos los pronósticos de las cuencas de Arenal, Tárcoles, Toro y Ventanas tuvieron valores positivos de GS. Sin embargo, no se muestra una tendencia entre las condiciones iniciales y los valores de GS, debido a que se encuentran pronósticos con valores significativos de este estadístico en las tres distintas condiciones iniciales.

El ROC BN o habilidad para pronosticar escenarios BN (ver Figura 33), es mayormente significativo para los pronósticos de junio y julio, donde el valor del estadístico llega a 0.8316, recordando que ROC BN igual a 1 sería un pronóstico perfecto. Sin embargo, como lo muestra la Figura 33b, la cuenca de Reventazón tiene una habilidad igual o menor a la de pronosticar con la climatología ( $\text{ROC BN} \leq 0.5$ ), para todos sus pronósticos. En total, el 77% de los pronósticos tienen 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.

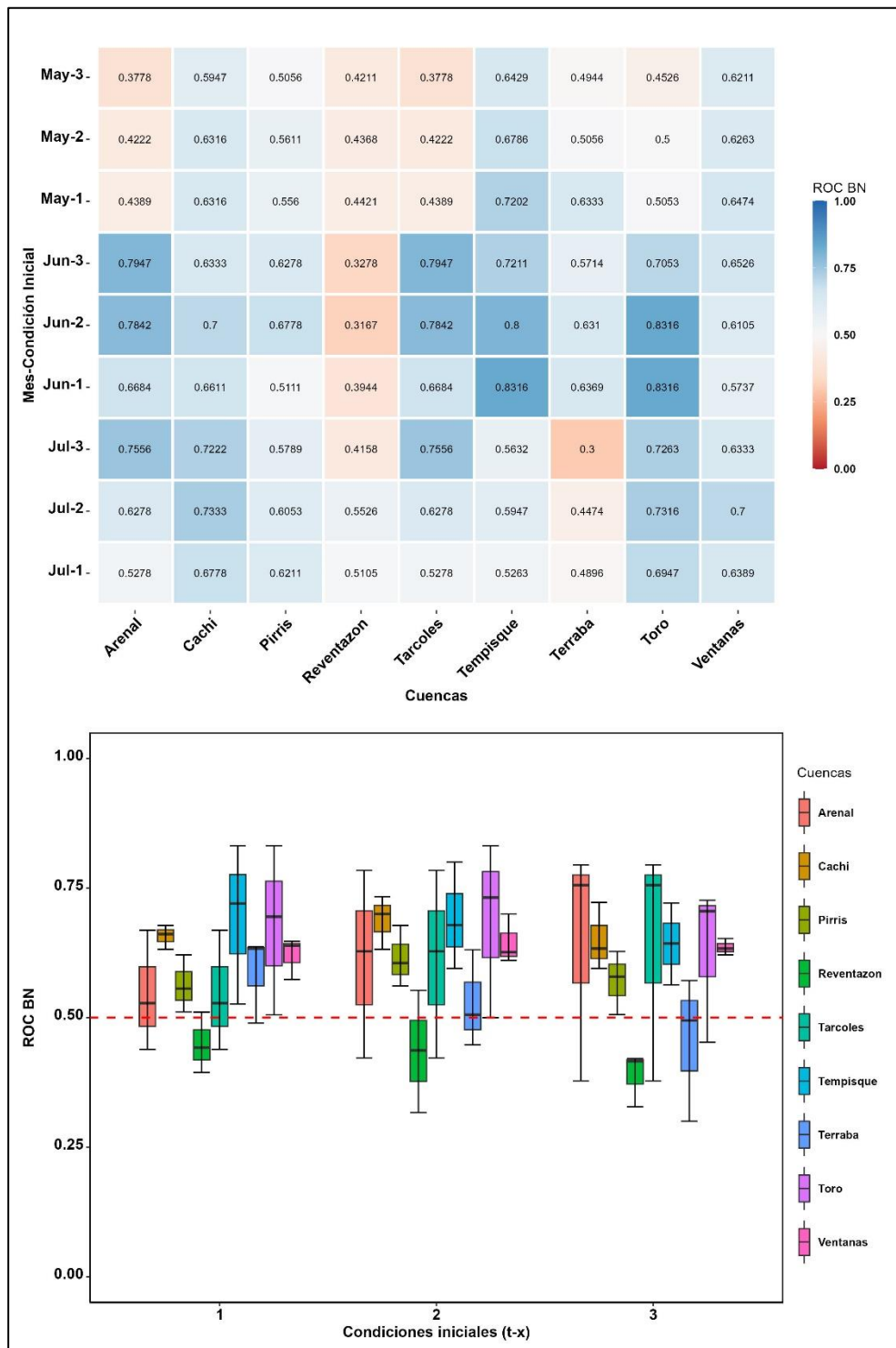
La habilidad de pronósticos para la categoría AN, mostrados en la Figura 34, es menor que para el escenario BN, el 72.8% de los pronósticos tuvieron valores iguales o menores a 0.5 de ROC AN. Para MJJ, junio fue el mes con más cantidad de pronósticos significativos, seguido por mayo y luego julio. En 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 34b, no hay señales de aumento del valor del estadístico en función de la condición inicial utilizada.



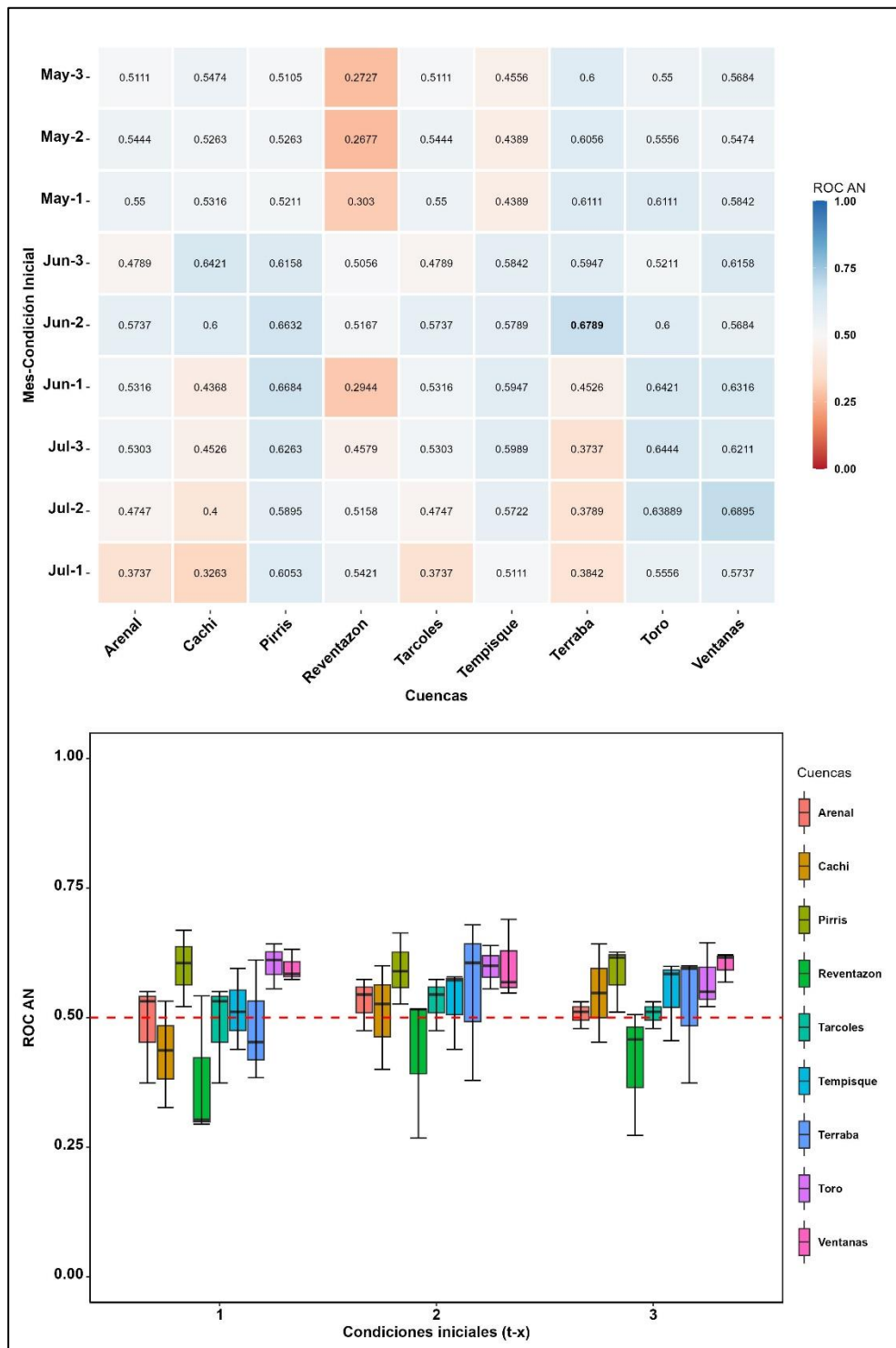
**Figura 31** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ. La línea punteada roja indica el valor de HS = 33.33%.



**Figura 32** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ.



**Figura 33** Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios bajo lo normal (ROC BN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación DEFM. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

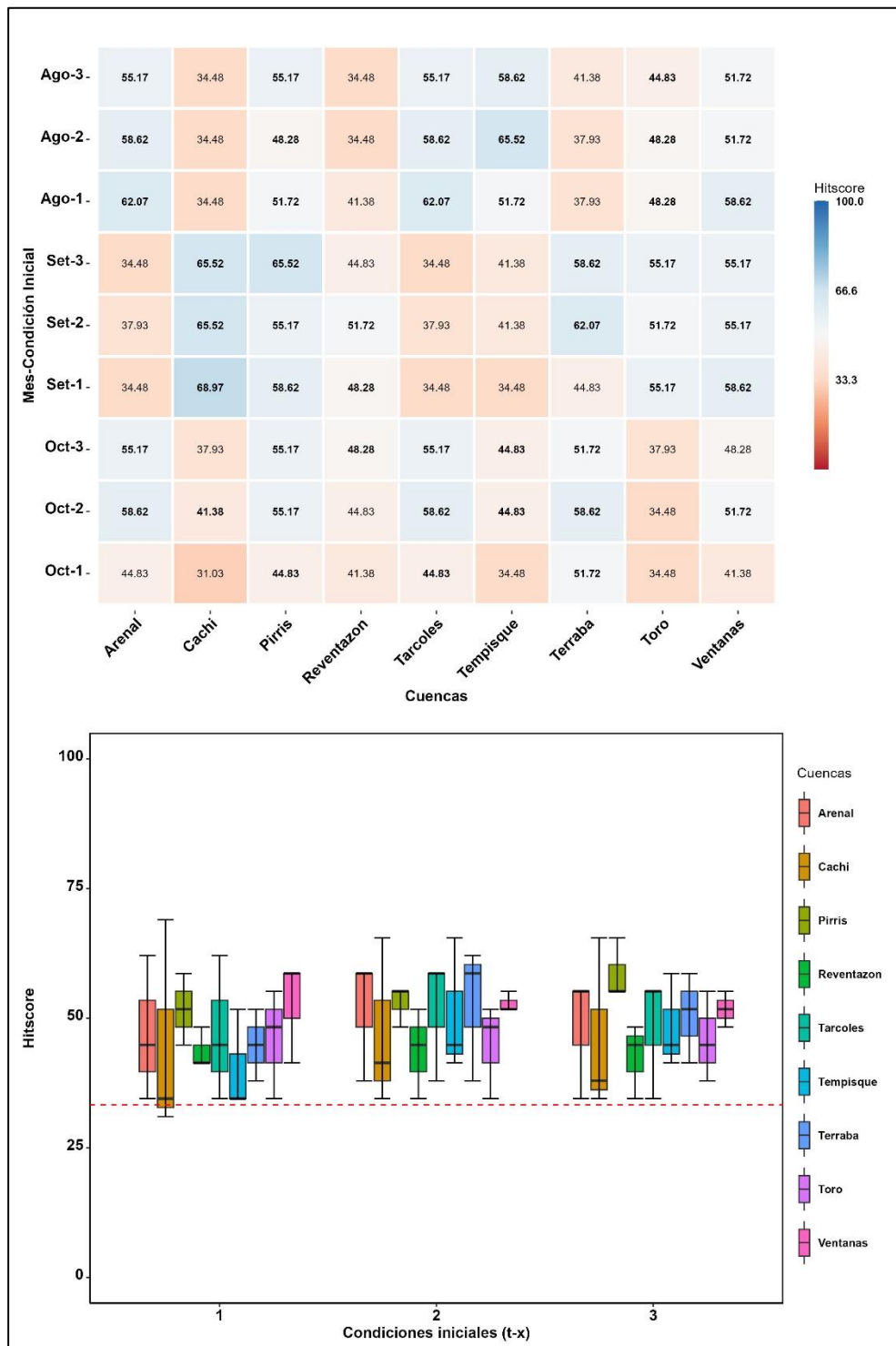


**Figura 34** Lo mismo que la Figura 17, pero el área bajo la curva ROC de escenarios arriba de lo normal (ROC AN) para el pronóstico probabilístico de caudal para la estación MJJ. La línea punteada roja indica el valor de ROC = 0.5.

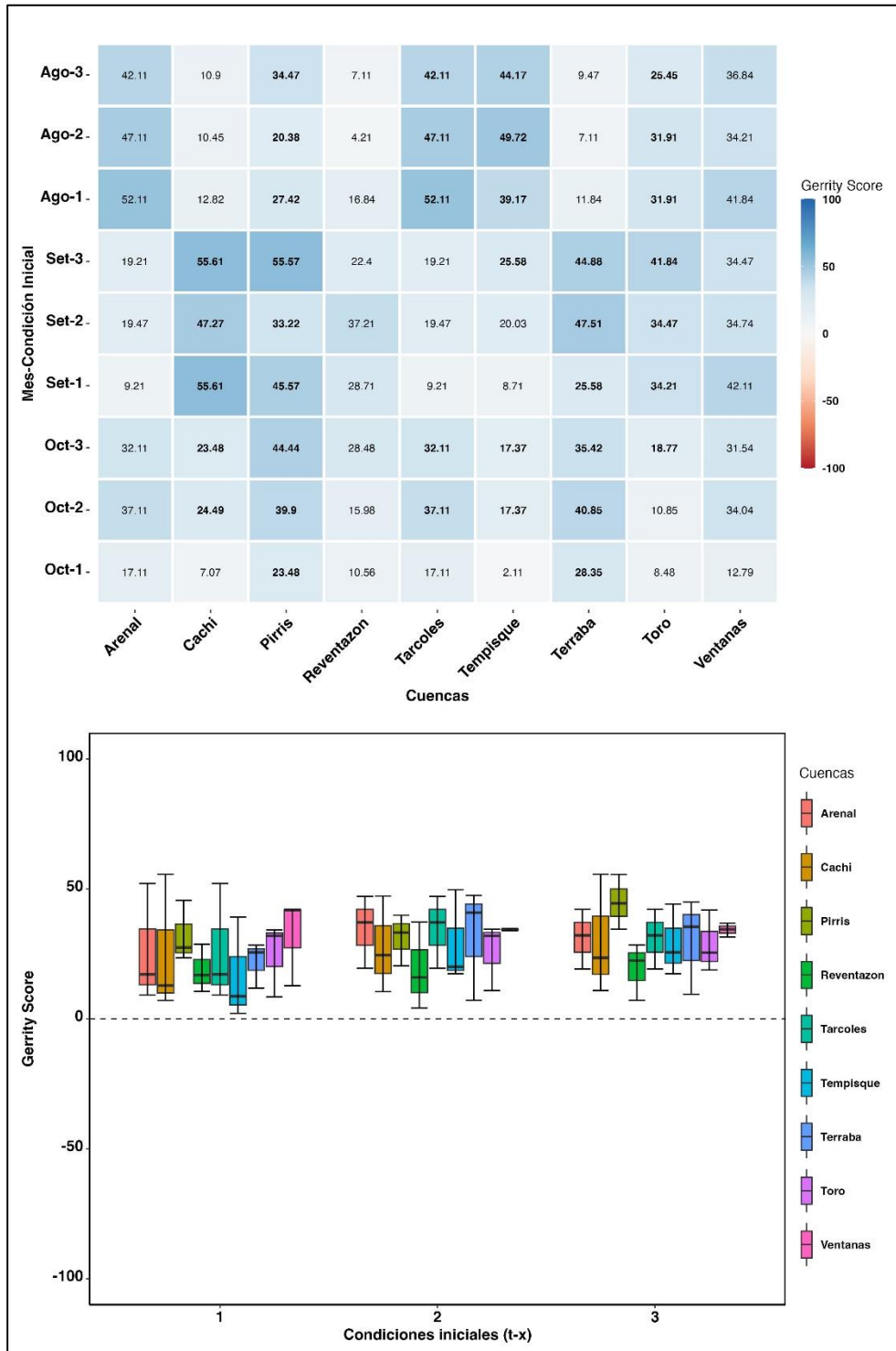
### 3.1.2.3. ASO

La estación ASO posee pronósticos con Hit Score, mostrados en la Figura 35, más significativos que los pronósticos de DEFM y MJJ. Para ASO sólo un pronóstico se encuentra por debajo del 33.33% (Oct-1 para Cachí), lo que indica que el 98.7% de los pronósticos tienen algún grado de habilidad para pronosticar categorías. El GS, en la Figura 36, confirma lo observado con el Hit Score, ya que todos los pronósticos tienen valores mayores a cero, mostrando así que ninguno pronosticó categorías aleatorias.

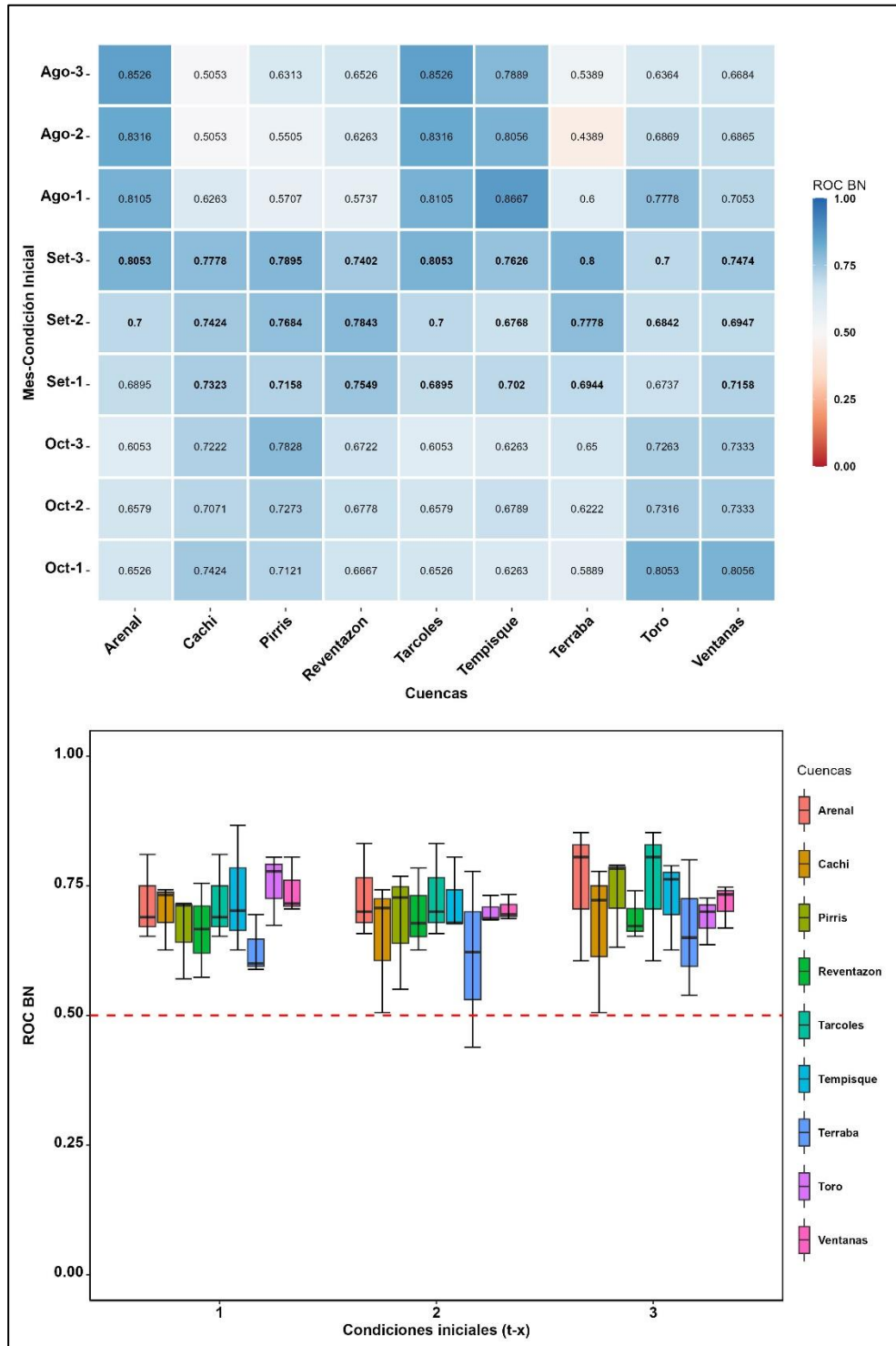
Esta notable habilidad predictiva para los pronósticos de ASO se percibe también en el ROC BN (ver Figura 37), donde sólo el pronóstico de Ago-2 para Terraba tiene un valor menor al 0.5, incluso se observan valores de ROC BN mayores a 0.80, indicando una buena habilidad para pronosticar los escenarios 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 Figura 37b. La habilidad para pronosticar los escenarios AN por medio del ROC AN (ver Figura 38), poseen una significancia tan alta como la de ROC BN, incluso no se muestra ningún valor menor a 0.5. A pesar de lo anterior, los pronósticos no tienen una tendencia similar de ROC para AN y BN, lo que indica que los pronósticos con habilidad para los escenarios BN no poseen una habilidad similar que AN, aunque en términos generales ASO posee ROC BN y AN mayores que para DEFM y MJJ.



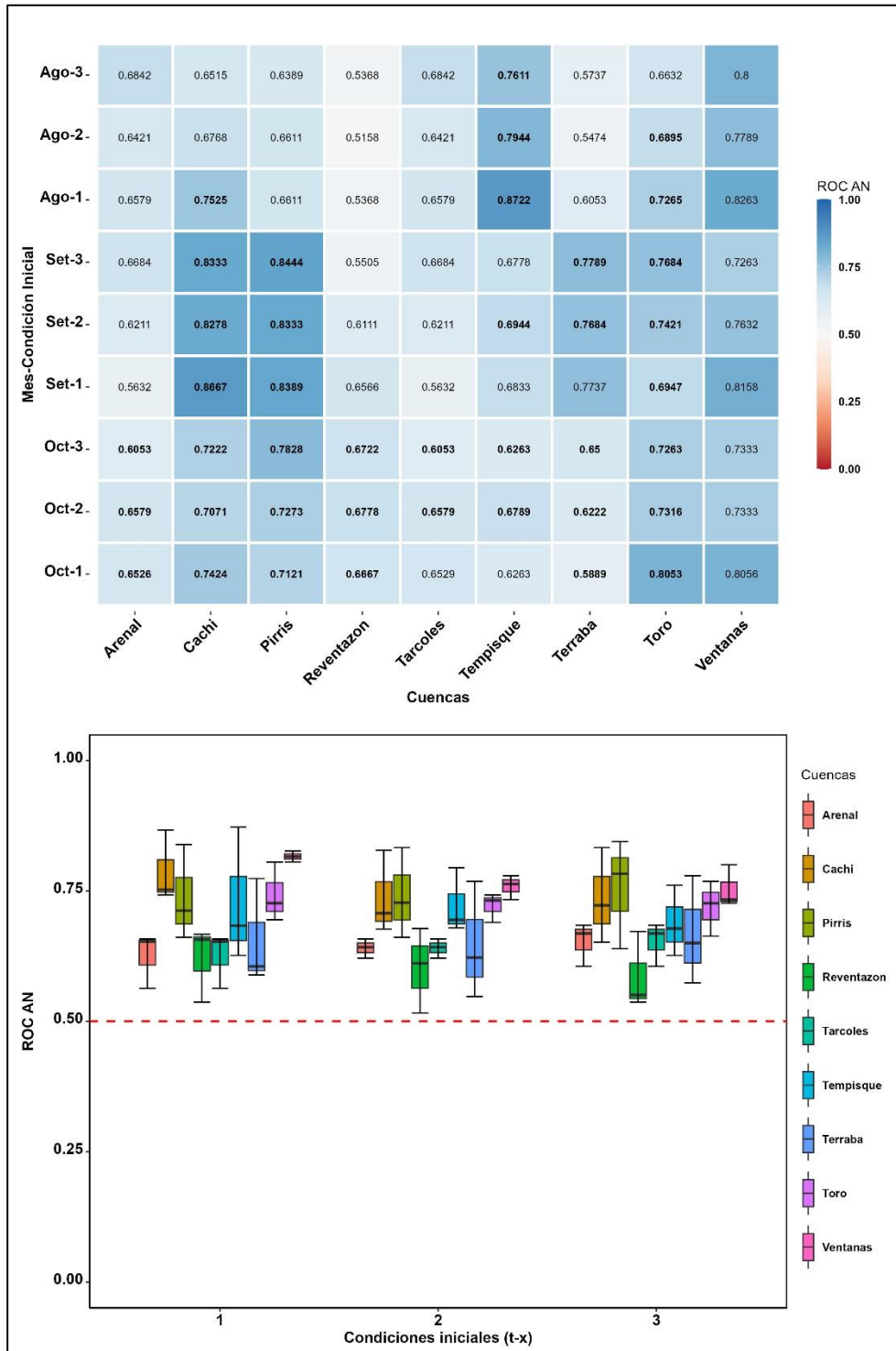
**Figura 35** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Hit Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO. La línea punteada roja indica el valor de HS = 33.33%.



**Figura 36** Lo mismo que la Figura 17, pero para el Gerrity Score del pronóstico probabilístico de caudal para la estación ASO.



**Figura 37** Lo mismo que la Figura 17, 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.



**Figura 38** Lo mismo que la Figura 17, 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.

### 3.1.3. Discusión

En resumen, al comparar las tres estaciones, ASO (MJJ) se distingue por tener valores más (menos) significativos en los estadísticos que evalúan los pronósticos determinísticos y probabilísticos. DEFM no tiene una tendencia tan marcada como ASO o MJJ, ya que para algunos meses y cuencas se tiene 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 39 de donde se observan los valores de correlación mayores en el trimestre ASO, y destaca la caída en el valor de este estadístico para el trimestre MJJ.



**Figura 39** 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.

Para la correlación de Pearson, Mean Bias y los estadísticos que evalúan los pronósticos probabilísticos se cuantificaron cuantos pronósticos poseen valores mayores al umbral que establece un pronóstico significativo (ver Tabla 7). Este resumen permite reiterar que ASO, es la estación con mejor habilidad predictiva y es la estación en la que los caudales fueron menos sobreestimados. Se destaca también como el estadístico con porcentaje más bajo de pronósticos mayores al umbral es el Hit Score para MJJ con el 66.6%. Lo anterior muestra que la mayoría

de los pronósticos tiene habilidades predictivas significativas, incluso cuando hay casos donde todos los pronósticos son significativos, cómo es el caso de GS y ROC BN para ASO.

La Tabla 7 también muestra el porcentaje de pronósticos cuyos estadísticos de evaluación tuvieron una significancia estadística mayor al 95%. 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. Se destaca que todos los resultados estadísticamente significativos (valores- $p \leq 0.05$ ) tuvieron valores por encima del umbral para el cuál se obtienen pronósticos útiles.

**Tabla 7** Resumen del porcentaje (%) de pronósticos probabilísticos cuyas evaluaciones son mayores al umbral que indica habilidad predictiva para cada estadístico en cada una de las estaciones y el total de todos los pronósticos. Entre paréntesis se muestra el porcentaje (%) de pronósticos que tuvieron estadísticos con una significancia estadística mayor al 95%.

	<b>DEFM</b>	<b>MJJ</b>	<b>ASO</b>	<b>TOTAL</b>
<b>CORRELACIÓN DE PEARSON</b> ( $> 0.1$ )	44.4 (11.1)	48.1 (12.3)	92 (76.5)	51.2 (26.5)
<b>MEAN BIAS</b> ( $> 0$ )	56.4	46.9	23.4	46.6
<b>HS</b> ( $> 33.33\%$ )	72.2 (20.37)	66.6 (12.3)	98.7 (61.7)	71.9 (30.8)
<b>GS</b> ( $> 0$ )	81.1 (16.6)	71.6 (17.28)	100 (46.9)	75.9 (37.5)
<b>ROC AN</b> ( $> 0.5$ )	68.8 (10.4)	72.8 (1.3)	100 (55.5)	70.26 (17.7)
<b>ROC BN</b> ( $> 0.5$ )	80 (0)	77.7 (0)	98.7 (28.3)	74.5 (40.5)

Siguiendo el análisis de la Tabla 7, en términos generales, al considerar todos los pronósticos, al menos el 71.9% de los pronósticos tienen habilidad predictiva para para el HS. El estadístico que muestra más pronósticos con algún grado de habilidad predictiva es el GS, donde el 75.9% de los pronósticos poseen habilidad predictiva para todos los meses pronosticados.

Adicionalmente, el 61,9% de los pronósticos tienen habilidad predictiva para el HS, GS, ROC AN y ROC BN, simultáneamente como lo muestra la Figura 40. Esto refuerza la habilidad predictiva que posee ASO, donde el 95.7% de los pronósticos son significativos desde la evaluación de distintos estadísticos simultáneamente, lo que da mayor confianza a estos pronósticos. Además, destaca la cuenca de Ventanas como la cuenca para la cual, la mayor cantidad de

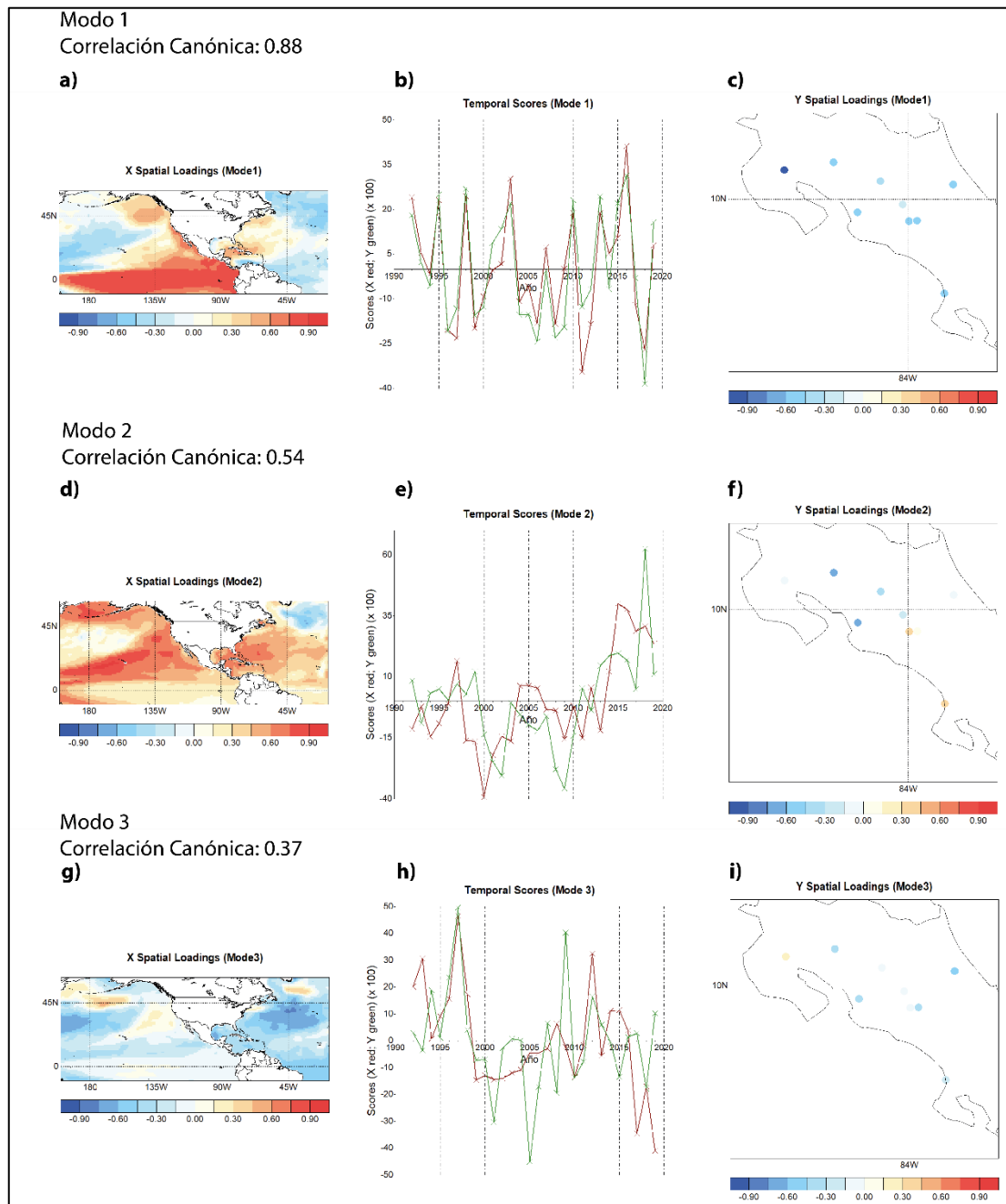
pronósticos fueron significativos para todos los estadísticos, con 24 de los 28 pronósticos, es decir, el 85%.



**Figura 40** 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.

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 tanto 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  $Y$ . Estos mapas fueron generados para los pronósticos de todos los meses y sus respectivas condiciones iniciales, sin embargo, se escogieron los mapas para los pronósticos más significativos de cada estación (Ene-3, Jun-2, Set-1) para este análisis.

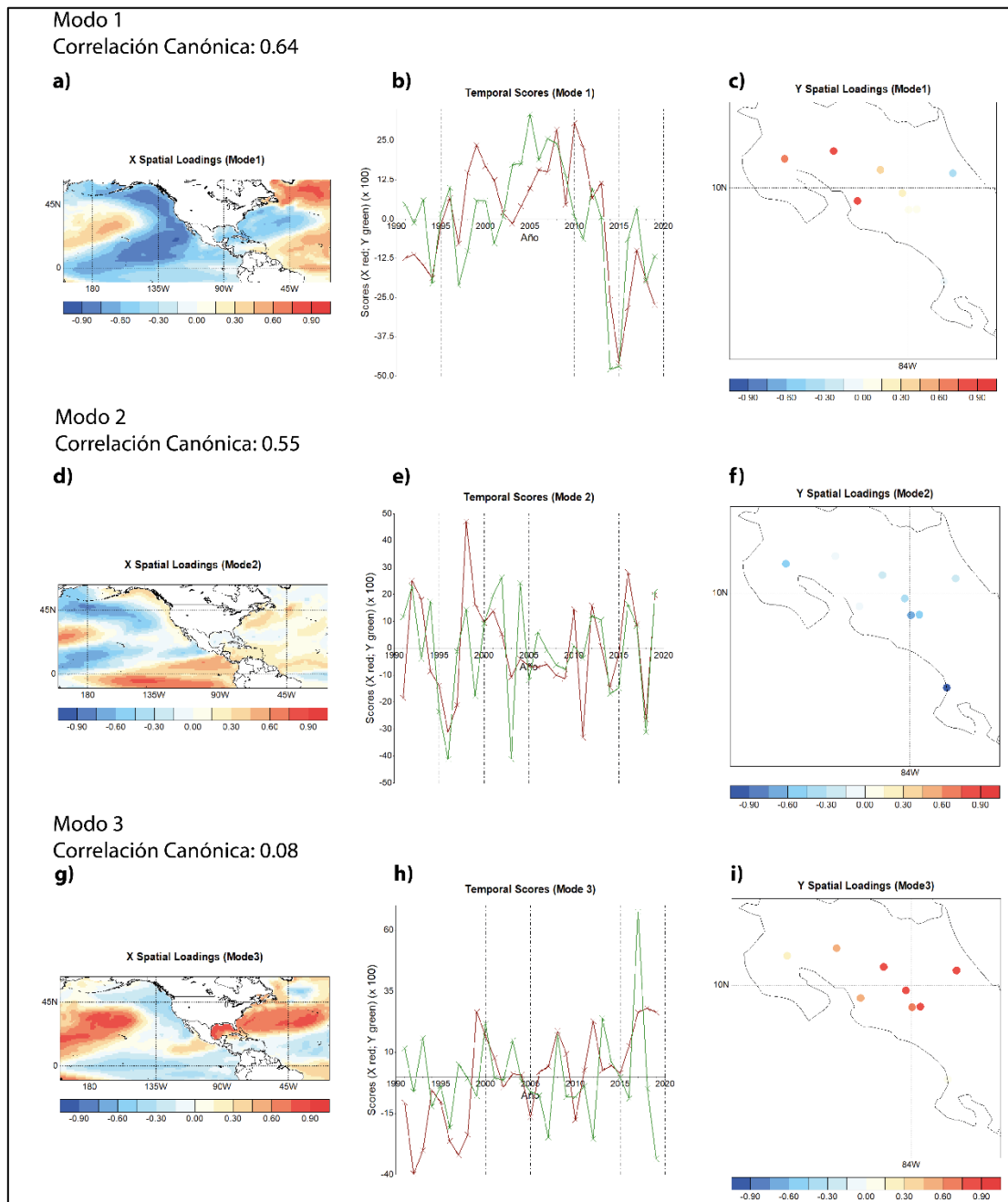


**Figura 41** Mapas canónicos para el pronóstico de caudal de enero con condiciones iniciales de octubre (Ene-3). **a)**, **d)** y **g)** Mapa del predictor para el modo 1, 2 y 3, respectivamente. **b)**, **e)** y **h)** Series de tiempo del modo 1, 2 y 3 del predictor (rojo) y del predictante (verde), respectivamente. **c)**, **f)** e **i)** Mapa del predictante para el modo 1, 2 y 3, respectivamente. La correlación canónica fue de 0.88, 0.54 y 0.37, respectivamente para los modos 1, 2 y 3.

La Figura 41 muestra los mapas del pronóstico de Ene-2, el primer modo (ver Figura 41a y Figura 41c) 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 arriba (bajo) 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 (ver Figura 41g y Figura

41i), la configuración de enfriamiento (calentamiento) en el Atlántico genera un aumento (disminución) de los caudales para la mayoría de las cuencas, exceptuando a Tempisque para la cual el patrón es inverso.

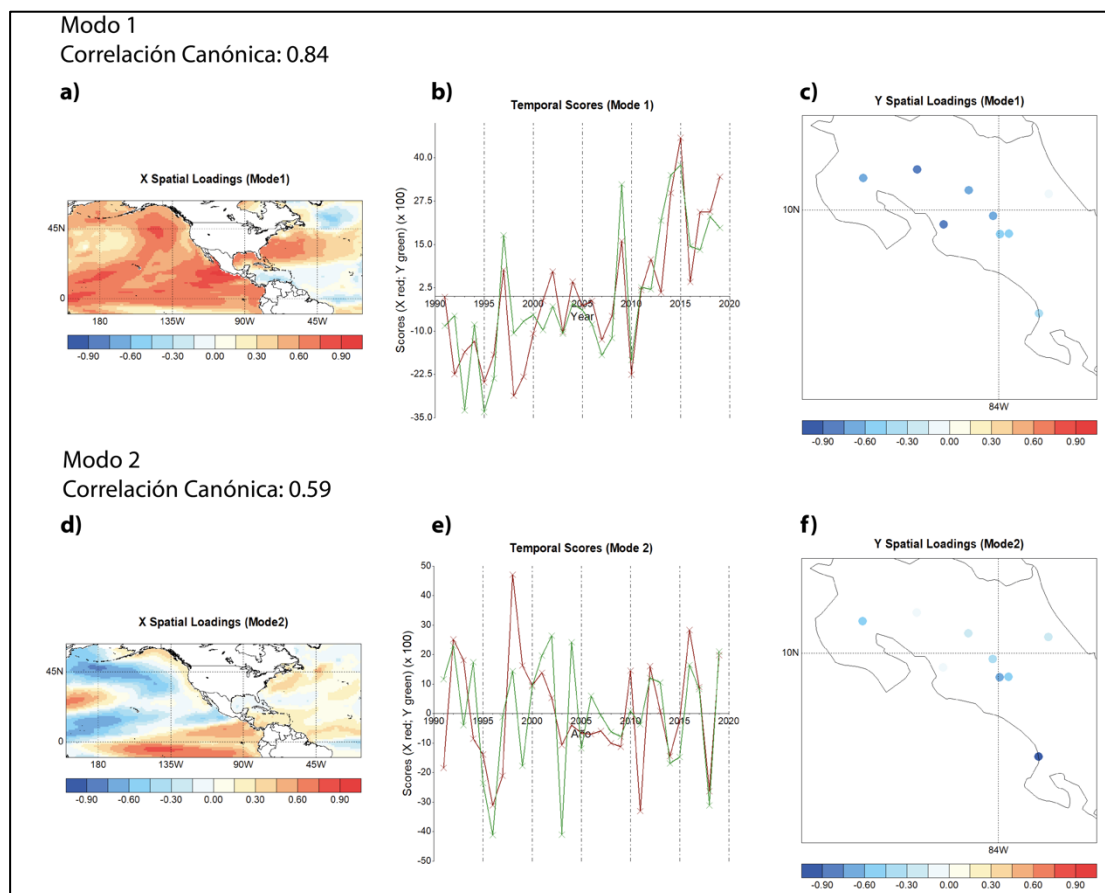
Para el pronóstico de Jun-2 (Figura 42), se obtuvieron tres modos de correlación canónica, donde el primer modo muestra que una PDO fría (cálida), condiciones tipo La Niña (El Niño) y un Atlántico cálido (frío) generan caudales arriba (bajo) de lo normal para la mayoría de las cuencas, excepto Reventazón 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). 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 MJJ. 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.



**Figura 42** 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.

La Figura 42 muestra los mapas canónicos para los pronósticos de setiembre con condiciones iniciales de agosto (Set-1). De las Figura 43a y Figura 43b, 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 43d y Figura 43f, se

observa cómo el segundo modo (con una correlación canónica de 0.5953) está correlacionado de manera positiva (negativa) con las variaciones de la TSM del Mar Caribe (Océano Pacífico Oriental tropical), lo que refleja un dipolo entre las TSM del Pacífico y del Atlántico Tropical Norte o ATN, pero la respuesta de los caudales no es homogénea en todas las cuencas. Estos claros patrones entre la TSM y los caudales coinciden con los encontrados por Fallas y Alfaro (2012b) entre la TSM y la precipitación, a su vez, esto explicaría por que los resultados para ASO son los mejores desde el punto de vista de los estadísticos usados para la evaluación de los pronósticos. Adicionalmente, la TSM podría contener la memoria de otros forzantes como lo es la AAO para la parte Pacífica de Costa Rica (Castillo 2021).

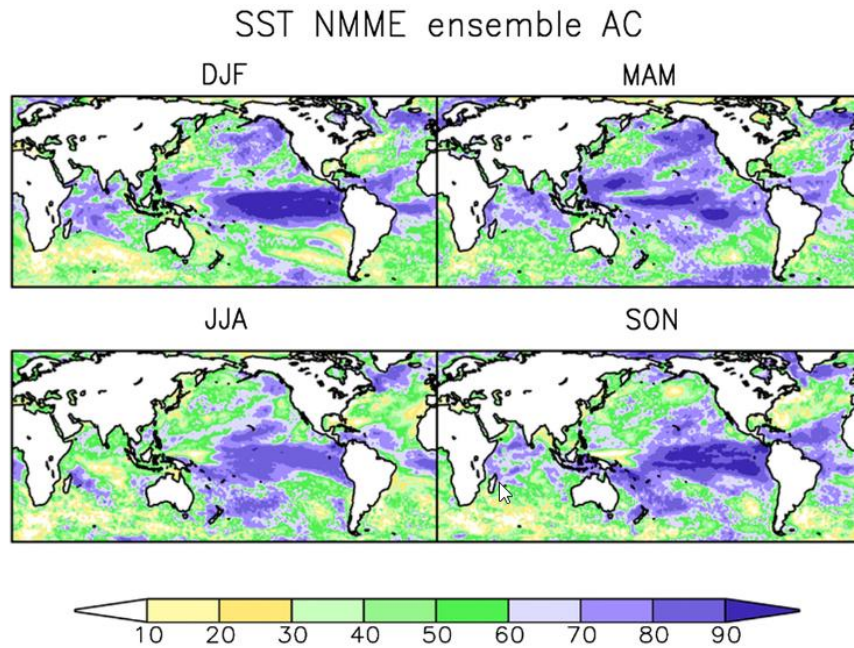


**Figura 43** Mapas canónicos para el pronóstico de caudal de setiembre con condiciones iniciales de agosto (Set-1). **a)** y **d)** Mapa del predictor para el modo 1 y 2. **b)** y **e)** series de tiempo del modo 1 y 2 del predictor (rojo) y del predictante (verde). **c)** y **f)** mapa del predictante para el modo 1 y 2. La correlación canónica fue de 0.84 y 0.60, respectivamente para los modos 1 y 2.

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, esto se discutirá ampliamente en la siguiente sección.

A partir de los resultados obtenidos, se muestra que las evaluaciones de los pronósticos brindan gran información para los pronósticos probabilísticos y determinísticos. Por ejemplo, en el caso del Mean Bias, permite identificar las ocasiones en las que el pronóstico fue sobre estimado o subestimado; MAE y RMSE muestran la magnitud del error en el pronóstico; y la correlación de Pearson, la covariabilidad entre los pronósticos y las observaciones. En el caso de los estadísticos para pronósticos probabilísticos, estos permiten interpretar de mejor manera cuando se acierta o se falla el pronóstico, cuando un pronóstico tiene mayor habilidad predictiva o cuando un pronóstico es totalmente al azar. Esto se complementa con el hecho de que los pronósticos probabilísticos pueden llegar a tener mayor valor económico que los pronósticos determinísticos en un contexto de toma de decisión (Mylne 2002).

En términos del predictor, el NMME ha sido evaluado por Becker et al. (2014) por medio de las anomalías de correlación o AC (por sus siglas en inglés) para el hindcast del periodo 1982 al 2010 respecto a los valores observados. La Figura 44 muestra la distribución espacial de las AC, donde la mayoría de las regiones que fueron de interés en el análisis de los mapas canónicos presentan habilidades por encima de 60%, valor que parece representar un límite inferior razonable para delimitar pronósticos de campo que son sinópticamente útiles (Wilks 2019). Sin embargo, se observa que esta región es más dispersa para MAM y presenta valores más bajos para junio-julio-agosto (JJA), especialmente en la región del océano Pacífico Ecuatorial del Este y océano Atlántico, lo que concuerda con Castillo (2021). Para diciembre-enero-febrero (DEF) y marzo-abril-mayo (MAM) se observan buenas habilidades para la región de la PDO, lo cual no se observa en JJA y SON. El pronóstico retrospectivo de NMME fue evaluado para la región Niño 3.4 ( $5^{\circ}\text{S} - 5^{\circ}\text{N}$ ,  $170^{\circ} - 120^{\circ}\text{O}$ ) de dos maneras, para cada punto de grilla de la región y para el promedio de región, obteniendo valores de  $AC = 89\%$  y  $AC = 93\%$ , respectivamente. Lo anterior muestra una habilidad predictiva buena y persistente a lo largo del año para la TSM pronosticada por el NMME. Lo anterior puede indicar la razón por la que los pronósticos de caudal en ASO obtuvieron los mejores resultados y el trimestre MJJ coincide con el descenso en la habilidad predictiva del NMME, lo podría responder a que este periodo sea el que posee menor habilidad predictiva.



**Figura 44** Habilidad de pronóstico medida por la correlación de anomalías (multiplicadas por 100) para la predicción del promedio de los ensambles del NMME para la TSM. Se muestran cuatro estaciones diciembre a febrero (DJF, en inglés), marzo a mayo (MAM), junio a agosto (JJA) y setiembre a noviembre (SON) pronosticadas con un mes de anterioridad. Adaptado de Becker et al. (2014).

Adicionalmente y debido a la importancia en la variabilidad climática del ENOS, Barnston et al. (2019) decidieron evaluar la habilidad predictiva del NMME para pronosticar la TSM en el océano Pacífico Tropical Ecuatorial, específicamente en la región Niño3.4. Los resultados mostraron que los miembros CFSv2 y el modelo canadiense CMC2, son los modelos individuales con mejor rendimiento, sin embargo, el conjunto NMME tiene casi el mismo nivel de habilidad que estos modelos individuales. Además, se mostró una tendencia hacia pronósticos excesivamente seguros en las predicciones para meses objetivos antes y después de la barrera de predictibilidad de la primavera del hemisferio norte. Para los meses de abril, mayo y junio, el error de los pronósticos puede ser mayor, debido a que dichos modelos no reproducen de buena manera el ciclo estacional de variabilidad interanual. Estos resultados de Barnston et al. (2019) son congruentes con disminución en la habilidad predictiva de los pronósticos de caudal para el periodo MJJ (ver Figura 39) y considerando que los pronósticos utilizan como predictor la TSM del NMME, es normal esperar esta disminución en la habilidad predictiva. Lo anterior no se debe únicamente a la habilidad predictiva del NMME para la TSM de MJJ, sino a las condiciones de variabilidad interanual que para este periodo que son más complejas de pronosticar.

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

Se realizaron las simulaciones de pronóstico retrospectivos hidrológicos de caudal mensual para las estaciones climáticas de MJJ, ASO y DEFM, para un total de 270 pronósticos. De estos, 18 fueron descartados debido que generaron errores y no fueron de utilidad para el análisis. Estos pronósticos se realizaron para las subcuencas de los ríos Arenal, Cachí, Pirrís, Toro y Ventanas; y las cuencas de los ríos Reventazón, Grande de Tárcoles, Tempisque y Grande de Térraba.

La herramienta Climate Predictability Tool o CPT (por sus siglas en inglés) mostró ser de gran utilidad para realizar pronósticos estadísticos basados en el Análisis de Correlación Canónica (ACC) entre dos variables: un predictor y un predictante. Para este estudio el predictor fue la Temperatura Superficial del Mar (TSM) y el predictante caudales medios mensuales simulados. 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 mostró ser útil para pronosticar caudales, una variable diferente a las que han sido pronosticadas en la región centroamericana usando CPT, como lo han sido precipitación y la temperatura.

La evaluación de los pronósticos se realizó para los resultados determinísticos y probabilísticos. Los estadísticos usados para cada tipo de pronóstico aportaron información suficiente para evaluarlos y determinar la habilidad predictiva de estos pronósticos. La correlación de Pearson, Mean Bias, RMSE fueron útiles para conocer semejanzas, diferencias y la magnitud de los errores entre los pronósticos y los caudales respecto a los observados. El Hit Rate, Gerrity Score, ROC AN y ROC BN permitieron evaluar los pronósticos determinísticos en términos de los aciertos, desaciertos y habilidades al pronosticar categorías arriba de lo normal (AN), normal (N) o bajo lo normal (BN).

Esta 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 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 demostraron proporcionar una interpretación y utilidad superiores en comparación con los pronósticos determinísticos. Esto debido a que 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, 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 Recomendaciones

Para futuras investigaciones se recomienda utilizar otros predictores, como la precipitación, y comparar con los resultados de este trabajo para encontrar el campo que genere valores de correlación canónica más altos y así determinar cuál es el mejor predictor para pronosticar caudales medios mensuales utilizando ACC y la CPT.

A partir de la buena habilidad predictiva obtenida para ASO se pueden realizar investigaciones concentradas en este trimestre que permitan obtener pronósticos con otras aplicabilidades, por ejemplo, pronósticos de caudales mínimos, máximos y eventos extremos, similar a lo realizado por Maldonado et al. (2013) pero adaptado a caudales.

### 5.1. Propuesta metodológica

Los resultados analizados en las secciones anteriores muestran la presencia de persistencia en los pronósticos a lo largo de las tres condiciones iniciales, específicamente para los pronósticos categóricos. Por lo tanto, es posible iniciar el proceso de pronóstico con tres meses de anticipación para el mes deseado. Los pronósticos categóricos, especialmente para ASO, mostraron un alto nivel de significancia lo que los convierte en la opción recomendada para la generación de pronósticos.

A continuación, se sugieren algunos procedimientos para la generación de pronósticos de caudal usando la CPT:

*i. Predictor y predictante:*

A nivel operativo los pronósticos de TSM del NMME en formato de archivo específico para la CPT, se publican durante los primeros 10 días del mes para los siguientes 6 meses. Por lo que se pueden seleccionar tanto el hindcast (pronóstico retrospectivo) como el pronóstico de la TSM para generar los pronósticos de caudal hasta con tres meses de anticipación al mes de interés, según lo obtenido en los resultados previos.

Los pronósticos generados se realizaron utilizando los caudales simulados por Arciniega-Esparza y Birkel (2020), sin embargo, se pueden utilizar series de caudales medidos siempre que estos estén disponibles. Si se tienen algunas series de tiempo interrumpidas, se pueden comparar contra los caudales simulados de manera que se puedan conocer los sesgos, tendencias y variabilidad de las series para así validarlas y conocerlas con el fin de interpretar mejor los resultados de los pronósticos. Utilizar series de

caudal con una buena continuidad temporal y con registros recientes, permitiría utilizar la opción de rezago en la CPT, lo cual ha mostrado mejorar considerablemente los pronósticos realizados con esta herramienta.

*ii. Ampliación hecha a la medida*

Para la generación de los pronósticos se definió un área de TSM que captara la mayor señal de los modos de variabilidad oceánica. Sin embargo, si se conoce cuales regiones oceánicas influyen más en el comportamiento de los caudales para una cuenca en particular, el área de TSM se puede modificar de manera que los modos canónicos brinden una mejor correlación con los caudales.

Se pueden hacer análisis estadísticos a las series de caudal de manera que se puedan determinar los umbrales BN, N y AN, a partir de las distribuciones de probabilidad que mejor describen los caudales en cada cuenca. De esta manera se pueden especificar estos umbrales en la CPT, y así los pronósticos categóricos brindarían más información al tomador de decisión basado en el comportamiento propio de la cuenca de interés. Estos umbrales pueden ser definidos en base a decisiones que el usuario deba tomar, por ejemplo, se puede definir un límite BN (AN) como el valor a partir del cual el caudal se considera deficitario (excesivo) para una aplicación específica. Estos umbrales facilitarán una mejor interpretación de los resultados y una toma de decisiones adecuada y adaptada para la gestión del agua.

*iii. Evaluación de los pronósticos*

Se sugieren los estadísticos utilizados en las secciones 3.1.1 y 0 para la evaluación de los pronósticos determinísticos y categóricos, respectivamente. Estas evaluaciones deben usarse para determinar el valor y la significancia de los pronósticos. Se recomienda hacer estas evaluaciones y analizarlas previo a darle un uso a los pronósticos, ya que estos permiten identificar que tan similares son las series pronosticadas respecto a las observadas y determinar, en términos generales, si los pronósticos de caudal fueron sobre o subestimados. Mientras que para los pronósticos categóricos se puede determinar significancia, la cantidad de aciertos, falsas alarmas y cuán útiles son, de manera que brinda información relevante de los pronósticos previo a ser empleados.

*iv. Uso de los pronósticos*

Para tomar decisiones respecto al uso del recurso hídrico se sugiere el uso de los pronósticos categóricos debido a los resultados obtenidos. Si para alguna aplicación en particular se requiere de un valor determinístico de caudal, este puede ser extraído de los resultados de la CPT y su uso puede ser guiado a partir de la información brindada por los pronósticos categóricos.

## 6 Referencias

- Alfaro, E., 2007a: Uso del análisis de correlación canónica para la predicción de la precipitación pluvial en Centroamérica. *Ing. Compet.*, **9**, 33–48, <https://doi.org/10.25100/iyc.v9i2.2486>.
- , 2007b: Predicción de la temperatura superficial del aire en Centroamérica. *Rev. Ambient.*, **165**, 6–10.
- , 2014: Caracterización del “veranillo” en dos cuencas de la vertiente del Pacífico de Costa Rica, América Central. *Rev. Biol. Trop.*, **6**, 1–15, <https://doi.org/10.15517/rbt.v62i4.20010>.
- , y F. Soley, 1999: Aplicación de análisis multivariado al campo de anomalías de precipitación en Centroamérica.
- , y H. Hidalgo, 2017: Propuesta metodológica para la predicción climática estacional del veranillo en la cuenca del río Tempisque en el Pacífico Norte de Costa Rica. *Tópicos Meteorológicos Ocean.*, **16**, 62–74.
- , F. Soley Alfaro, y D. B. Enfield, 2004: Uso de una Tabla de Contingencia para Aplicaciones Climáticas (Documento Técnico). *Uso Una Tabla Contingencia Para Apl. Climáticas Pp 51 San José Costa Rica Univ. Costa Rica*, 51, <https://hdl.handle.net/10669/76751>.
- , A. Gershunov, y D. Cayan, 2006: Prediction of summer maximum and minimum temperature over the central and western United States: The roles of soil moisture and sea surface temperature. *J. Clim.*, **19**, 1407–1421.
- , H. Hidalgo, y N. Mora, 2016a: Prediction of MJ rainfall season using CCA models. *Tópicos Meteorológicos Ocean.*, **15**, 15–19.
- , ———, ———, P. Pérez, y B. Fallas, 2016b: Assessment of Central America Regional Climate Outlook Forum maps, 1998-2013. *Tópicos Meteorológicos Ocean.*, **15**, 37–52.
- , X. Chourio, Á. G. Muñoz, y S. Mason, 2018: Improved seasonal prediction skill of rainfall for the Primera season in Central America. *Int. J. Climatol.*, **38**, e255-268, <https://doi.org/10.1002/joc.5366>.
- Amador, J., 2008: The Intra-Americas Sea Low-level Jet. *Ann. N. Y. Acad. Sci.*, **1146**, 153–188, <https://doi.org/10.1196/annals.1446.012>.
- , S. Laporte, y R. E. Chacón, 2000: Cuenca del Río Arenal: Análisis de los eventos Niño de los años 1992-93, 1994-95 y 1997-98. *Top. Meteor. Oceanogr.*, **7**, 1–20.
- , E. Alfaro, O. Lizano, y V. Magaña, 2006: Atmospheric forcing of the eastern tropical Pacific: A review. *Prog. Oceanogr.*, **69**, 101–142, <https://doi.org/10.1016/j.pocean.2006.03.007>.

- , E. Rivera, A. M. Durán-Quesada, G. Mora, F. Sáenz, B. Calderón, y N. Mora, 2016a: The easternmost tropical Pacific. Part I: A climate review. *Rev. Biol. Trop.*, **64**, 1, <https://doi.org/10.15517/rbt.v64i1.23407>.
- Amador, J. A., A. M. Durán-Quesada, E. R. Rivera, G. Mora, F. Sáenz, B. Calderón, y N. Mora, 2016b: The easternmost tropical Pacific. Part II: Seasonal and intraseasonal modes of atmospheric variability. *Rev. Biol. Trop.*, **64**, 23–57, <https://doi.org/10.15517/rbt.v64i1.23409>.
- Arciniega-Esparza, S., y C. Birkel, 2020: Hydrological simulations for Costa Rica from 1985 to 2019 using HYPE CR 1.0 [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4029572>.
- Barnston, A. G., M. K. Tippett, M. Ranganathan, y M. L. L’Heureux, 2019: Deterministic skill of ENSO predictions from the North American Multimodel Ensemble. *Clim. Dyn.*, **53**, 7215–7234.
- Becker, E., H. V. Den Dool, y Q. Zhang, 2014: Predictability and Forecast Skill in NMME. *J. Clim.*, **27**, 5891–5906, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-13-00597.1>.
- Bergström, S., 1992: *The HBV Model -its structure and applications*. Swedish Meteorological and Hydrological Institute (SMHI), Hydrology, 35 pp.
- , 1995: The HBV model. Computer models of watershed hydrology (Chapter 13). *Computer Models of Watershed Hydrology*, Singh, V. P., Water Resources Publications, 443–476.
- Brown De La O, D. J., 2019: Modelación hidrológica para el pronóstico de caudales en la cuenca de la Planta Hidroeléctrica Cachí. Universidad de Costa Rica, 294 pp. <http://repositorio.sibdi.ucr.ac.cr:8080/jspui/handle/123456789/15702>.
- Castillo, R., 2021: La oscilación antártica: su influencia en la variabilidad interanual de la precipitación en Costa Rica. *Rev. Acad. Colomb. Cienc. Exactas Físicas Nat.*, **45**, 875–900, <https://doi.org/10.18257/raccefyn.1434>.
- Chinchilla, M., A. Alvarado, y R. Mata, 2011: Factores formadores y distribución de suelos de la subcuenca del río Pirrís, Talamanca, Costa Rica. *Agron. Costarric.*, **35**, 33–57.
- Comité Regional de Recursos Hidráulicos (CRRH), 2022: *XXI Perspectiva Hidrológica de América Central*. Comité Regional de Recursos Hidráulicos,.
- DelSole, T., y M. Tippett, 2022: *Statistical methods for climate scientists*. Cambridge University Press,.
- Durán-Quesada, A. M., R. Sorí, P. Ordoñez, y L. Gimeno, 2020: Climate Perspectives in the Intra–Americas Seas. *Atmosphere*, **11**, 959, <https://doi.org/10.3390/atmos11090959>.
- Echeverría-Bonilla, J., 2004: *Estudio de caso cuenca Tempisque, Costa Rica*. Ministerio del Ambiente y Energía, <https://1library.co/document/zlr901oz-estudio-de-caso-cuenca-tempisque-costa-rica.html> (Accessed November 9, 2021).

- Enfield, D. B., y E. J. Alfaro, 1999: The Dependence of Caribbean Rainfall on the Interaction of the Tropical Atlantic and Pacific Oceans. *J. Clim.*, **12**, 2093–2103, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1999\)012<2093:TDOCRO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1999)012<2093:TDOCRO>2.0.CO;2).
- Enfield, D. B., A. M. Mestas-Nuñez, y P. J. Trimble, 2001: The Atlantic multidecadal oscillation and its relation to rainfall and river flows in the continental US. *Geophys. Res. Lett.*, **28**, 2077–2080.
- Espinoza, C. E., y R. A. Villalta, 2004: Estudio de caso sobre la contaminación de la cuenca de los ríos Virilla y Grande de Tárcoles (cuenca 24). Documento técnico. Estrategia para la Gestión Integrada de los Recursos Hídricos en Costa Rica. Plan Nacional de Gestión Integrada del Recurso Hídrico.
- Fallas López, B., y E. Alfaro, 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. *Rev. Climatol.*, **12**, 93–105.
- , y ———, 2014: Predicción estacional de las temperaturas máximas y mínimas en América Central. *Tróp. Meteorológicos Ocean.*, **13**, 5–26.
- Faustino, J., y F. Jiménez Otárola, 2000: *Manejo de cuencas hidrográficas*. CATIE. Turrialba (Costa Rica),.
- Funk, C., y Coauthors, 2015: The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Sci. Data*, **2**, 150066, <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>.
- García-Franco, J. L., R. Chadwick, L. J. Gray, S. Osprey, y D. K. Adams, 2023: Revisiting mechanisms of the Mesoamerican Midsummer drought. *Clim. Dyn.*, **60**, 549–569, <https://doi.org/10.1007/s00382-022-06338-6>.
- García-Solera, I., y P. Ramírez, 2012: Central America’s Seasonal Climate Outlook Forum.
- Herrera-Murillo, J., D. Anchía-Leitón, J. F. Rojas-Marín, D. Mora-Campos, A. Gamboa-Jiménez, and M. C. Villalobos, 2018: Influencia de los patrones de uso de la tierra en la calidad de las aguas superficiales de la subcuenca del río Virilla, Costa Rica Influence of Land Use Patterns in the Quality of Surface Waters of the Virilla River Sub-Basin, Costa Rica. **4**, 11–35, <http://dx.doi.org/10.15359/rgac.61-4.1>.
- Horton, R. E., 1932: Drainage-basin characteristics. *Eos Trans. Am. Geophys. Union*, **13**, 350–361, <https://doi.org/10.1029/TR013i001p00350>.
- Hurrell, J. W., 1995: Decadal Trends in the North Atlantic Oscillation: Regional Temperatures and Precipitation. *Science*, **269**, 676–679, <https://doi.org/10.1126/science.269.5224.676>.
- Ibañez Asensio, S., H. Moreno Ramón, y J. M. Gisbert Blanquer, 2011: Morfología de las cuencas hidrológicas.

- Instituto Meteorológico Nacional (IMN), s.f: El clima y las regiones climáticas de Costa Rica. <https://www.imn.ac.cr/documents/10179/31165/clima-regiones-climat.pdf/cb3b55c3-f358-495a-b66c-90e677e35f57> (Accessed November 9, 2021).
- Instituto Meteorológico Nacional (IMN), y Comité Regional de Recursos Hidráulicos (CRRH), 2008: El clima, su variabilidad y cambio climático en Costa Rica. <http://cglobal.imn.ac.cr/documentos/publicaciones/CambioClimatico/climaVariabilidadCambioClimaticoCR.pdf> (Accessed November 9, 2021).
- Lux Cardona, B., 2016: Conceptos básicos de Morfometría de Cuencas Hidrográficas. <http://biblioteca.ingenieria.usac.edu.gt/> (Accessed November 9, 2021).
- Madrigal, J., 2005: Diagnostico de amenazas naturales, herramientas necesarias para los planes de ordenamiento territorial (POT) e implementación de medidas de prevención y mitigación para la protección del ambiente en la cuenca hidrografica superior del rio Pirris (CHSRP), San José, Costa Rica. *Rev. Geológica América Cent.*, 88–89.
- Maldonado, T., y E. Alfaro, 2010: Propuesta metodológica para la predicción climática estacional de eventos extremos y días con precipitación. Estudio de caso: Sur de América Central. *InterSedes*, **11**, 182–204, <https://doi.org/10.15517/ISUCR.V11I21.1009>.
- , y ———, 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**.
- , ———, B. Fallas-López, y L. Alvarado, 2013: Seasonal prediction of extreme precipitation events y frequency of rainy days over Costa Rica, Central America, using Canonical Correlation Analysis. *Adv. Geosci.*, **33**, 41–52, <https://doi.org/10.5194/adgeo-33-41-2013>.
- , A. Rutgersson, E. Alfaro, J. Amador, y B. Claremar, 2016: Interannual variability of the midsummer drought in Central America and the connection with sea surface temperatures. *Adv. Geosci.*, **42**, <https://doi.org/10.5194/adgeo-42-35-2016>.
- , E. Alfaro, y H. Hidalgo, 2018: A review of the main drivers and variability of Central America's Climate and seasonal forecast systems. *Rev. Biol. Trop.*, **66**, S153–S175, <https://doi.org/10.15517/rbt.v66i1.33294>.
- Mantua, N. J., y S. R. Hare, 2002: The Pacific decadal oscillation. *J. Oceanogr.*, **58**, 35–44.
- Mason, S. J., 2013: Guidance on verification of operational seasonal climate forecasts. *World Meteorol. Organ. Comm. Climatol. XIV Tech. Rep.*,.
- , y O. Baddour, 2008: Statistical modelling. *Seasonal climate: forecasting and managing risk*, Springer, 163–201.
- Mason, S. J., M. K. Tippett, L. Song, y Á. G. Muñoz, 2020: Climate Predictability Tool version 17.2.1. <https://doi.org/10.7916/d8-qn5k-n466>.

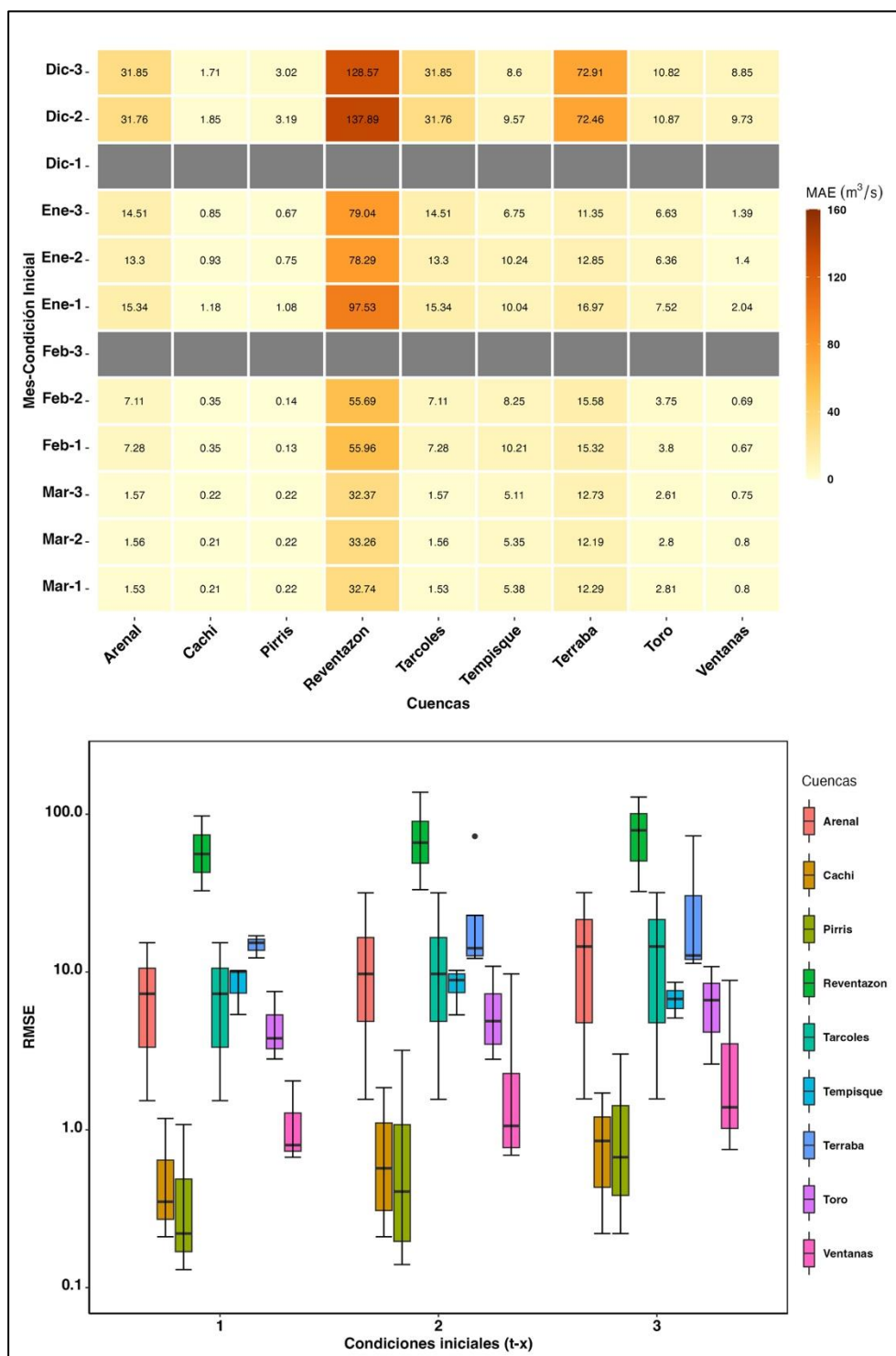
- Méndez, M., y L. Calvo, 2015: Evaluación de diversos modelos de interpolación espacial para la estimación de la precipitación promedio en la cuenca alta de río Toro. *PROHIMET Costa Rica*,.
- Montoya, B. C., A. L. Ramírez, E. V. Portilla, y A. H. Ulate, 2012: Ejes modificadores de las condiciones biofísicas de la cuenca del río Grande de Térraba. *Rev. Geográfica América Cent.*, **1**, 95–116.
- Mu, Q., M. Zhao, y S. W. Running, 2011: Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sens. Environ.*, **115**, 1781–1800.
- Mylne, K. R., 2002: Decision-making from probability forecasts based on forecast value. *Meteorol. Appl.*, **9**, 307–315, <https://doi.org/10.1017/S1350482702003043>.
- Navarra, A., y V. Simoncini, 2010: *A guide to empirical orthogonal functions for climate data analysis*. Springer, 151 pp.
- Ordoñez Gálvez, J. J., 2012: *Cartilla Técnica: ¿Qué es cuenca hidrológica?* Primera. Z. Novoa Goicochea, Ed. Sociedad Geográfica de Lima : Foro Peruano para el Agua,.
- Pérez, J., 1979: Fundamentos del ciclo hidrológico. *Univ. Cent. Venezuela Fac. Ing. Dep. Meteorol. E Hidrol. Caracas Venezuela*, 01–38.
- 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/> (Accessed November 9, 2021).
- Sahu, N., A. W. Robertson, R. Boer, S. Behera, D. G. DeWitt, K. Takara, M. Kumar, y R. B. Singh, 2017: Probabilistic seasonal streamflow forecasts of the Citarum River, Indonesia, based on general circulation models. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, **31**, 1747–1758, <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1297-4>.
- Sharma, P., y D. Machiwal, 2021: Streamflow forecasting. *Advances in Streamflow Forecasting*, Elsevier, 1–50.
- Trujillo, A. R., F. U. Barroso, y Y. C. Escobar, 2010: CARACTERÍSTICAS MORFOMÉTRICAS DE UNA CUENCA. *Guía básica para la caracterización morfométrica de cuencas hidrográficas*, Universidad del Valle, 25–58.
- Tyralis, H., G. Papacharalampous, y A. Langousis, 2021: Streamflow forecasting at large time scales using statistical models. *Advances in Streamflow Forecasting*, Elsevier, 51–86.
- Wang, C., y D. B. Enfield, 2001: The Tropical Western Hemisphere Warm Pool. *Geophys. Res. Lett.*, **28**, 1635–1638, <https://doi.org/10.1029/2000GL011763>.
- , y ———, 2003: A Further Study of the Tropical Western Hemisphere Warm Pool. *J. Clim.*, **16**, 1476–1493, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2003\)016<1476:AFSOTT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2003)016<1476:AFSOTT>2.0.CO;2).
- Wang, G., Y. Zhuang, R. Fu, S. Zhao, y H. Wang, 2021: Improving seasonal prediction of California winter precipitation using canonical correlation analysis. *J. Geophys. Res. Atmospheres*, **126**, e2021JD034848.

Wilks, D. S., 2019: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 4th ed. Elsevier Science, 840 pp.

Zárate-Hernández, E., 2013: Climatología de masas invernales de aire frío que alcanzan Centroamérica y el Caribe y su relación con algunos índices Árticos. *Tópicos Meteorológicos Ocean.*, **12**, 35–55.

## Anexos

### Anexo 1: Figuras complementarias al análisis de los resultados de la sección 3.1.1.



**Figura A.1** Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación DEFM.

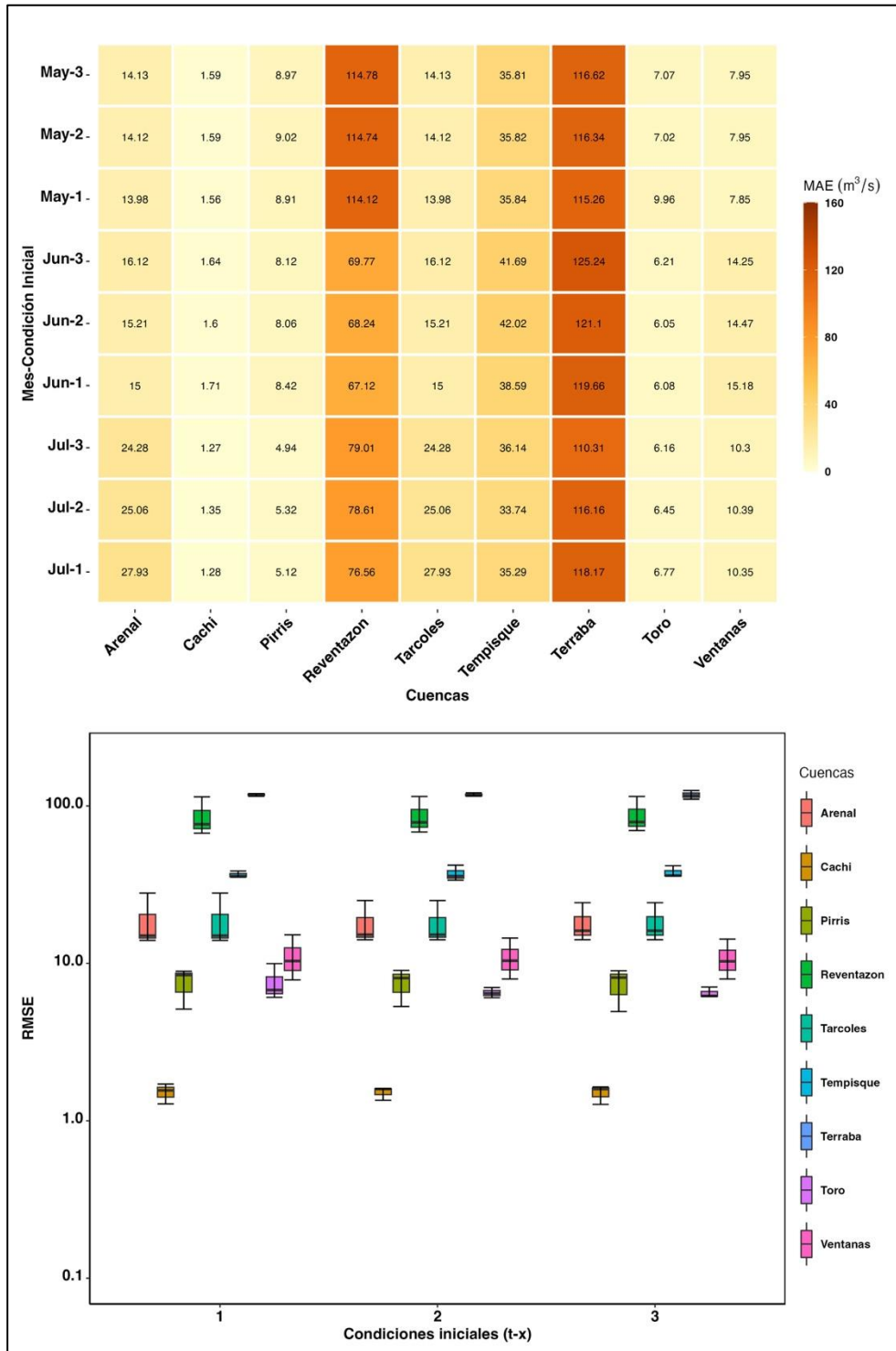
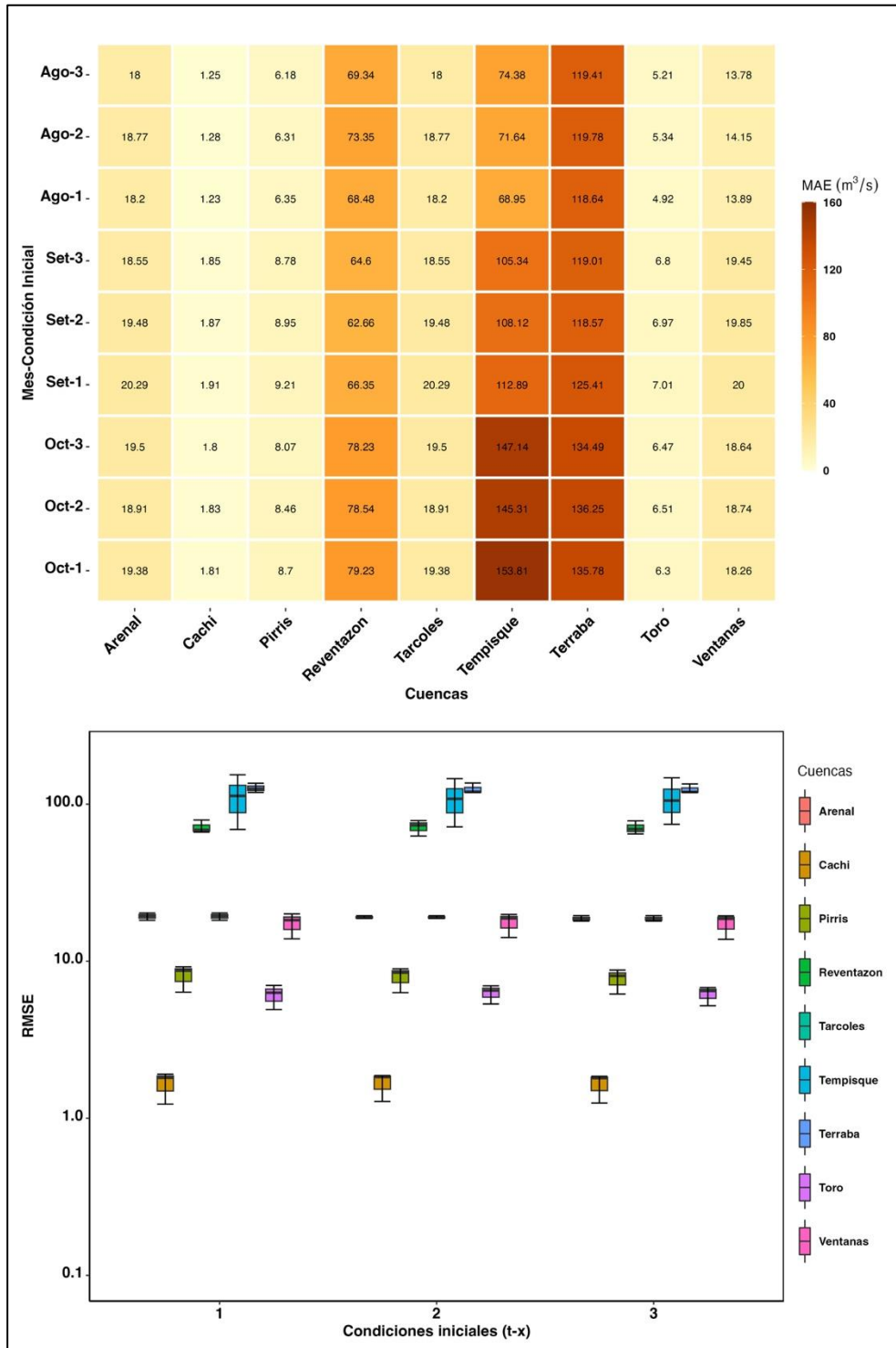


Figura A.2 Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación MJJ.



**Figura A.3** Lo mismo que la Figura 17, pero para el RMSE del pronóstico de caudal para la estación ASO.