



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

UN ENFOQUE NO ESTACIONARIO PARA ESTIMAR ÍNDICES DE SEGURIDAD DE RIEGO EN EMBALSES

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA, MENCIÓN RECURSOS Y MEDIO AMBIENTE HÍDRICO

TANIA IRENE FERNÁNDEZ RUBILAR

PROFESOR GUÍA:
PABLO MENDOZA ZUÑIGA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN
XIMENA VARGAS MESA
NICOLÁS VÁSQUEZ PLACENCIA

SANTIAGO DE CHILE
2020

**RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL
GRADO DE: MAGÍSTER EN CIENCIAS DE
LA INGENIERÍA, MENCIÓN RECURSOS Y
MEDIO AMBIENTE HÍDRICO**
POR: TANIA FERNÁNDEZ
RUBILAR
FECHA: JUNIO 2020
PROF.GUÍA: PABLO MENDOZA Z.

UN ENFOQUE NO ESTACIONARIO PARA ESTIMAR ÍNDICES DE SEGURIDAD DE RIEGO EN EMBALSES

Uno de los requisitos para el dimensionamiento de un embalse es disponer de información hidrológica en un horizonte de tiempo suficientemente largo para un punto específico de una cuenca. Normalmente, esta información se obtiene a partir de series de caudales – observadas o simuladas – o de relaciones que utilizan forzantes meteorológicas para obtener valores de caudal requeridos y representar, de esta forma, las condiciones climáticas históricas, lo que equivale a mantener la hipótesis de estacionariedad de las series de caudales. En este estudio, se aplicó un algoritmo no paramétrico para generar series sintéticas de caudal, a partir de la precipitación y temperatura, basado en el método del vecino más cercano (*K-Nearest Neighbors*, KNN por sus siglas en inglés), con el fin de utilizarlo en condiciones futuras. Para evaluar el desempeño del algoritmo, se simuló series de caudal medio mensual en periodo histórico, en cuencas aportantes a embalses proyectados entre las regiones de Atacama y Maule, y los resultados obtenidos se compararon con modelos paramétricos: autorregresivo con media móvil y regresión lineal múltiple (ARMA y MLR, respectivamente). Posteriormente, se simuló series de caudal con el método KNN considerando escenarios climáticos futuros, y con esta información analizar cambios en el índice de seguridad de riego de los embalses proyectados.

Los resultados exhiben un comportamiento apropiado del método no paramétrico KNN en términos de estadísticos, como valores medios, máximos, mínimos y desviación estándar, para la simulación de series de tiempo de caudales, en relación a los datos históricos registrados. Por lo tanto, la metodología propuesta se considera útil para generar series futuras de caudal, las cuales se proyectan con una tendencia a la baja en un futuro cercano. Con respecto a los índices de seguridad de riego, estos se ven afectados en escenarios climáticos futuros, y su nuevo valor depende de las características de cada cuenca en análisis.

Los resultados sugieren que un método no paramétrico como KNN, que permite incorporar no estacionariedad, ofrece ventajas para el análisis de caudales futuros y la evaluación de los índices de seguridad de riego, pudiendo ser aplicado en el diseño y operación de obras de infraestructura (como embalses) incorporando una caracterización de la incertidumbre hidrológica futura.

*El agua es para el hombre fuente de vida.
Nadie vive si el agua termina herida.
Nadie vive si el agua se hunde en el suelo.
El agua es para el hombre vida y consuelo,
regalo y cielo.
P. Manns*

AGRADECIMIENTOS

Me tocó finalizar esta tesis en tiempos de pandemia, por lo que quiero partir agradeciendo a la vida, por lo que tengo, por lo que he aprendido y por el futuro. Es en las crisis donde más se valora el apoyo de la familia, de los amigos, de los compañeros de trabajo, de los profesores y de tantas personas que me acompañaron en este largo proceso y me dieron fuerzas para terminar en estas “condiciones especiales”.

Quiero agradecer especialmente a mi familia, por soportar mis noches de desvelo, por no reclamar el tiempo robado de mamá, pareja, hermana e hija, por aguantarme cuando me ponía monotemática con la tesis y por hacer su mayor esfuerzo por entenderme y darme ideas cuando estaba atrapada en un problema. Han sido y serán siempre mi fortaleza y mi refugio, y mi motivación para perseverar ante las dificultades.

También quiero agradecer a mis amigos Álvaro, Javiera y Alejandra, que sin yo pedirselo estuvieron siempre para escucharme y ayudarme, por ser los tres mi cable a tierra y mis mejores colaboradores.

No puedo dejar de agradecer a mis compañeros de trabajo, que no solo me ayudaron a aliviar la carga de trabajo en este período, donde compatibilizar lo laboral y lo académico no siempre resultó fácil, sino que también me aportaron con sus conocimientos para complementar esta tesis. Agradecimiento especial a Álvaro E. por sus tremendos aportes en estadística y modelación, sin sus asesorías y su buena disposición para escuchar cuando estaba atascada en un problema, me habría resultado mucho más difícil terminar con este trabajo.

También quiero agradecer a la CNR como institución, por haber confiado en mí y haberme patrocinado para la postulación frente a Conycit, creo que la apuesta de formar técnicamente a los funcionarios públicos tiene siempre un buen resultado.

Mis agradecimientos a Yarko Niño, por aceptarme en el programa de Magíster, su sinceridad al decirme que la decisión de aceptar profesionales que se desempeñaban en el campo laboral no era de su mayor agrado, me sirvió de motivación para recorrer este camino, espero haber estado a la altura de su confianza. A Jacqueline Suárez, gracias por sus permanentes palabras de ánimo y preocupación cada vez que llegaba al tercer piso.

Finalmente quiero agradecer a la comisión evaluadora de esta tesis, a Ximena por su tremendo aporte al análisis de los métodos, que me obligó a estudiar y ver desde otra perspectiva el trabajo, siempre hay tiempo para aprender algo nuevo. A Nicolás, por su maravillosa forma de hacer observaciones y comentarios, que no solo enriquecieron el trabajo, sino también me pusieron contenta por el interés que puso en la revisión, además de ayudarme con los datos base que dieron forma a este trabajo. Y a Pablo, por haberme aceptado como su tesista, por la paciencia y dedicación que siempre tuvo conmigo, por las largas conversaciones sobre hidrología y sobre la vida, por abrirme un mundo de investigación, por obligarme a ser crítica conmigo misma y por hacerme una “R-lovers”.

A todos, infinitas gracias.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
1.1. ANTECEDENTES.....	1
1.2. OBJETIVOS	2
1.2.1. <i>Objetivo General</i>	2
1.2.2. <i>Objetivos Específicos</i>	2
1.3. ESTRUCTURA DEL INFORME	2
2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	3
2.1. ESTACIONARIEDAD EN ESTUDIOS HIDROLÓGICOS.....	3
2.2. MÉTODOS NO PARAMÉTRICOS PARA ANÁLISIS DE PROCESOS NO ESTACIONARIOS	4
2.3. ÍNDICE DE SEGURIDAD DE RIEGO	5
3. CUENCAS DE ESTUDIO.....	8
4. METODOLOGÍA.....	13
4.1. OBTENCIÓN DE DATOS PARA PERÍODO HISTÓRICO.....	14
4.2. ANÁLISIS DE MÉTODOS PARA GENERACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDAL	15
4.3. OBTENCIÓN DE SERIES CLIMÁTICAS PARA PERÍODO FUTURO	20
4.3.1. <i>Escenarios de Cambio Climático</i>	20
4.3.2. <i>Modelos de Circulación General (GCM)</i>	21
4.4. GENERACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDALES, CON DATOS FUTUROS	22
4.5. EVALUACIÓN DEL ÍNDICE DE SEGURIDAD DE RIEGO DE LOS EMBALSES	22
5. RESULTADOS.....	26
5.1. GENERACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDAL CON DATOS HISTÓRICOS	26
5.2. GENERACIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDAL CON DATOS FUTUROS	40
5.3. EVALUACIÓN DEL ÍNDICE DE SEGURIDAD DE RIEGO.....	47
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	51
BIBLIOGRAFÍA.....	55

ÍNDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO 3: CUENCAS DE ESTUDIO

Figura 3- 1 Cuencas de embalses a analizar.	9
Figura 3- 2 Medias Mensuales de los valores históricos	10

CAPITULO 4: METODOLOGÍA

Figura 4- 1 Esquema general del trabajo.....	14
Figura 4- 2 Ejemplo de selección del número K.....	17
Figura 4- 3 Trayectorias posibles de emisiones de gases de efecto invernadero.....	20
Figura 4- 4 Esquema del proceso de obtención de series de caudales futuros.....	22
Figura 4- 5 Cálculo del Índice de Seguridad de Riego en Chile.....	24

CAPÍTULO 5: RESULTADOS

Figura 5- 1 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca El Carmen	27
Figura 5- 2 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca Bollenar	28
Figura 5- 3 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca Huedque	279
Figura 5- 4 Medias mensuales obtenidas para cada método	31
Figura 5- 5 Desviación estándar obtenidas para cada método.....	32
Figura 5- 6 Máximos obtenidos para cada método	33
Figura 5- 7 Mínimos mensuales obtenidos para cada método	34
Figura 5- 8 Coeficientes de autocorrelación mensual obtenidos para cada método	35
Figura 5- 9 Coeficientes de asimetría mensual obtenidos para cada método	36
Figura 5- 10 Variaciones anuales proyectadas por los GCM, respecto al período histórico.....	41
Figura 5- 11 Variaciones mensuales proyectadas por los GCM, respecto al período histórico (en negro).....	43
Figura 5- 12 Cambios proyectados en los caudales medios mensuales con respecto al período histórico (condicionados por los GCM).....	46
Figura 5- 13 Variaciones de precipitación, caudal e ISR entre período histórico y futuro	50

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3- 1 Coordenadas UTM de los embalses a estudiar	8
Tabla 3- 2 Información de las cuencas de cada embalse.....	9
Tabla 4- 1 Escenarios de cambio climático	20
Tabla 4- 2 Modelos de Circulación General utilizados en el estudio	21
Tabla 5- 1 Resumen de métricas para cada método.....	39
Tabla 5- 2 Características embalses analizados.....	47

ANEXOS

ANEXO A: Características de las cuencas en estudio	59
ANEXO B: Análisis de métodos paramétricos y no paramétricos	62
ANEXO C: Programación de métodos	71
ANEXO D: Ecuaciones Yule-Walker	81
ANEXO E: Metodología para escalamiento estadístico GCM	84
ANEXO F: Análisis de la seguridad de riego para 100 % de la demanda	88

1. INTRODUCCIÓN GENERAL

1.1. Antecedentes

El sector agrícola es el más dinámico de la economía chilena y desempeña un importante papel en el desarrollo del país. Además, es el mayor usuario de agua en Chile, con aproximadamente un 70% del total nacional (Escenarios Hídricos 2030, 2018). Una de las estrategias más utilizadas para aumentar la capacidad productiva de la agricultura ha sido el desarrollo de infraestructura a través de obras de riego, siendo la construcción de embalses una de las más importantes, ya que estos funcionan como sistemas de regulación hidrológica que pueden atenuar el déficit de temporadas secas con el agua almacenada en períodos más lluviosos.

En Chile, al diseñar un embalse, se utiliza un modelo operacional que frecuentemente toma como base las estadísticas hidrológicas de caudales medios mensuales, considerando como mínimo los últimos 30 años (Dirección de Obras Hidráulicas, 2014). De esta forma, se repiten las mismas condiciones climáticas (tanto en orden cronológico como en magnitud), ocurridas en el pasado. La aplicación de esta metodología de cálculo se basa en la hipótesis de estacionariedad de las series hidrológicas (i.e., sus propiedades estadísticas, como la media y la varianza, no cambian en el tiempo). Sin embargo, investigaciones recientes indican que en el futuro la disponibilidad hídrica disminuirá, debido a los cambios que está experimentando principalmente el régimen de precipitación (Centro Agrimed, 2014). En la cordillera de Los Andes, se espera que la isoterma de 0°C suba entre 300 y 500 metros, lo que reducirá la capacidad de dicha zona para almacenar nieve, aun cuando la precipitación no varíe. Todo esto generará un cambio en el régimen hidrológico de nuestras cuencas (Bozkurt et al., 2018; Quintana & Aceituno, 2012; Vicuña et al., 2011), poniendo en cuestionamiento la validez de la estacionariedad de las series de caudales.

Bajo estas condiciones se hace necesario implementar nuevos métodos para obtener series sintéticas de caudal que recojan los cambios esperados en el clima del planeta, y de esta forma incluir la incertidumbre hidrológica futura como variable de decisión en la planificación de las obras. Existen diversas metodologías estadísticas - basadas en modelos matemáticos o de caja negra - para estimar condiciones hidrológicas futuras, las cuales relacionan variables meteorológicas con hidrológicas. Para obtener series sintéticas de caudal, frecuentemente se utilizan métodos paramétricos o métodos no paramétricos. Los primeros se basan en el desarrollo de relaciones entre las diferentes variables involucradas en la generación de escorrentía, y el uso de tales relaciones para reconstituir o predecir series hidrológicas (Sivakumar, 2016). Por su parte, los métodos no paramétricos no hacen suposiciones previas en cuanto a la forma de distribución del conjunto de datos y no realizan un trabajo de entrenamiento (Sivakumar, 2016). Ejemplos de este tipo de métodos son los presentados por Lall y Sharma (1996) y Prairie et al. (2006), entre otros.

Por otra parte, al planificar un embalse para riego en nuestro país, el principal objetivo es disponer de al menos un 85% de seguridad de riego para la superficie de cultivo. La seguridad de riego se asocia a la confiabilidad del suministro hídrico, de manera que en un periodo de tiempo se tenga al menos 85% de años “no fallidos” (Ministerio D. Social, 2016).

En este trabajo se propone la implementación de un algoritmo basado en el método no paramétrico KNN, para incorporar la no estacionariedad en la generación de series sintéticas de caudales medios mensuales y la evaluación del índice de seguridad de riego en escenarios futuros.

Como metodología de trabajo, se evaluó el desempeño de técnicas paramétricas y no paramétricas en la generación de series sintéticas de caudal en un período histórico, de un conjunto de cuencas donde están proyectados embalses de riego, verificando cuales de estos métodos generaban series que mantenían los estadísticos observados en el período histórico. Mediante el método KNN se generaron series sintéticas que mantuvieron estos estadísticos, por lo que se consideró válido como método para generar caudales. Con el conjunto de series generadas en escenarios futuros para cada cuenca afluente del embalse, se calculó el índice de seguridad de riego de estos embalses, y se comparó con el calculado con las estadísticas históricas.

1.2. Objetivos

Los objetivos del presente trabajo son los siguientes:

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar una herramienta de análisis que permita evaluar los índices de seguridad de riego en el diseño de embalses, bajo condiciones futuras no estacionarias.

1.2.2. Objetivos Específicos

- a) Validar los métodos no paramétricos para enfrentar la condición de no estacionariedad de los caudales en condiciones futuras de cambio climático.
- b) Revisar el índice de seguridad de riego como criterio de diseño de embalses de riego.

1.3. Estructura del informe

El presente estudio se compone de seis capítulos, donde se abordan los temas específicos tratados en la presente tesis. El Capítulo 2 presenta los antecedentes bibliográficos revisados. Las cuencas de estudio donde está proyectada la construcción de embalses de riego se presentan en el Capítulo 3. El Capítulo 4 detalla la metodología utilizada en el presente trabajo, y los resultados se presentan en el Capítulo 5. Finalmente, las conclusiones y recomendaciones que se obtuvieron del desarrollo de esta tesis se presentan en el Capítulo 6.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En el presente capítulo se presenta una recopilación de información relacionada con la hipótesis de estacionariedad en las series hidrológicas, la utilización de los modelos paramétricos y no paramétricos en la simulación de series hidrológicas y el concepto de seguridad de riego.

2.1. Estacionariedad en estudios hidrológicos

Una serie de tiempo es una secuencia de observaciones tomadas secuencialmente en el tiempo (Box et al., 1994). Es decir, es un conjunto de N observaciones de una variable dispuestas de forma ordenada y equidistantes cronológicamente. Un proceso que genere una serie de tiempo puede ser de tipo determinístico o estocástico.

Se define como proceso estocástico aquél que evoluciona de forma aleatoria en el tiempo, es decir, corresponde a una sucesión de variables aleatorias, cuyas características pueden variar a lo largo del tiempo. El comportamiento de las variables hidrometeorológicas como la precipitación y el caudal responde a procesos aleatorios, es decir, presentan un cierto nivel de incertidumbre en su ocurrencia a través del tiempo, por lo tanto, se comportan como procesos estocásticos.

En Hidrología, comúnmente se supone que las series de tiempo en el futuro se comportarán estadísticamente similar al pasado. Es decir, que las variables hidroclimáticas se comportarán de acuerdo a un proceso **estocástico y estacionario**. El comportamiento estacionario implica que el proceso permanece en equilibrio estadístico, con propiedades estadísticas que no cambian con el tiempo, en particular la media y la varianza (Box et al., 1994). De esta forma, las propiedades de los registros hidrológicos históricos se pueden utilizar para generar series sintéticas de distintas longitudes. El concepto de estacionariedad hidrológica ha sido considerado históricamente como adecuado para el diseño de proyectos de infraestructura hídrica, aún frente a escenarios evidentes de cambio, como la respuesta hidrológica producida por la modificación en el uso del suelo o la variabilidad hidrológica debido al cambio climático (Patrick & Casey, 2015).

Sin embargo, las incertidumbres asociadas al cambio climático han dado lugar al cuestionamiento por parte de varios autores a la hipótesis de estacionariedad de las variables hidrometeorológicas bajo condiciones futuras (Clark et al., 2016; Milly et al., 2008; Poveda et al., 2012). Existen autores que indican que la no estacionariedad en los parámetros estadísticos es reconocida ampliamente como un problema clave para la modelación hidrológica, pero que aún no se ha caracterizado o resuelto por la comunidad que trabaja en estos temas, creando una fuente de incertidumbre en estudios de cambio climático (Clark et al., 2016). Aun cuando existen metodologías que incorporan el uso de las proyecciones del cambio climático en la toma de decisiones o procesos de evaluación de riesgo, estas no están siendo mayormente utilizadas, sobre todo cuando se trata de decidir sobre obras de infraestructura (Patrick & Casey, 2015).

En nuestro país, los análisis basados en datos observados, como los desarrollados por Falvey y Garreaud (2009), y las proyecciones de los modelos de Circulación General escalados para el territorio nacional, en la Actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017), presentan un comportamiento no estacionario de variables hidrometeorológicas como la precipitación, la temperatura y la evapotranspiración.

En resumen, si bien hasta la fecha se han utilizado en hidrología métodos que suponen un comportamiento estacionario del clima, los antecedentes actuales indican la necesidad de utilizar métodos no estacionarios para la generación de series de tiempo que permitan realizar el diseño de obras civiles, en particular embalses, en escenarios futuros de cambio climático.

2.2. Métodos no paramétricos para análisis de procesos no estacionarios

De acuerdo al punto anterior, se tendría que en condiciones futuras los procesos hidrológicos serán probablemente no estacionarios, por lo que se presenta el desafío de realizar proyecciones utilizando algún tipo de método que incorpore esta condición. Para esto, es posible utilizar métodos paramétricos o métodos no paramétricos.

Los modelos Auto Regresivos de Media Móvil (ARMA), y los modelos Auto Regresivos Integrados de Media Móvil (ARIMA), son los modelos paramétricos más comunes, a los que se suman modelos como la regresión lineal simple (LR), o la regresión lineal múltiple (MLR), entre otros. Sin embargo, este tipo de modelos presentan algunas limitaciones, como por ejemplo que la distribución marginal de los datos hidrológicos es a menudo no Gaussiana y, por lo tanto, se requiere transformar los datos observados utilizando algún tipo de transformación como las logarítmicas o de Box-Cox antes de ajustar los modelos. Con esto, la modelación podría presentar sesgo con respecto a los estadísticos históricos. Por otra parte, la aplicación de funciones de transformación inapropiadas puede conducir a generar valores extremadamente grandes. Además, las relaciones no lineales que se presenten entre los datos históricos, habitualmente no logran ser capturadas de forma correcta por este tipo de modelos (Salas & Lee, 2010).

De acuerdo a la literatura, los modelos paramétricos tienen ventajas siempre y cuando sus suposiciones sean correctas, o al menos no se violen seriamente. Sin embargo, carecen de flexibilidad para modelar características complejas de distribución y dependencia, como la autocorrelación no lineal (Li & Singh, 2014).

Cuando se presentan muchas limitaciones para ajustar, con los supuestos adecuados, un modelo paramétrico, es necesario utilizar métodos no paramétricos para así lograr predecir la variable de interés. Una estimación no paramétrica usa la información histórica que más se parezca a la buscada para el futuro, sin establecer ningún modelo concreto de predicción, evitando suposiciones restrictivas. Las simulaciones no paramétricas pueden, por lo tanto, replicar de manera relativamente estrecha las características de los datos históricos (Li & Singh, 2014).

Como los métodos no paramétricos no hacen suposiciones sobre la naturaleza de los datos, han sido ampliamente ocupados en distintas áreas de investigación. Lall y Sharma (1996) propusieron el método del vecino más cercano (KNN) para generar series de tiempo sintéticas de variables hidrológicas. El método permitió preservar la estructura de dependencia de las series de tiempo de caudales mensuales, y demostró ser efectivo al compararlo con métodos autorregresivos, lineales y no lineales, siendo posteriormente aplicado con éxito en una serie de estudios hidroclimáticos (Lee & Jeong, 2014; Srinivas & Srinivasan, 2005; Stagge & Moglen, 2013).

Stagge & Moglen (2013) utilizaron un método basado en cadenas de Markov para la generación de caudales máximos diarios ante escenarios de cambio climático. Lee & Jeong (2014) utilizaron una técnica de optimización basada en algoritmos genéticos y el método KNN, para el escalamiento

espacial de la precipitación diaria obtenida de distintos modelos climáticos globales (GCM por sus siglas en inglés), a precipitación horaria.

Towler et. al. (2013) simularon caudales y los relacionaron con la calidad del agua bajo escenarios climáticos distintos utilizando técnicas no paramétricas: polinomio local para relacionar los parámetros de calidad con el caudal, y KNN para la estimación de caudales.

Si bien las técnicas no paramétricas emergen como un enfoque más flexible y general, no están exentas de limitaciones. En efecto, la principal limitación es que la secuencia simulada presenta una importante similitud con el registro histórico (Salas & Lee, 2010). Para abordar estos inconvenientes, se han creado distintos modelos: Srinivas y Srinivasan (2001, 2005) idearon un modelo híbrido que combina un modelo autorregresivo periódico y un remuestreo a partir de bloques para generar valores de caudales medios mensuales más allá del rango histórico observado. También se han construido modelos más elaborados, basados en el algoritmo original del KNN de Lall y Sharma (1996), como por ejemplo, el de Prairie et al. (2006) que propone una técnica que emplea una regresión polinómica local, combinada con el método de KNN para la representación de caudales en escenarios futuros, permitiendo de esta forma la simulación de valores que no fueron vistos en el registro histórico.

Posteriormente Lee et. al. (2017) presentaron una modificación del método de KNN, basado en el método del vecino más cercano, con regresión lineal local (que denominaron KLR), que utiliza una combinación de regresión lineal local y el modelo desarrollado por Prairie (2006) para simular estocásticamente variables hidroclimáticas que muestren comportamientos complejos (e.g., no lineales y no estacionarias).

2.3. Índice de Seguridad de riego

El concepto de “seguridad de riego” se utiliza habitualmente para representar la probabilidad de contar con agua para atender las necesidades de riego de una determinada región, de acuerdo a la estructura de cultivos existentes o proyectados.

El volumen de un embalse típicamente se estima mediante un modelo de simulación operacional que permite dimensionar el volumen sobre la base de ciertas reglas de operación, para una determinada **seguridad de riego**. La literatura menciona distintos criterios operacionales para el diseño del volumen de un embalse, que se asocian al concepto de seguridad de riego, siendo los principales: “confiabilidad”, “vulnerabilidad” y “resiliencia” (Hashimoto et al., 1982). El criterio de confiabilidad es el más antiguo y más utilizado para los sistemas de recursos hídricos y ha sido integrada al análisis de sistemas de recursos hídricos por más de un siglo (Klemes, 1987; Kjeldsen & Rosbjerg, 2004) y el uso de criterios adicionales como la resiliencia y la vulnerabilidad ha sido ampliamente discutido por varios autores (Kundzewicz & Kindler, 1995; Moy et al., 1986).

La **confiabilidad** es la probabilidad de que no ocurran fallas en el suministro de agua del embalse dentro de un período fijo de tiempo, a menudo considerado como el período de planificación. La confiabilidad no describe la gravedad o las posibles consecuencias de una falla (Hashimoto et al., 1982).

Mientras que la confiabilidad mide la probabilidad de que no ocurran fallas, la **vulnerabilidad** mide su magnitud, es decir se refiere a la magnitud probable de un fracaso, si ocurre uno. Para el caso de un embalse, la vulnerabilidad puede tomarse como el volumen de escasez de agua o el porcentaje de la demanda que se deja de cumplir. Finalmente, la **resiliencia** describe que tan rápido es probable que un sistema (en este caso un embalse) se recupere de la falla, una vez que esta haya ocurrido.

Modelos como el basado en el Algoritmo de Peak secuencial (Sequent Peak Algorithm, SPA, por sus siglas en inglés (Klemeš, 1987) buscan obtener la capacidad de almacenamiento necesaria de un embalse, para una confiabilidad y vulnerabilidad del 100%. Esto significa que todas las demandas se cumplirían en un 100% durante todo el horizonte de planificación $t = 1, \dots, N$. El embalse se vaciaría en los períodos críticos, pero aun así se atenderían las demandas (Celeste, 2015).

Estudios más actuales han establecido que estos criterios de garantía de suministro de la demanda para el caso del riego se relacionan con aspectos como el tipo de cultivos y las funciones de producción, entre otros, y, dependiendo de las condiciones de cada zona, podrían no ser del 100%. Kjeldsen y Rosbjerg (2004) revisaron los estimadores de confiabilidad, resiliencia y vulnerabilidad (R-R-V, por sus siglas en inglés) propuestos en la literatura y examinaron qué combinación de estos sería más apropiada considerando un sistema de recursos hídricos multiobjetivo. Además, indicaron que muchos estudios han utilizado series temporales históricas para evaluar la resiliencia y vulnerabilidad. Sin embargo, la precisión de la estimación de estos indicadores mejoraría mediante la introducción de modelos estocásticos de caudal para generar series más largas y, por lo tanto, más eventos de falla. También concluyeron que existía una fuerte correlación entre vulnerabilidad y resiliencia que indicaría que los sistemas con baja vulnerabilidad tienen un alto grado de resiliencia, por lo que propusieron evaluar la continuidad de usar el indicador de resiliencia. Publicaciones de los últimos años (Ahmad, 2014; Celeste, 2015) propusieron el uso de modelos de optimización para encontrar el mejor diseño del volumen de un embalse a partir de distintos valores de confiabilidad y vulnerabilidad.

Ejemplos de indicadores específicos para la infraestructura de una cuenca se encuentran en las Directrices del Plan Hidrológico de la cuenca del Ebro (Confederación Hidrográfica del Ebro, 2016) que establece para la demanda agrícola, los siguientes criterios de “no falla”:

- El déficit de un año no puede ser superior al 40% de la correspondiente demanda.
- En dos años consecutivos cualesquiera, la suma de los déficits de los dos años no será superior al 60% de la demanda anual.
- En diez años consecutivos cualesquiera, la suma de los déficits no será superior al 80% de la demanda anual.

Complementariamente, se evalúan también las garantías de tipo anual. Para ello se considera que un año falla cuando:

- El déficit en un mes es superior al 25% de la demanda mensual.
- El déficit en 3 o más meses seguidos es superior al 20% en cada uno de ellos.

En nuestro país, se utiliza el concepto de **seguridad de riego** (Índice de seguridad de riego, ISR), que relaciona los criterios de confiabilidad y vulnerabilidad de acuerdo al siguiente esquema (MDSF, 2016): Se debe asegurar que la superficie agrícola beneficiada disponga de un 85% de

probabilidad en el abastecimiento y, a su vez, se deben considerar los siguientes criterios para la falla anual:

- 1) La entrega no sea menor o igual al 90% de la demanda objetivo en dos meses consecutivos,
o
- 2) En un mes la entrega no puede ser inferior o igual al 85% de la demanda objetivo.

3. CUENCAS DE ESTUDIO

La gran diversidad de climas en el territorio nacional permite una variedad de formas de vida animal y vegetal, que son la base del desarrollo agrícola del país (ODEPA, 2015). En gran parte de Chile Central, el abastecimiento de agua para riego en los meses de mayor demanda se suple con las precipitaciones que quedan acumuladas en el manto nival de la Cordillera de Los Andes y que aumentan el caudal de los ríos en los meses de estiaje. Cuando esta agua no es suficiente para cubrir la demanda hídrica de los cultivos, se hace necesario construir obras de almacenamiento y regulación que permitan incrementar los recursos hídricos aprovechables en período de riego.

La Comisión Nacional de Riego (CNR) tiene dentro de sus principales tareas la planificación de las inversiones que se realizan por parte del Estado en materia de riego. En particular, la CNR realiza los estudios de prefactibilidad de los embalses destinados a riego, estableciendo de esta forma la base de la cartera de inversiones del Estado en esta área (<https://www.cnr.gob.cl/quienes-somos/que-hacemos/>).

Durante los últimos diez años, la CNR ha estudiado un conjunto de embalses en diferentes cuencas del país. Para el presente trabajo, se seleccionaron ocho embalses (Figura 3.1), ubicados entre la Región de Atacama y la Región del Maule, que están estudiados a nivel de prefactibilidad. Las coordenadas del punto de ubicación del futuro muro de los embalses estudiados, se presentan en la Tabla 3.1:

Tabla 3- 1 Coordenadas UTM de los embalses a estudiar

NOMBRE EMBALSE	REGIÓN	COORDENADAS UTM	
		NORTE	ESTE
Embalse El Carmen	Región de Atacama	6767004	367726
Embalse Mostazal	Región de Coquimbo	6593293	349887
Embalse Chalinga	Región Coquimbo	6390116	264432
Embalse Codegua	Región de O´Higgins	6233300	355900
Embalse Bollenar	Región de O´Higgins	6180441	346418
Embalse Huedque	Región del Maule	7928800	464730
Embalse Achibueno	Región del Maule	6004303	284789
Embalse Longavi	Región del Maule	5986754	284493

Fuente: Estudios CNR de los embalses analizados (CNR, 2011-2018)

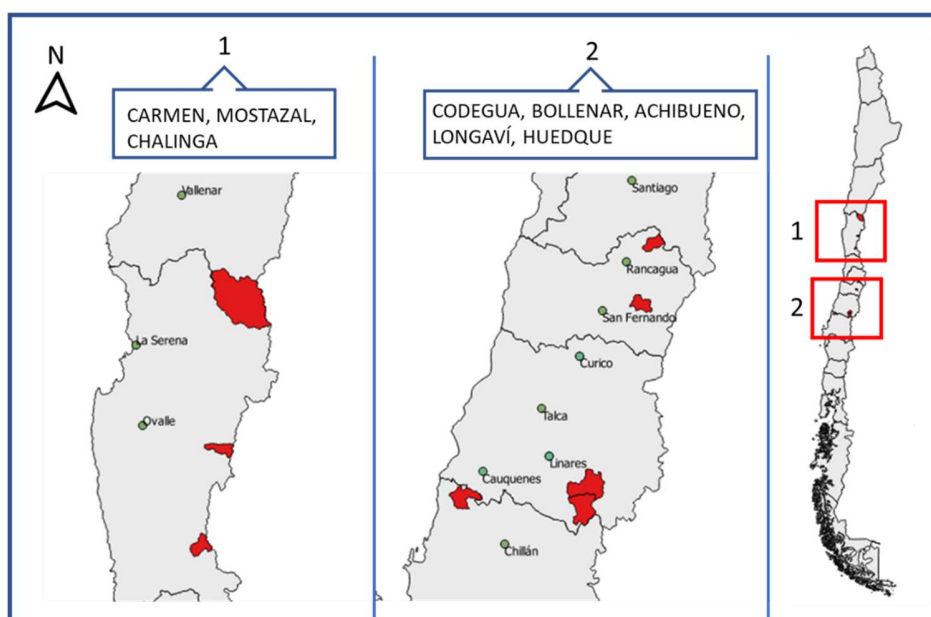


Figura 3- 1 Cuencas de embalses a analizar.

Las características de las cuencas estudiadas (entre los años hidrológicos 1979-2010), se presentan resumidas en la Tabla 3.2:

Tabla 3- 2 Información de las cuencas asociadas a cada embalse

Nombre embalse	Región	Cauce	Área de la cuenca km ²	Elevación media cuenca msnm	P anual mm	PET anual mm	Q medio anual m ³ /s	PET/P
El Carmen	Atacama	Río El Carmen	2.076	3.384	86	1.080	1,7	12,63
Mostazal	Coquimbo	Río Mostazal	224	2.852	195	1.000	1,5	5,13
Chalinga	Coquimbo	Río Chalinga	246	2.842	318	991	1,0	3,12
Codegua	O´Higgins	Estero Codegua	199	2.239	882	882	3,3	1,00
Bollenar	O´Higgins	Río Claro	220	2.199	1.400	991	8,1	0,71
Huedque	Maule	Río Huedque	364	381	1.004	1.218	4,9	1,21
Achibueno	Maule	Río Achibueno	620	1.549	2.287	1.016	31,0	0,44
Longaví	Maule	Río Longaví	530	1.552	2.397	995	45,8	0,42

P: Precipitación; PET: Evapotranspiración Potencial; Q: Caudal

Fuente: DGA (2017) y CNR (2011-2018)

En la Figura 3.2, se observan los ciclos intra-anales de variables hidroclimáticas en cada una de las cuencas analizadas entre los años hidrológicos 1979-2010 (32 años).

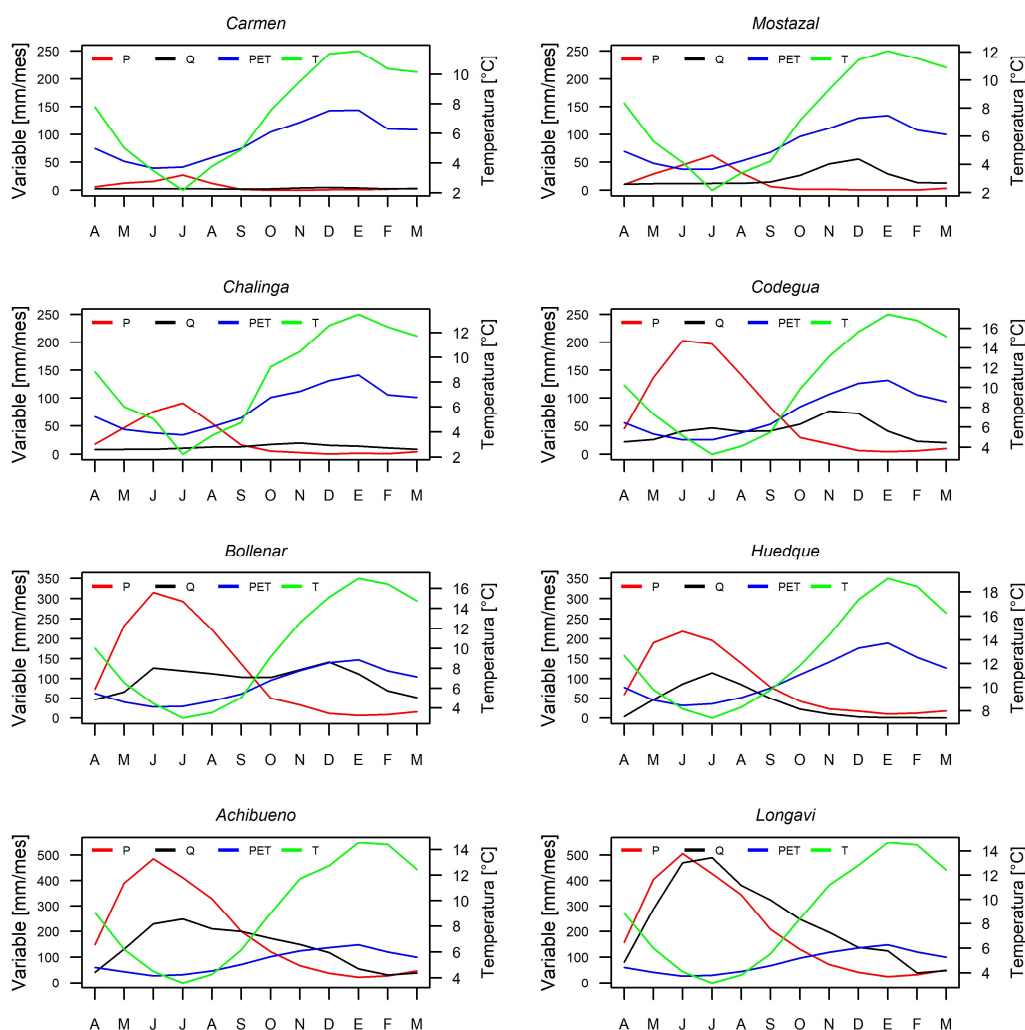


Figura 3- 2 Medias Mensuales de los valores históricos
Fuente: DGA (2017) y estudios CNR de los embalses analizados (CNR, 2011-2018)
P: Precipitación, Q: Caudal, PET: Evapotranspiración Potencial, T: Temperatura

A continuación, se presenta una breve descripción de cada una de las cuencas analizadas:

- i. La cuenca del río El Carmen (afluente del río Huasco) en la región de Atacama, presenta un marcado régimen nival. Sus temperaturas medias mensuales oscilan entre los 4°C y 10,4°C. Los volúmenes de precipitación son menores respecto a las otras cuencas estudiadas, observándose precipitaciones prácticamente nulas en ocho meses del año, mientras que los cuatro meses restantes presentan precipitaciones menores a 20 mm/mes. La mayor escorrentía de este cauce se genera en la época de deshielo, con los mayores caudales en noviembre y diciembre (promedio 3,4 m³/s) mientras que en el resto de los meses los caudales no superan los 2,0 m³/s.
- ii. La hoya del río Mostazal (afluente del río Grande, Provincia de Limarí) tiene un régimen nival. Las temperaturas en la cuenca están dentro del mismo orden que la cuenca del río El Carmen (4 a 10°C promedio mensual), las precipitaciones se presentan en mayor valor en los meses de junio y julio con valores promedio para esos meses de 54 mm/mes,

- mientras que en el resto de los meses las precipitaciones son menores a 13 mm/mes en promedio. Los mayores caudales se asocian al derretimiento del manto nival, y ocurren entre noviembre y diciembre con valores aproximados a 4,5 m³/s. El resto de los meses del año, los caudales están en promedio bajo los 1,5 m³/s.
- iii. La cuenca del río Chalinga, el segundo afluente más importante del río Choapa (región de Coquimbo), presenta un régimen nival y tiene temperaturas que varían entre los 5°C en octubre y 12°C en abril. Las mayores precipitaciones ocurren entre mayo y agosto y los mayores caudales, producidos por el deshielo, se presentan entre octubre y diciembre con máximos en noviembre, con valores cercanos a los 2 m³/s. El resto de los meses, los caudales en promedio son de 1 m³/s. En años con pocas precipitaciones, los caudales varían poco a lo largo del año y el período de estiaje ocurre en los meses de marzo a junio, debido al bajo aporte pluvial.
 - iv. La cuenca del estero Codegua, afluente del río Cachapoal, nace en la precordillera de la Región de O'Higgins. Es de régimen mixto con predominancia nival. Las temperaturas tienen un promedio anual de 10°C aproximadamente, con mínimos en el mes de octubre cercanos a los 5°C, mientras que en verano las medias mensuales alcanzan los 15°C. Los eventos de precipitación ocurren principalmente entre mayo y septiembre, y el mes que generalmente presenta más precipitaciones es junio, mientras que el mes más seco es enero (5 mm/mes). El período de máximos caudales se encuentra entre los meses de octubre a diciembre, producto del derretimiento de la nieve acumulada, con valores promedio de 6 m³/s. El resto de los meses, el caudal promedio del cauce es de 2,8 m³/s.
 - v. La primera sección del río Claro ubicada en la comuna de Rengo, región de O'Higgins, es donde se ubicaría el Embalse Bollenar. El río Claro posee un régimen mixto nivopluvial y sus temperaturas mensuales promedio van entre los 5°C y los 15°C. Las mayores precipitaciones se registran entre mayo y septiembre y los meses de menor precipitación corresponderían a enero y febrero. Los mayores caudales se presentan en junio, producto de las precipitaciones (12,0 m³/s) y en diciembre (12,9 m³/s), por los deshielos.
 - vi. El río Huedque, ubicado en el secano costero de la región del Maule, corresponde a una cuenca de régimen pluvial, con temperaturas entre 8,7 °C en octubre y 16,8°C en abril. Las mayores precipitaciones se dan entre mayo y agosto y los meses con menor precipitación corresponden a enero y febrero. Los meses con mayor caudal corresponden a los meses entre junio y agosto, con un promedio de 13 m³/s, el resto de los meses el caudal promedio es de 2,1 m³/s, con meses los mínimos valores entre enero y marzo, donde no se supera los 0,2 m³/s.
 - vii. El río Achibueno, afluente del río Loncomilla, en la región del Maule, nace en la cordillera de Los Andes y presenta un régimen principalmente pluvial. Las temperaturas medias mensuales, oscilan entre los 5°C en octubre y los 12,8°C en abril. La precipitación anual, es del orden de los 2200 mm y entre mayo y septiembre es cuando se presentan los mayores valores. Los menores caudales se observan en el trimestre dado por los meses de febrero, marzo y abril, debido a la disminución importante de lluvias, presentando caudales de 9 m³/s en promedio, mientras que el resto de los meses el promedio es de 40 m³/s, presentando los valores más altos en julio, con valores cercanos a los 58 m³/s.
 - viii. El río Longaví tiene su cabecera en un cordón andino de 2.000 m de altitud media, es afluente del río Loncomilla en la región del Maule y su régimen es principalmente pluvial, con algunos aportes nivales en la época de deshielo. Las temperaturas de la cuenca

estudiada varían entre los 4,6 °C en octubre y los 12,7°C en abril. La precipitación anual es de 2400 mm aproximadamente, concentrándose entre mayo y septiembre, alcanzando los mayores valores en el mes de junio, con aproximadamente 500 mm. Los meses en que el río dispone de menor caudal corresponde al trimestre febrero-abril, con un caudal promedio de 11,5 m³/s, y los meses de junio y julio, corresponden a los meses con mayor caudal con valores promedio de 96 m³/s.

El detalle de las características de las cuencas, en términos de temperatura y precipitación, se presentan en el Anexo 1.

4. METODOLOGÍA

Se dispone de los datos de precipitación (P) y temperatura (T), obtenidos de la Actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017) y los datos de caudal (Q), obtenidos de los estudios de prefactibilidad de los embalses analizados (CNR, 2011-2018), para un período histórico de 32 años (1979-2010). Además, se dispone de los datos de precipitación y temperatura de cuatro (4) modelos de circulación general, escalados para las cuencas aportantes a los embalses analizados, obtenidos de la actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017), con 46 años de datos futuros.

El trabajo se puede visualizar en cuatro etapas (Figura 4.1):

1. Simulación del período histórico: se simularon los métodos no paramétricos (KNN original sólo con información de caudal; KNN original con información de P y T; KNN modificado con información de P y T), y dos métodos paramétricos (PAR1 y MLR), en las ocho cuencas de los embalses analizados. Se generaron 500 series sintéticas para cada caso.
2. Selección del método de simulación: una vez validado el uso de los métodos no paramétricos, se seleccionó el que tenía mejor comportamiento en el período histórico, a partir de seis estadísticos (media, desviación estándar, máximos, mínimos, coeficiente de asimetría y coeficiente de correlación) y tres indicadores de eficiencia (R^2 , RMSE y Sesgo).
3. Simulación del período futuro: con el método seleccionado en la etapa anterior, se simuló para las ocho cuencas los 46 años del período futuro, utilizando la información de P y T futuros, generándose también 500 simulaciones de caudal en cada caso.
4. Cálculo de índice de seguridad de riego: con las series de caudal generadas, se evaluó el valor del índice de seguridad de riego en cada cuenca en las condiciones futuras, y se comparó con el comportamiento calculado para el período histórico del mismo índice.

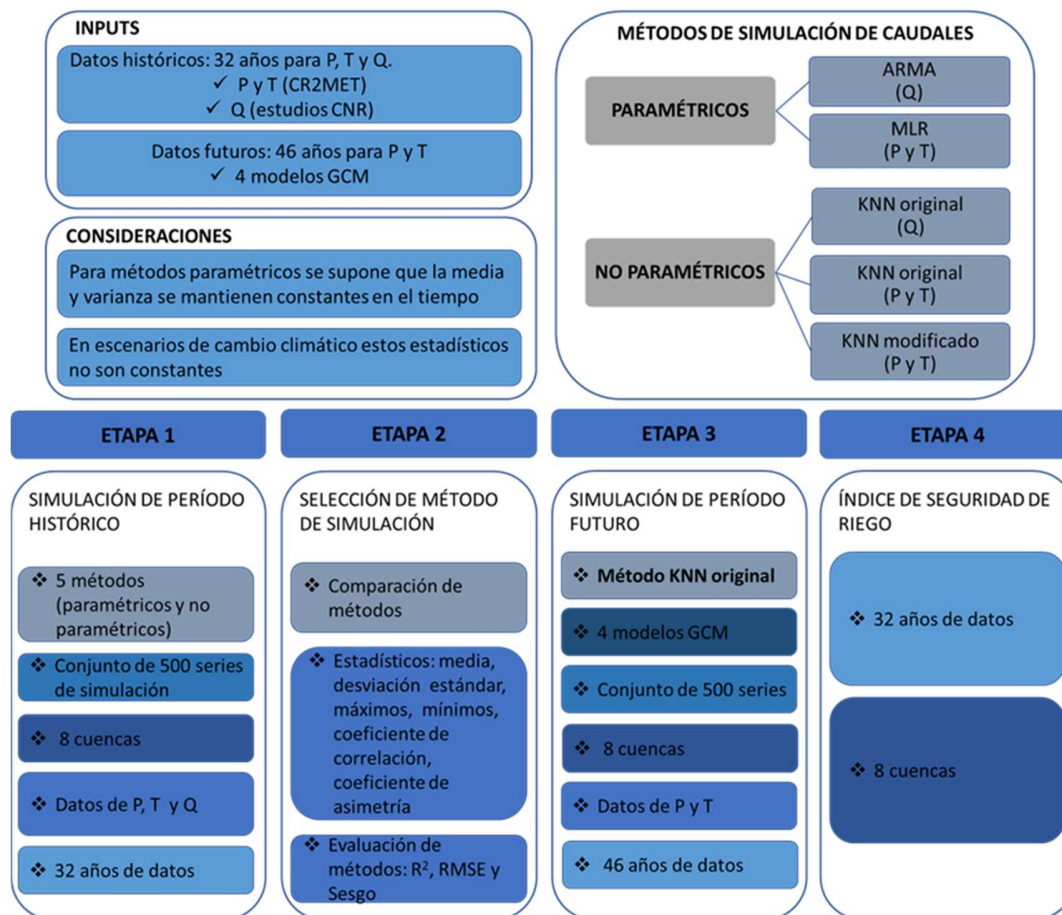


Figura 4- 1 Esquema general del trabajo

4.1. Obtención de datos para período histórico

Los datos para las variables climatológicas que se utilizaron en el presente estudio, fueron obtenidos de dos fuentes:

a) Datos de precipitación y temperatura mensual históricos:

Las series de tiempo climáticas para las cuencas en estudio fueron generadas a partir de la base de datos de la Actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017), que contiene información meteorológica de precipitación y temperatura en un grilla rectangular de 0,05° latitud-longitud (aproximadamente 5 km), para el territorio de Chile continental en el periodo 1979-2016. Los datos grillados fueron promediados espacialmente para cada una de las cuencas de estudio. Para que los datos de precipitación y temperatura coincidieran con los períodos de registro de caudal, se utilizaron los datos del periodo 1979-2010, obteniéndose un registro de 32 años.

b) Datos de caudales medios mensuales históricos:

Los registros de caudales medios mensuales históricos fueron obtenidos del conjunto de estudios de Prefactibilidad desarrollados por la CNR (CNR, 2011-2018). En cada uno de esos estudios, se generaron los valores de caudales medios mensuales por distintos métodos,

incluyendo transposición de cuencas, simulaciones con modelos hidrológicos o por transposición de caudales en la misma cuenca.

El período histórico analizado para todas las cuencas corresponde a los años 1979 – 2010, con 32 años de información.

4.2. Análisis de métodos para generación de series sintéticas de caudal

La práctica actual en los estudios de proyectos de embalses de riego considera que estos son evaluados repitiendo las condiciones climáticas históricas, es decir, suponen que en el futuro se repetirán las mismas condiciones climáticas en el mismo orden cronológico que en el pasado (DOH, 2014). Esta práctica podría representar una desventaja, dado el bajo número de escenarios a considerar como condición futura.

En consecuencia, como punto de partida del presente análisis, se evaluó el comportamiento de distintos métodos de generación de series sintéticas de caudal, que emplean como datos de entrada las series históricas, ya sea de caudal, precipitación o temperatura. Se construyó un conjunto de 500 series simuladas para cada uno de los métodos a analizar.

Para la evaluación de las simulaciones se utilizó la técnica de validación cruzada (N-fold Cross Validation), la cual considera los datos originales y crea a partir de ellos dos periodos separados: un primer periodo de entrenamiento y un segundo periodo de validación. Luego, el conjunto de entrenamiento se va a dividir en n subconjuntos y, al momento de realizar el entrenamiento, se va a tomar cada n subconjunto como conjunto de prueba del modelo, mientras que el resto de los datos se tomará como conjunto de entrenamiento. Éste proceso se repite n veces y, en cada iteración se selecciona un periodo de prueba diferente, mientras los datos restantes se emplean como periodo de entrenamiento. En este caso la validación cruzada se realizó año a año, por lo que los subperiodos corresponden a cada uno de los 32 años del registro histórico.

Las series sintéticas se generaron a partir de métodos paramétricos y métodos no paramétricos, los cuáles se describen a continuación:

Métodos Paramétricos:

Se construyeron series sintéticas de caudal, con los métodos Paramétricos Periódicos Auto Regresivos de orden 1 (PAR1) y de Regresión Lineal Múltiple (MLR).

a) Modelos Periódicos Auto Regresivos (PAR):

Del análisis de los datos, se observó que las series de caudal mensual podían estar caracterizadas por diferentes correlaciones mes a mes, por lo que era recomendable utilizar un modelo periódico que rescatara la dependencia entre meses en lugar de años. Los modelos periódicos como los autorregresivos periódicos (PAR), corresponden a una generalización de los modelos Auto Regresivos (AR) clásicos, teniendo como diferencia la construcción de modelos distintos para cada uno de los períodos a analizar. En este estudio, cada mes de un año tendría un modelo propio, construyéndose de esta forma 12 modelos autorregresivos (con coeficientes distintos) que los explican (Court, 2008). La ecuación genérica que define un modelo PAR de orden p (PAR(p)), corresponde a:

$$X^{(s)}_t = \beta_1^{(s)} X^{(s)}_{t-1} + \dots + \beta_p^{(s)} X^{(s)}_{t-p} + \varepsilon^{(s)}_t \quad \text{Ecuación (1)}$$

O bien:

$$\ln(X^{(s)}_t) = \beta_1^{(s)} \ln(X^{(s)}_{t-1}) + \dots + \beta_p^{(s)} \ln(X^{(s)}_{t-p}) + \varepsilon^{(s)}_t \quad \text{Ecuación (2)}$$

Donde:

- $X^{(s)}_t$: variable a predecir en el tiempo t
 p : orden del modelo
 $\beta_1^{(s)} \dots \beta_p^{(s)}$: parámetros del modelo
 $\varepsilon^{(s)}_t$: error de varianza σ_s^2 bajo los supuestos usuales de regresión

Del análisis, se encontró que un modelo PAR de orden 1, era suficiente para capturar adecuadamente la estructura de autocorrelación de la serie, por lo que se decidió trabajar con un modelo PAR(1). Por lo tanto, para modelar el comportamiento del caudal se plantearon modelos mensuales como el que se presenta en la Ecuación (2), que correlacionan el mes t con el mes t-1:

$$\ln Q^{(s)}_t = \beta_0^{(s)} \ln Q^{(s)}_{t-1} + \varepsilon^{(s)}_t \quad s = 1, \dots, 12 \quad \text{Ecuación (3)}$$

Donde la variable caudal fue normalizada (por el logaritmo) y la estimación de los parámetros se realizó utilizando las ecuaciones de Yule-Walker o mínimos cuadrados (Prairie, 2006). El detalle de las ecuaciones de Yule-Walker, se presentan en el Anexo 5.

b) Métodos de Regresión Lineal Múltiple:

En este tipo de método, se supone una función específica lineal para el comportamiento de la variable a predecir (en este caso el caudal medio mensual), a partir de un conjunto de predictores, que en este estudio serían la precipitación y temperatura de los meses anteriores. Al igual que en el modelo PAR, en este caso se consideró un modelo para cada mes. La ecuación que define la regresión lineal múltiple es la que se presenta a continuación:

$$\ln Q^{(s)}_t = \beta_0^{(s)} + \sum_{i=1}^2 (\beta_j^{(s)} P_{t-i} + \beta_k^{(s)} T_{t-i}) + \varepsilon^{(s)}_t \quad \text{Ecuación (4)}$$

Donde:

- $Q^{(s)}_t$: caudal en mes t
 β_0 : término independiente
 β_j y β_k : parámetros de la regresión asociados a los predictores P y T
 $\varepsilon^{(s)}_t$: error asociado a la regresión.

Se eligió en cada caso el mejor conjunto de predictores, entre los valores de precipitación y temperatura de los meses t-1 y t-2.

Para ambos modelos paramétricos, los datos fueron normalizados antes de ajustarlos y las secuencias sintéticas generadas una vez ejecutado el modelo, se vuelven a transformar en el espacio original.

Métodos No Paramétricos:

a) Método de KNN original:

En el presente trabajo se analizó el método propuesto originalmente por Lall y Sharma (1996) que utiliza la técnica de los K vecinos más cercanos (*K-nearest neighbors*) para volver a muestrear series de tiempo y aplicarlo a la simulación de caudales. El método busca preservar la estructura de dependencia de las series, pero sin suposiciones previas en cuanto a la forma de dependencia (lineal o no lineal) y la forma de la función de densidad de probabilidad.

El método original de KNN contempla los siguientes pasos:

- Encontrar los k vecinos más cercanos al caudal del mes buscado (t). Para esto, se consideró que el valor de la serie en el mes t, estaba limitada por los dos meses anteriores. Luego, se calcula la “distancia” entre los antecesores al caudal del mes buscado ($Q_{i(t-1)}$ y $Q_{i(t-2)}$) asociado al año i que se desea simular, con los caudales de los años restantes j de los dos meses anteriores: ($Q_{j(t-1)}$ y $Q_{j(t-2)}$). Para identificar las observaciones que se encuentran “más cerca” se debe utilizar una noción de distancia, que comúnmente utilizada corresponde a la distancia Euclidiana:

$$D_{ij(t)} = ((Q_{i(t-1)} - Q_{j(t-1)})^2 + (Q_{i(t-2)} - Q_{j(t-2)})^2)^{\frac{1}{2}} \quad \text{Ecuación (5)}$$

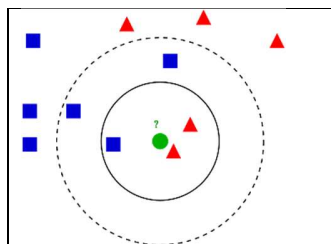
Donde:

$Q_{i(t-1)}$ y $Q_{i(t-2)}$: caudal asociado al mes t-1 y t-2 del año i (i.e., año que se desea simular).

$Q_{j(t-1)}$ y $Q_{j(t-2)}$: caudal asociado al mes t-1 y t-2 del año j, con $j = 1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, N$.

El resultado del cálculo de distancias es un vector de (N-1) valores.

- El número k de vecinos más cercanos, podría influir en los resultados del método. Un bajo valor de k tiene la capacidad de capturar las características locales, mientras que un valor de k grande puede suavizar las características locales (ver Figura 4.2). Existen distintos métodos para establecer el valor de k óptimo; sin embargo, Lall y Sharma (1996) sugirieron que la expresión $k = \sqrt{N}$, con N igual al número de años de observaciones, funciona bien en casi todos los casos. Se adoptó el mismo esquema en el presente trabajo.



Ejemplo genérico de la selección del valor de k para KNN: se desea clasificar el círculo verde; se define $k=3$ (tres vecinos más cercanos); con esto el valor buscado quedaría clasificado como triángulo. Pero si se modifica el valor de k, a $k=5$ la clasificación correspondería a un cuadrado. Por lo tanto, el valor seleccionado para k influye en el resultado del valor buscado.

Figura 4- 2 Ejemplo de selección del número k

- Las distancias se ordenaron de menor a mayor y se seleccionaron los k vecinos más próximos. En este caso como se disponía de 32 años de registro histórico, se consideró k= 5, es decir los cinco vecinos más cercanos.
- A cada uno de los vecinos (i.e., a cada año hidrológico) se le asigna un peso, tal que la observación más cercana obtiene el mayor peso y la más lejana el menor. Dichos pesos se calculan según la ecuación:

$$W(j(i)) = \frac{1/j}{\sum_{j=1}^k 1/j} \quad j = 1, \dots, k \quad \text{Ecuación (6)}$$

Posteriormente, se utiliza esta función de pesos para construir una curva de distribución acumulada (CDF) que establece la probabilidad acumulada de que ocurra un valor dado de $j(i)$. Luego, de forma aleatoria se elige un valor entre $[0,1]$, con una distribución normal. Este valor entre 0 y 1 se asocia a la probabilidad de ocurrencia dada por la CDF. Con la misma curva se verifica a que vecino corresponde esta probabilidad. El caudal asociado a ese vecino seleccionado se le asigna al mes buscado.

- Los pasos se repiten M veces (con $M = 500$) hasta generar el conjunto de simulaciones buscado. El cálculo de las series sintéticas de caudal comienza en el año 2, ya que el primer año hidrológico de la serie observada no dispondría de todos los meses predecesores necesario para el cálculo.

b) KNN original utilizando precipitación y temperatura como predictores:

Se generaron series sintéticas de caudal, utilizando el mismo método descrito en el punto anterior, pero considerando que la identificación de los vecinos más cercanos se hace con los valores de precipitación y temperatura sólo del mes anterior. Es decir, la distancia euclidiana para seleccionar los K vecinos más cercanos queda definida por la siguiente ecuación:

$$D_{ij} = \sqrt{(P_{i(t-1)} - P_{j(t-1)})^2 + (T_{i(t-1)} - T_{j(t-1)})^2} \quad \text{Ecuación (7)}$$

Donde:

$p_{i(t-1)}$ y $p_{j(t-1)}$: precipitación media mensual asociada al mes t-1 para año i y j respectivamente
 $t_{i(t-1)}$ y $t_{j(t-1)}$: temperatura media mensual asociada al mes t-1 para año i y j respectivamente

El resto del procedimiento es igual que el descrito en el método de KNN original.

c) KNN modificado:

Uno de los inconvenientes de la técnica del KNN presentada por Lall y Sharma (1996), es que no permite simular valores no vistos en los registros históricos, reduciéndose la variabilidad de valores simulados. Para dar solución a este problema, Prairie et al. (2006) propuso una modificación del método de KNN original que consiste en construir una regresión entre los predictores mensuales

sucesivos (por ejemplo, una regresión entre los caudales de marzo y febrero, o como en este caso, una regresión considerando el mes anterior al buscado), pero utilizando como predictores la precipitación y la temperatura (P y T). Con esta regresión se obtienen los caudales para el mes buscado.

$$\widehat{Q}_t^* = g(P_{t-1}; T_{t-1}) + e_t \quad \text{Ecuación (8)}$$

Donde:

\widehat{Q}_t^* : caudal en mes t, obtenido de la regresión lineal múltiple, predictores P y T.

$g()$: función que relaciona la precipitación y la temperatura, una para cada mes

e_t : residuo de la regresión

- Los k vecinos más cercanos se calculan de la misma forma que en la versión original, pero son los residuos de la regresión en los k vecinos los que se vuelven a muestrear utilizando el mismo enfoque descrito en el método del KNN original. Es decir, en vez de remuestrear los valores históricos de caudal, se remuestran los residuos de los k vecinos cercanos.

$$K(i) = \frac{1/i}{\sum_{i=1}^k 1/i} \quad \longrightarrow \quad e_t^* = K(i) * e_t \quad \text{Ecuación (9)}$$

Donde:

$K(i)$: función de pesos de los residuos

e_t^* : residuo remuestreado

- Los residuos remuestreados se suman al caudal obtenido a partir de la regresión, obteniéndose de esta forma el conjunto de valores simulados.

$$Q_t^* = \widehat{Q}_t^* + e_t^* \quad \text{Ecuación (10)}$$

Donde:

Q_t^* : caudal buscado para el mes t

\widehat{Q}_t^* : caudal en mes t, obtenido de la regresión lineal múltiple

e_t : residuo de la regresión

- Los pasos se repiten para los otros meses hasta obtener el conjunto de simulaciones. Las salidas de cada mes se utilizan para obtener los sucesivos años. Al igual que en el KNN original, el cálculo se comienza desde el año 2 de la serie.

Posteriormente, se calcularon los principales estadísticos asociados a cada simulación: medias, máximos, mínimos, desviación estándar, coeficiente de asimetría y coeficiente de regresión. Además, para cada análisis de los estadísticos se incorporó el cálculo de un indicador de eficiencia de la simulación. Es decir, se comparan los resultados de cada uno de los estadísticos obtenidos de las simulaciones con los estadísticos del registro histórico utilizando los siguientes indicadores:

- Coeficiente de determinación (R^2).
- Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE por sus siglas en inglés).
- Sesgo Porcentual (%bias).

4.3. Obtención de series climáticas para período futuro

El análisis de infraestructura, en particular los embalses, no considera los efectos que podrían producirse en un futuro si existen cambios en las forzantes meteorológicas como precipitación y temperatura. Es decir, la planificación de la inversión en los proyectos de embalses no incluye la incertidumbre asociada al cambio climático.

Es por esta razón que se incorporó la información entregada por los Modelos de Circulación General (GCM, por sus siglas en inglés) como forzantes meteorológicas futuras (precipitación y temperatura) y, a través del método no paramétrico seleccionado anteriormente, se obtuvieron series de caudales sintéticas futuras que permitieron evaluar el comportamiento de los embalses en condiciones de cambio climático.

4.3.1. Escenarios de Cambio Climático

El Panel Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC), en su informe del año 2014 (IPCC, 2014) definió cuatro posibles escenarios basados en trayectorias representativas de concentración de gases de efecto invernadero que modificarían la forzante radiativa en el planeta. Los escenarios contemplados por el IPCC corresponden a:

Tabla 4- 1 Escenarios de cambio climático

Escenario	Descripción
RCP 8.5	Aumento de la forzante radiativa a 8,5 W/m ² para el año 2100
RCP 6.0	Estabilización suave de la forzante radiativa en 6,0 W/m ² para el año 2100
RCP 4.5	Estabilización suave de la forzante radiativa en 4,5 W/m ² para el año 2100
RCP 2.6	Peak de la forzante radiativa en 3 W/m ² antes del 2100 y posterior baja

Fuente: IPCC (2014)

La Figura 4.3, presenta las trayectorias modeladas de las emisiones anuales de efecto invernadero:

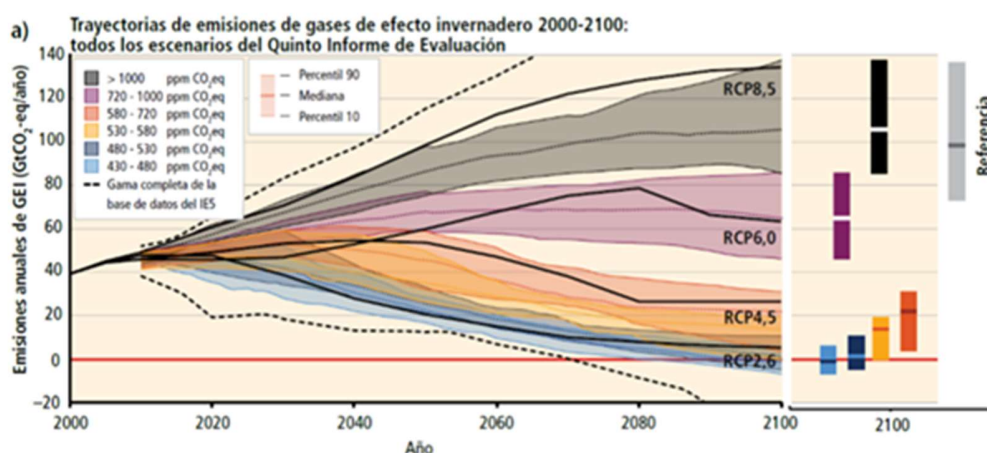


Figura 4- 3 Trayectorias posibles de emisiones de gases de efecto invernadero
Fuente: IPCC (2014)

Considerando que el escenario más desfavorable corresponde a RCP 8.5, se realizaron todas las simulaciones futuras basándose en este escenario.

4.3.2. Modelos de Circulación General (GCM)

Los GCMs replican la climatología del planeta acoplando simulaciones en atmósfera y océanos, mientras que la modelación del clima se realiza en base a forzantes climáticas que explican otras variables hidrometeorológicas, como la precipitación y temperatura (Ricchetti, 2018). La escala temporal varía según el modelo y la resolución espacial varía entre 100 a 500 kilómetros.

Los GCMs utilizados en este estudio, corresponden a CCSM4, CSIRO-MK3.6.0, IPSL-CM5A-LR y MIROC-ESM, ya que fueron los mismos seleccionados para evaluación de condiciones futuras en el estudio de Actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017).

Tabla 4- 2 Modelos de Circulación General utilizados en el estudio

Modelo	Institución	Sensibilidad climática
CSIRO-MK3-6-0	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization in collaboration with Queensland Climate Change Centre of Excellence, Australia	Baja extrema
CCSM4	National Center for Atmospheric Research, USA	Baja moderada
MIROC-ESM	Agency for Marine-Earth Science and Thecnology, Atmosphere and Ocean Research Institute (University of Tokyo), and National Institute for Environmental Studies, Japan	Alta moderada
IPSL-CM5A-LR	Institut Perre-Simon Laplace, France	Alta extrema

Fuente: Actualización Balance Hídrico Nacional (DGA 2017)

El tamaño de la grilla que utilizan los GCMs es útil para comprender patrones climáticos a gran escala (continentes, hemisferios) pero no permiten el análisis a nivel de cuenca, por lo que es necesario realizar un proceso de escalamiento para llevar los datos entregados por los modelos, a una escala adecuada para las cuencas en estudio. Los métodos de escalamiento se clasifican típicamente en dos familias: dinámicos y estadísticos. En este estudio se utilizaron los datos escalados por el método estadístico *Quantile Delta Mapping* (QDM; Cannon et al., 2015), utilizado en el estudio de la DGA (2017) para el escalamiento de la información de los GCMs. El método QDM consiste en encontrar una función de transferencia que luego de ser aplicada a los datos obtenidos de los GCM en el período de calibración, genere una corrección de su distribución, obteniendo una nueva distribución semejante a la de los datos observados. La técnica QDM está orientada al ajuste de variables disponibles en distintos periodos temporales, y preserva cambios absolutos (como la temperatura) o relativos (como el caso de la precipitación) en los cuantiles entre un periodo y otro, corrigiendo al mismo tiempo los sesgos de la variable simulada respecto a los datos observados utilizados como referencia (DGA, 2017). De esta forma, se obtuvieron los valores futuros de precipitación y temperatura entre los años 2014-2060 (i.e., 46 años). El escalamiento de los valores de precipitación y temperatura se realizó en el punto donde se ubicaría el futuro muro de embalse.

Además se verificó el escalamiento de los datos obtenidos del estudio de DGA, a través de un nuevo escalamiento estadístico de los valores de precipitación y temperatura entregados por los modelos, ajustando los valores de cada uno con respecto a los valores del período histórico a

través de funciones de transferencia mensuales. El detalle del mecanismo de escalamiento estadístico realizado se presenta en el Anexo 4.

4.4. Generación de series sintéticas de caudales, con datos futuros

Se generaron series sintéticas de caudales, utilizando como información los valores de precipitación y temperatura entregados por los cuatro GCM escalados espacial y estadísticamente a cada una de las ocho cuencas en estudio. Esta simulación se realizó con el método no paramétrico seleccionado en las etapas anteriores, descritas en el numeral 4.2 de esta Metodología y correspondió al que presentó mejor comportamiento, en relación a los datos históricos (los datos de precipitación y temperatura históricos también fueron obtenidos de los GCM en el período histórico, escalados espacial y estadísticamente). Aún cuando los GCM entregaban 46 años de datos futuros de precipitación y temperatura (2014-2060), la simulación de los caudales futuros a partir de los GCM se obtuvo para la misma longitud de los datos históricos, es decir 32 años (2028 – 2059).

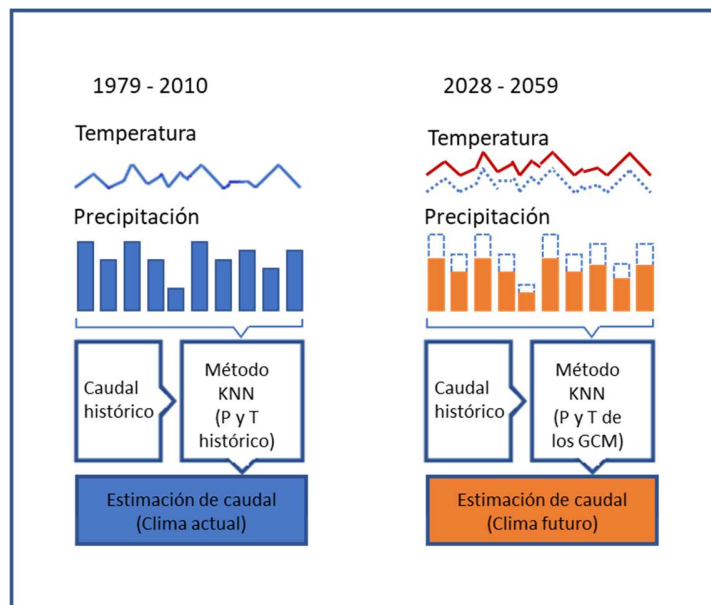


Figura 4- 4 Esquema del proceso de obtención de series de caudal futuros

4.5. Evaluación del Índice de Seguridad de Riego de los embalses

El modelo operacional de un embalse busca reproducir su comportamiento frente a una serie de condiciones o reglas de operación prefijadas. Un modelo de este tipo permite: a) fijar las dimensiones principales de las obras, como el volumen útil requerido; y b) fijar la seguridad de riego mínima que entregará la obra. El modelo operacional utilizado en el presente análisis plantea en forma general la condición de continuidad de los volúmenes y se representa por la siguiente ecuación:

$$Q_n(t) - Q_e(t) - Q_{\text{evap}}(t) - Q_v(t) + dV_e = 0$$

Ecuación (11)

Donde:

- $Q_n(t)$: caudales medios mensuales afluentes al embalse durante período el mes t.
 $Q_e(t)$: caudales medios mensuales entregados por el embalse durante el mes t.
 $Q_{\text{evap}}(t)$: tasa de evaporación desde la superficie del espejo de agua durante el mes t.
 $Q_v(t)$: caudales medios mensuales vertidos por el embalse durante el mes t.
 dV_e : variación del volumen del embalse durante el mes t.

Los caudales **entregados**, consideran la demanda agrícola y las pérdidas en la conducción, en el período mes t. Por simplificación del modelo operacional, no se incorporaron elementos como filtraciones o caudal ecológico en este estudio.

La evaporación en el embalse normalmente se calcula a partir de una tasa de evaporación mensual, fija para cada mes. En este estudio, se consideró la evaporación como una serie de tiempo, obtenida a partir de la Ecuación de Thornthwaite (Althoff et al., 2019), que depende de la temperatura ambiente.

La mayoría de los embalses en nuestro país utilizan una regla de operación estándar para las entregas del suministro, es decir, el embalse entrega el total de la demanda mientras tenga ese volumen disponible y, en caso contrario, entrega lo que tiene acumulado. Si ingresa más agua que la capacidad del embalse, esta será regulada por el vertedero. Las frecuencias con que se realizan las entregas del embalse y el porcentaje cubierto de la demanda definen la seguridad de riego asociada a ese embalse.

La seguridad de riego de un embalse o índice de seguridad de riego, corresponde a un criterio establecido para evaluar la confiabilidad del suministro hídrico de la obra, con respecto a su demanda asociada. En nuestro país, al planificar un embalse para riego, el principal objetivo es conseguir un 85% de seguridad de riego para la superficie de cultivo, es decir, en un periodo de tiempo debe tenerse al menos 85% de años “no fallidos”.

La definición de un “año fallido” en nuestro país no está asociada a no cumplir con el total de la demanda hídrica de riego, sino que, se **considera año fallido** a aquel en que tenga a lo menos un mes en que se entregue menos del 85% de la demanda, o cuando en dos meses consecutivos se entregue menos del 90% de la demanda (MDSF, 2016), evaluando cada mes por separado.

Por otra parte, en la actualidad para el diseño de embalses en Chile, sólo se utiliza **una** (1) serie de caudales, correspondiente al registro histórico.

La Figura 4.5, sintetiza el análisis que se realiza para el cálculo de la seguridad de riego de un embalse en Chile:

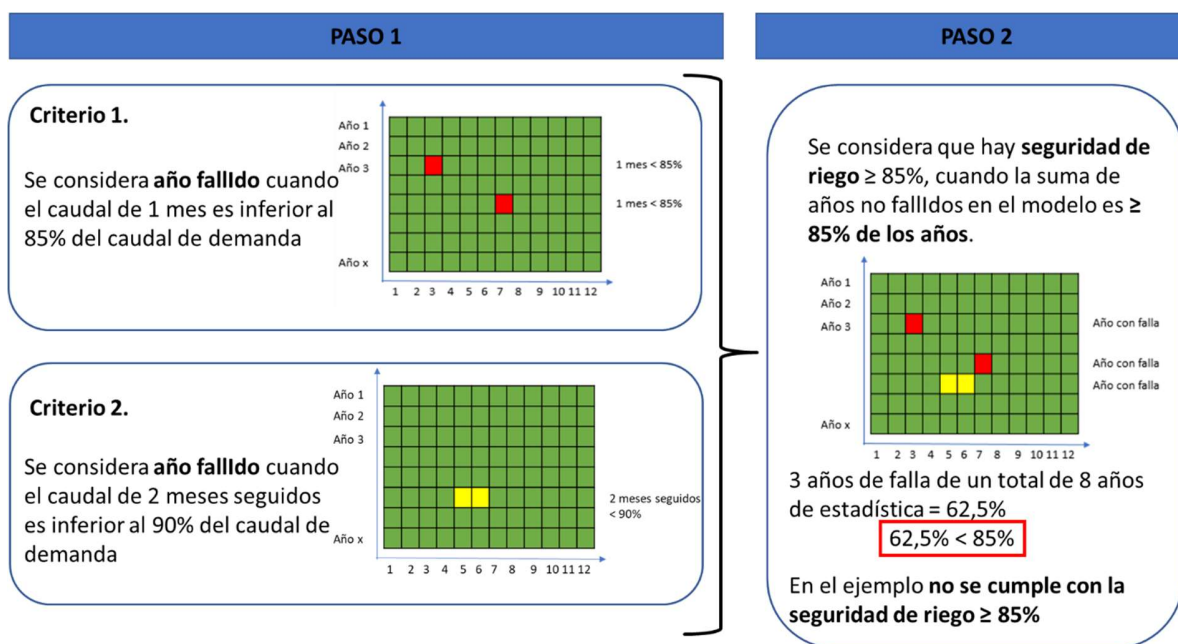


Figura 4-5: Cálculo del Índice de Seguridad de Riego en Chile

En el presente estudio, se partió de la base que los embalses analizados, cumplieran con el 85% de seguridad de riego para la superficie analizada, considerando el criterio actual con el que se evalúan los embalses de riego (MDSF, 2016), es decir con una única serie histórica. Sin embargo, en este trabajo se analizaron 500 series sintéticas, tanto para el período histórico como para el período futuro, lo que implica que se podrían analizar distintas alternativas para definir el dimensionamiento de un embalse (volumen y área beneficiada) en función del índice de seguridad de riego. Se proponen para el análisis de las obras las siguientes alternativas:

- Establecer el volumen y área beneficiada, a partir de la única serie histórica observada y, con estos valores fijos, evaluar para todas las series sintéticas la seguridad de riego.
- Fijar el volumen del embalse a partir de la serie observada e imponer que, en promedio las series simuladas cumplan con el 85% de la demanda. A partir de esto establecer el área beneficiada.
- Fijar el volumen del embalse a partir de la serie observada y asegurar que todas las series simuladas cumplan con al menos el 85% de seguridad de riego. A partir de esto establecer el área beneficiada.
- Fijar el área beneficiada a partir de la serie observada y modificar el volumen del embalse. Esta opción de análisis tiene el inconveniente de que no podría aplicarse a embalses construidos.

En el presente trabajo, se analizaron las alternativas (a), (b) y (c) como posibles metodologías a implementar en estudios futuros.

Se determinó el índice de seguridad de riego utilizando las series sintéticas de caudal generadas con el método de KNN en el período histórico, en cada una de las alternativas planteadas anteriormente, con el objeto de evaluar si la seguridad de riego variaba al utilizar múltiples series sintéticas, en remplazo de una sólo serie observada.

Posteriormente, se utilizaron los datos de caudales obtenidos de la simulación con el método de KNN original (con P y T futuros como predictores) para la evaluación del índice de seguridad de riego en escenarios de cambio climático en el período futuro. Aun cuando los GCM permitieron calcular valores de caudal para 49 años, sólo se utilizaron los últimos 32 años de las series generadas, con el objetivo de trabajar con la misma longitud que los datos históricos. El ISR futuro se evaluó para las tres alternativas de diseño consideradas en el período histórico.

Finalmente, todos los métodos y el modelo operacional de embalses utilizados fueron programados en el lenguaje R. Los códigos de programación están disponibles en el Anexo 2.

5. RESULTADOS

En el presente capítulo, se presentan los resultados obtenidos de la aplicación de la metodología descrita en el capítulo anterior. Manteniendo el esquema de la metodología, se presentan primero los resultados de la generación de series sintéticas del período histórico, utilizando métodos paramétricos y no paramétricos. Posteriormente se presentan los resultados obtenidos para la simulación de series de caudal con forzantes meteorológicas futuras y finalmente el análisis del comportamiento del índice de seguridad de riego, en condiciones futuras.

5.1. Generación de Series Sintéticas de Caudal con datos históricos

En primer lugar, se evaluó el comportamiento de los métodos no paramétricos con respecto a los métodos paramétricos, para el período histórico de observaciones de caudal. Para la evaluación se utilizó validación cruzada año a año.

Las Figuras 5.1, 5.2 y 5.3, presentan las series de tiempo resultantes de las 500 simulaciones realizadas para cada uno de los métodos para los años 2006-2010 (solo se presentan los últimos cinco años de las simulaciones por ser años que en general han presentado condiciones extremas). En línea roja, se presentan los registros de caudal históricos obtenidos de cada uno de los estudios de prefactibilidad de los embalses analizados, mientras que en gris se observa el conjunto de simulaciones realizadas a partir de cada método. La línea negra presenta el promedio de las simulaciones de caudal.

Se presenta como ejemplo el resultado para tres cuencas que representan distintos regímenes fluviométricos: Cuenca Embalse El Carmen de régimen nival, Cuenca Embalse Bollenar de régimen nivo-pluvial y la Cuenca Embalse Huedque de régimen pluvial. El resto de las cuencas, se presentan en el Anexo 1.

De los gráficos se observa que, para los métodos paramétricos (PAR1 y MLR), si bien el promedio de los valores simulados se acerca a los valores observados, la dispersión de los resultados con respecto a los caudales históricos es mucho mayor que en los métodos no paramétricos evaluados. Además, se observa un incremento de la media respecto a los valores históricos.

Por otro lado, los métodos no paramétricos presentan menor dispersión de los resultados simulados, con respecto a los valores históricos. Esto se debe a que, al utilizar un conjunto de k de datos más cercanos para predecir el valor de los nuevos datos, se limita la “banda de resultados” posibles. Como en este caso el valor de k seleccionado fue pequeño ($k=5$), el modelo tiene la capacidad de capturar las condiciones locales cada vez que realiza una simulación, disminuyendo de esta forma la dispersión de los resultados. Además, para el caso del KNN original, por definición del método, este sólo puede reproducir los valores ya vistos en dentro del rango histórico, lo que también reduciría la dispersión de los resultados.

En relación a los regímenes hidrológicos de las cuencas, se observa que los métodos no paramétricos se acercaron más a la serie histórica en las cuencas pluviales que en las nivales, costándoles más la representación de los extremos en las cuencas nivales.

Si se observan también los datos de las otras cuencas (Anexo 1), prácticamente a todos los métodos se les dificulta la representación de las sequías extremas o prolongadas como las de los

últimos años mostrados en los gráficos, subestimándolas. Sin embargo, para las cuencas pluviales, el método de KNN que utiliza como información P y T, entrega valores más cercanos a la condición histórica de disminución de caudal, tanto en magnitud como en duración del período de sequía. Es necesario recordar que tanto la magnitud como la duración de un episodio de sequía son valores de interés para representar en un modelo para embalses, ya que se asocian a la frecuencia y magnitud de una falla.

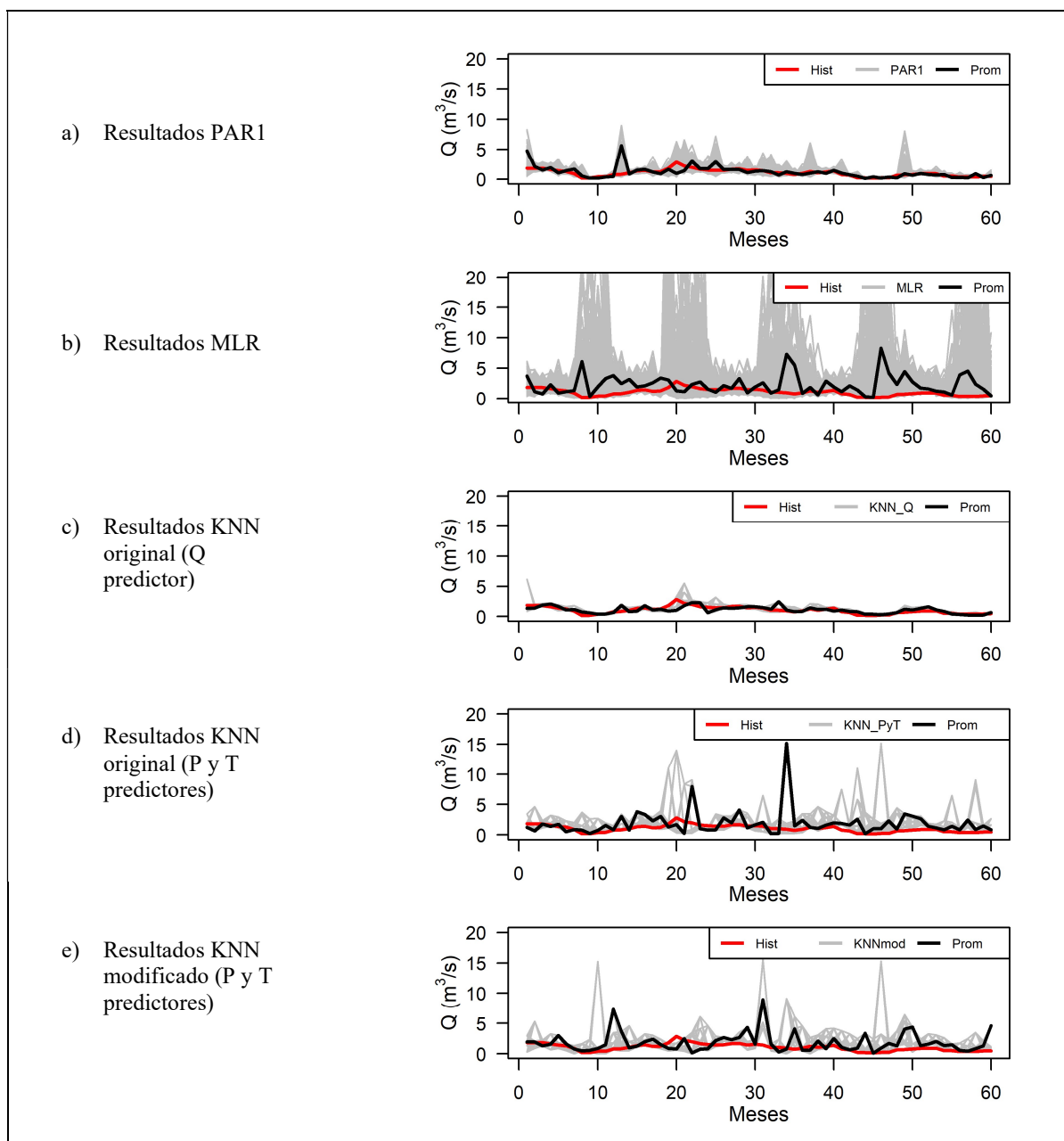


Figura 5- 1 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca El Carmen

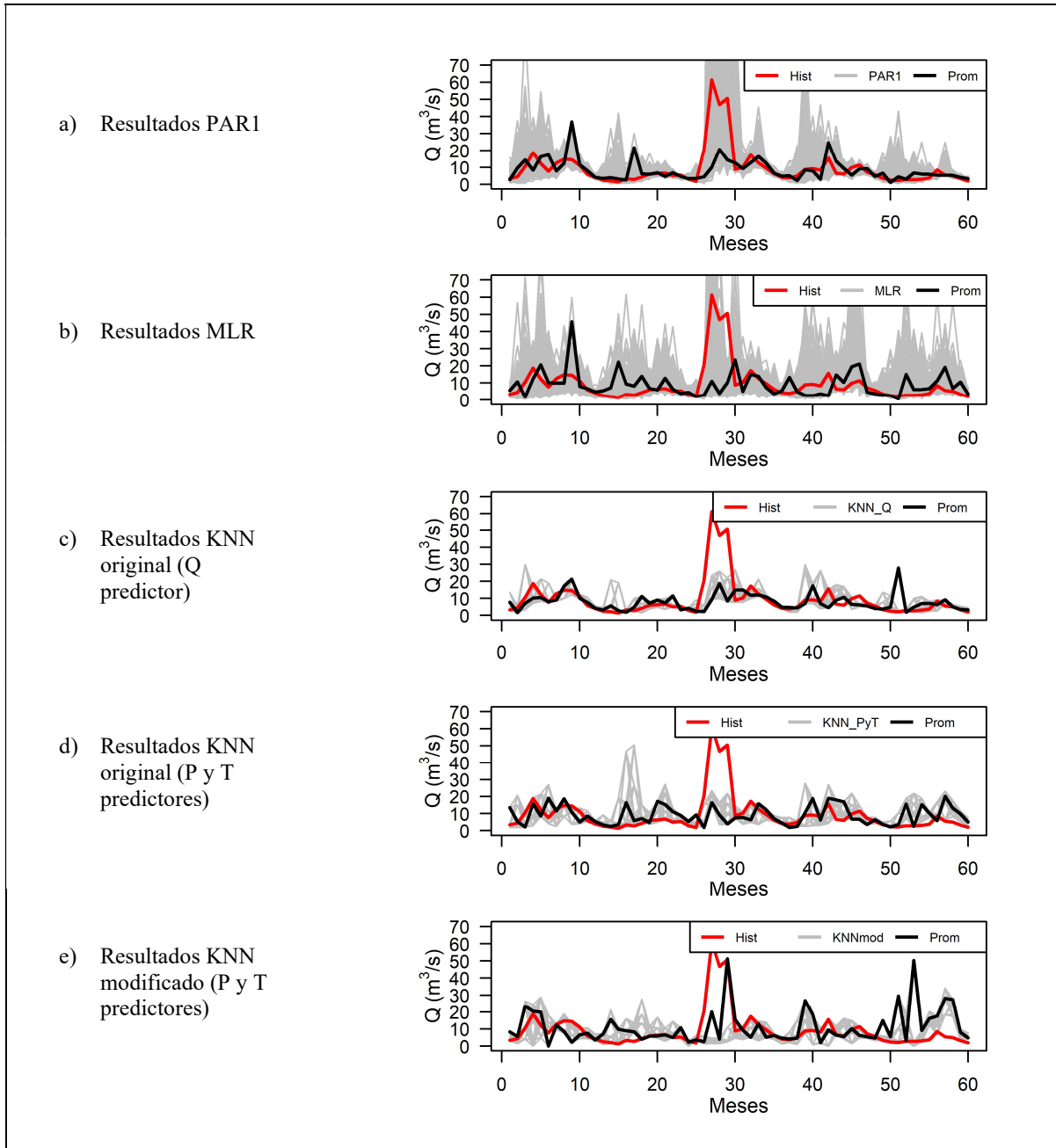


Figura 5- 2 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca Bollenar

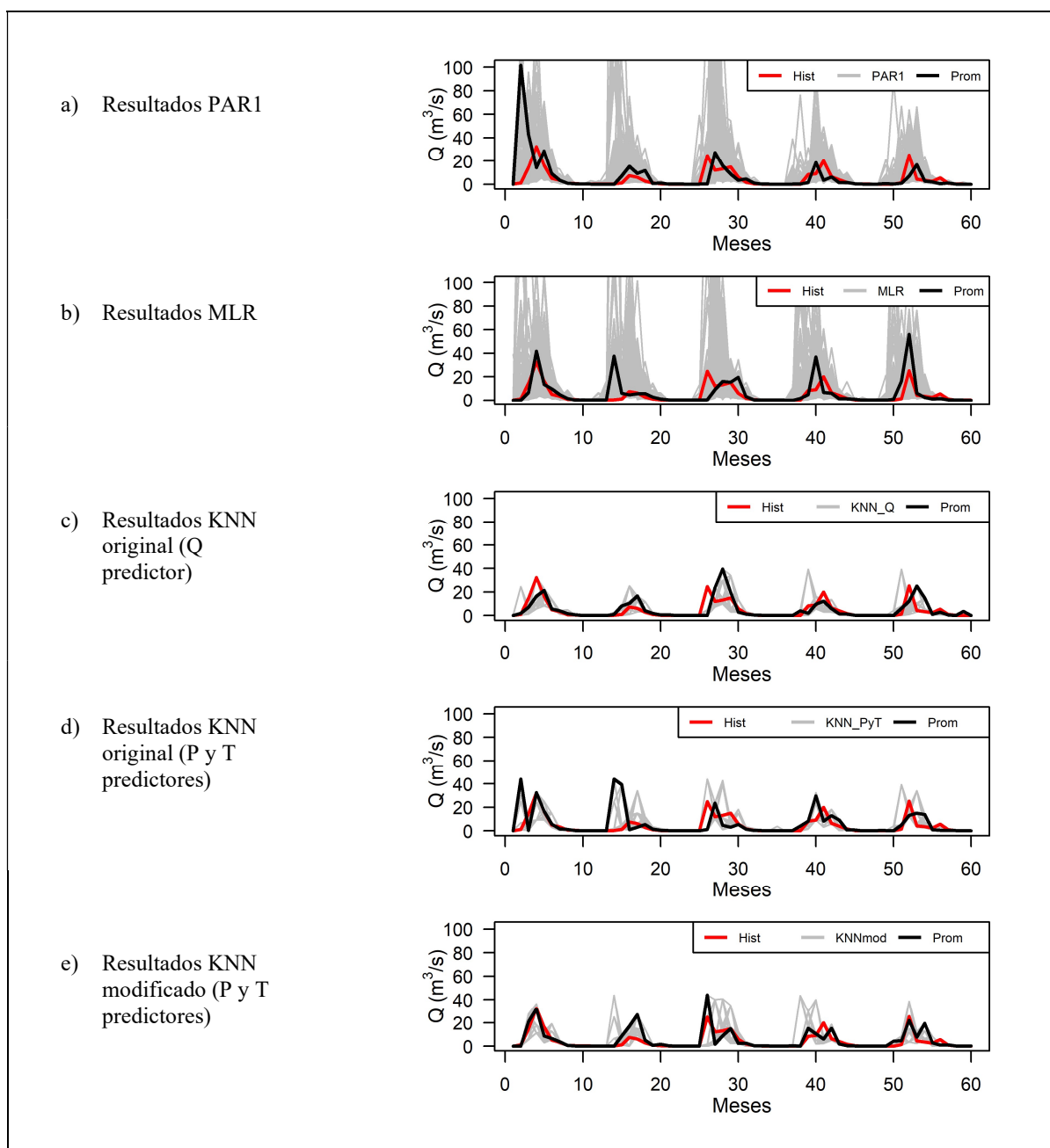


Figura 5- 3 Serie caudales período histórico (2006-2010). Cuenca Huedque

Las Figuras 5.4 a 5.9 presentan los estadísticos mensuales y anuales asociados a las 500 simulaciones realizadas para cada una de las cuencas, utilizando los modelos MLR, KNN original (que utiliza caudal como predictor), KNN original (que utiliza precipitación y temperatura como predictores) y KNN modificado (que utiliza precipitación y temperatura). Los resultados para la simulación con el método PAR1 se pueden revisar en el Anexo 1. Los estadísticos presentados

corresponden a: caudal medio mensual (Figura 5.4); desviación estándar (Figura 5.5); 5.6.- máximos mensuales; 5.7.- mínimos mensuales; 5.8.- coeficiente de autocorrelación (lag-1) y 5.9.- coeficiente de asimetría.

La línea continua en cada figura representa la estadística de la muestra histórica y los gráficos de caja-bigote presentan los estadísticos de las simulaciones. Los gráficos de caja se componen de una caja que está dividida por un segmento vertical que indica donde se ubica la mediana y por lo tanto su relación con los cuartiles primero (inferior, dato de la tabla de atributos que supera al 25% de los valores de la distribución) y tercero (superior, dato de la tabla de atributos que supera al 75% de los valores de la distribución). Los extremos (bigotes) que son las líneas que se extienden paralelas a las cajas se usan para indicar variabilidad fuera de los cuartiles superior e inferior. El punto sobre "Año" en cada figura presenta el valor del estadístico histórico anual.

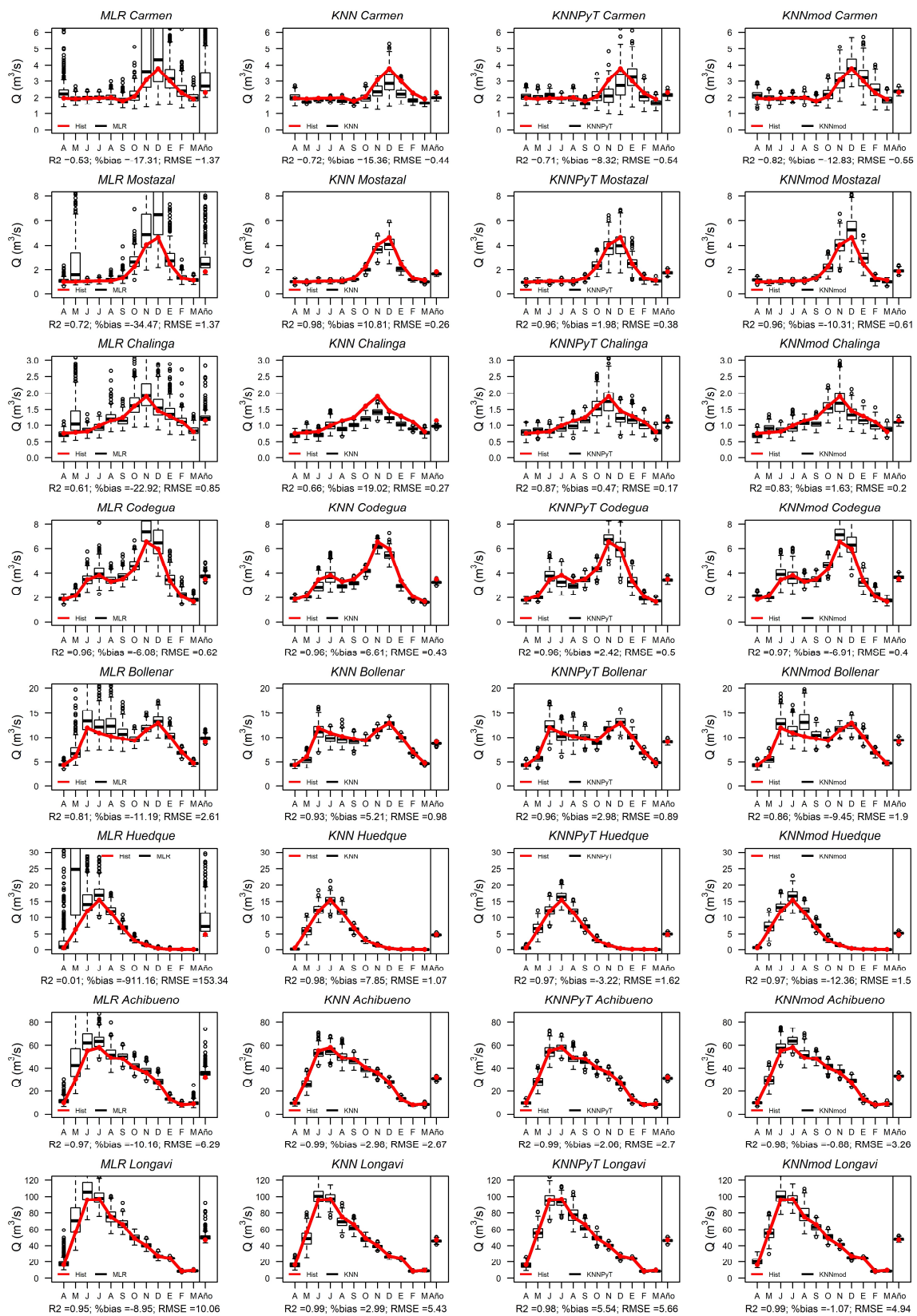


Figura 5- 4 Medias mensuales obtenidas para cada método

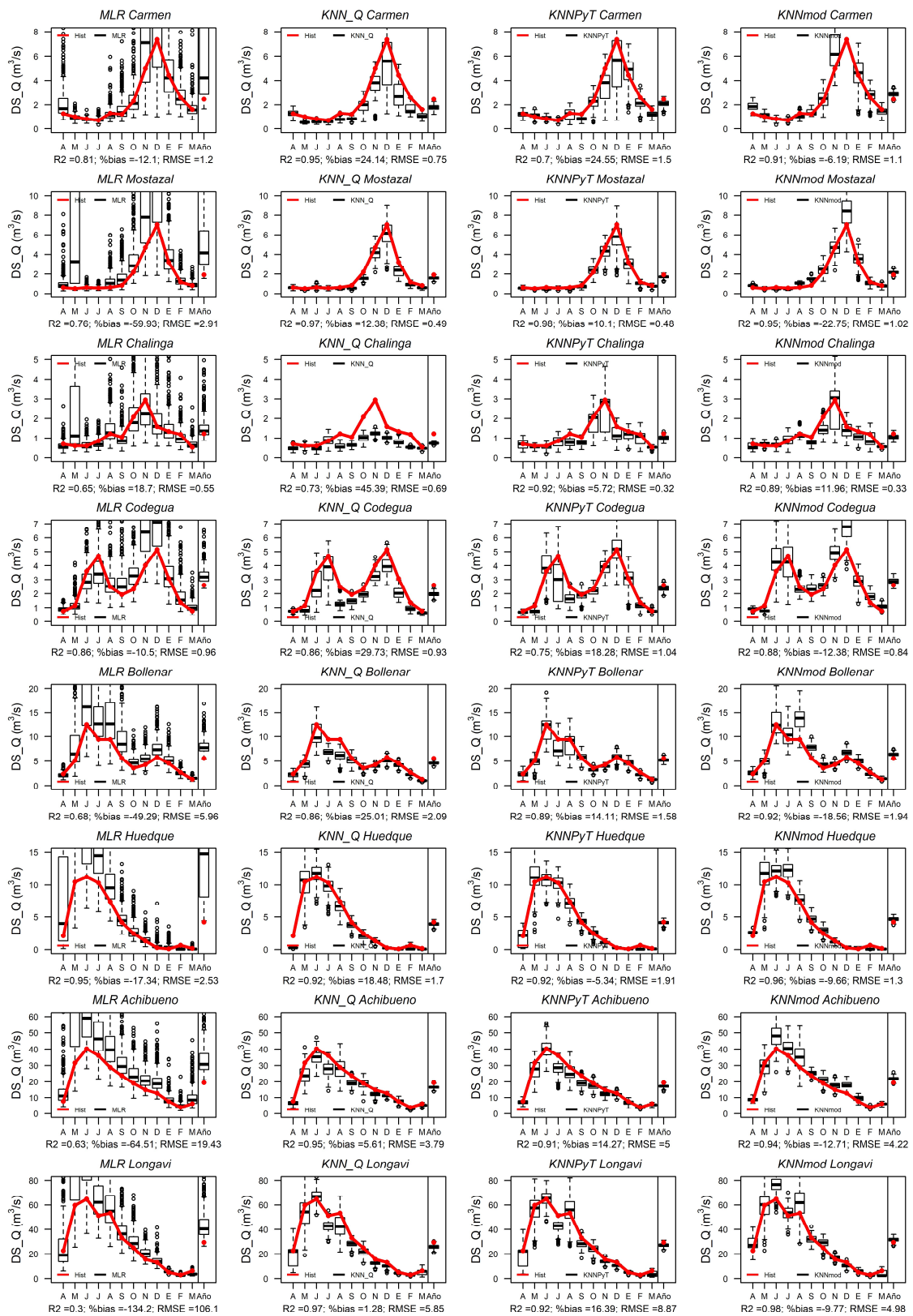


Figura 5- 5 Desviación estándar obtenidas para cada método

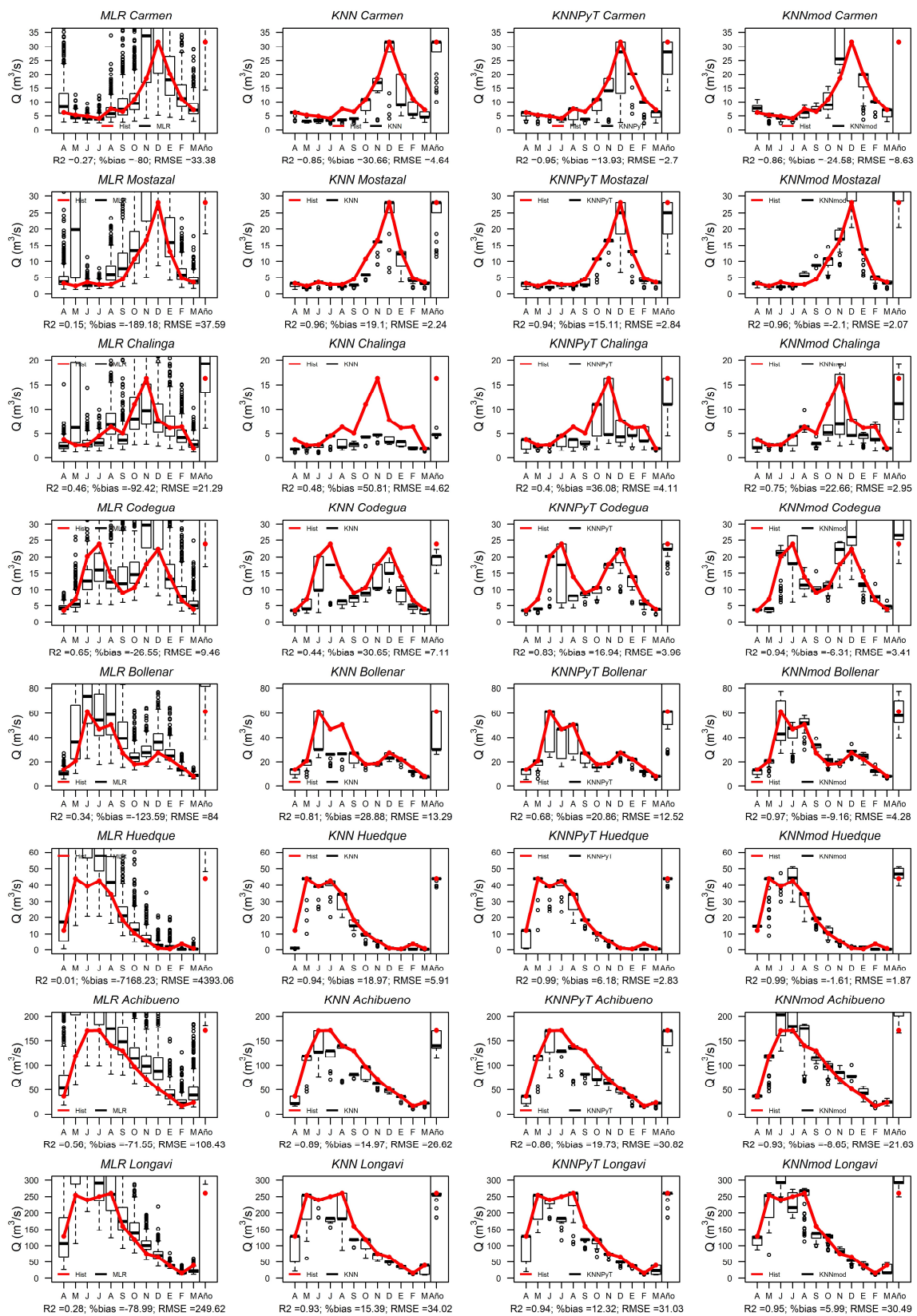


Figura 5- 6 Máximos obtenidos para cada método

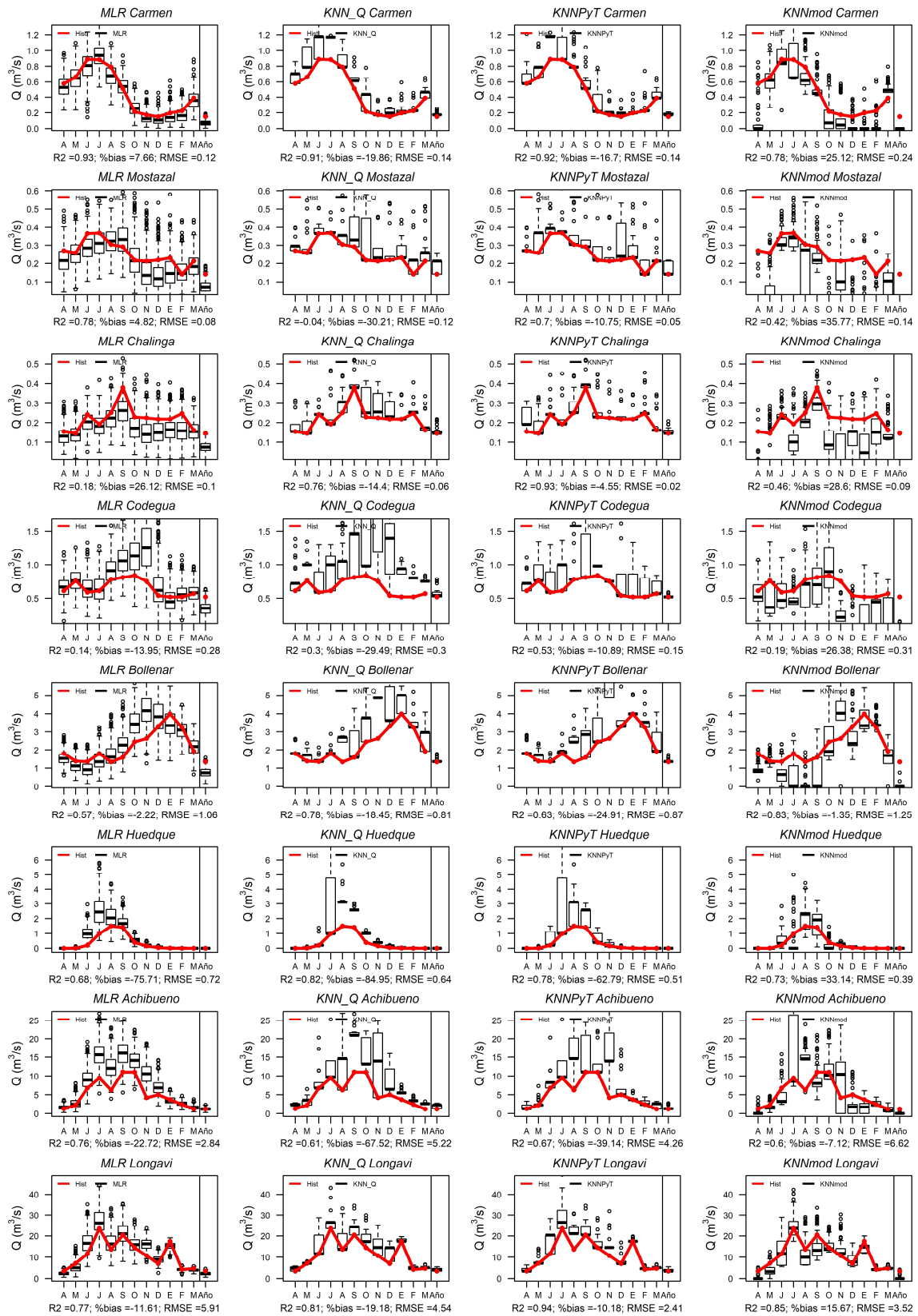


Figura 5- 7 Mínimos mensuales obtenidos para cada método

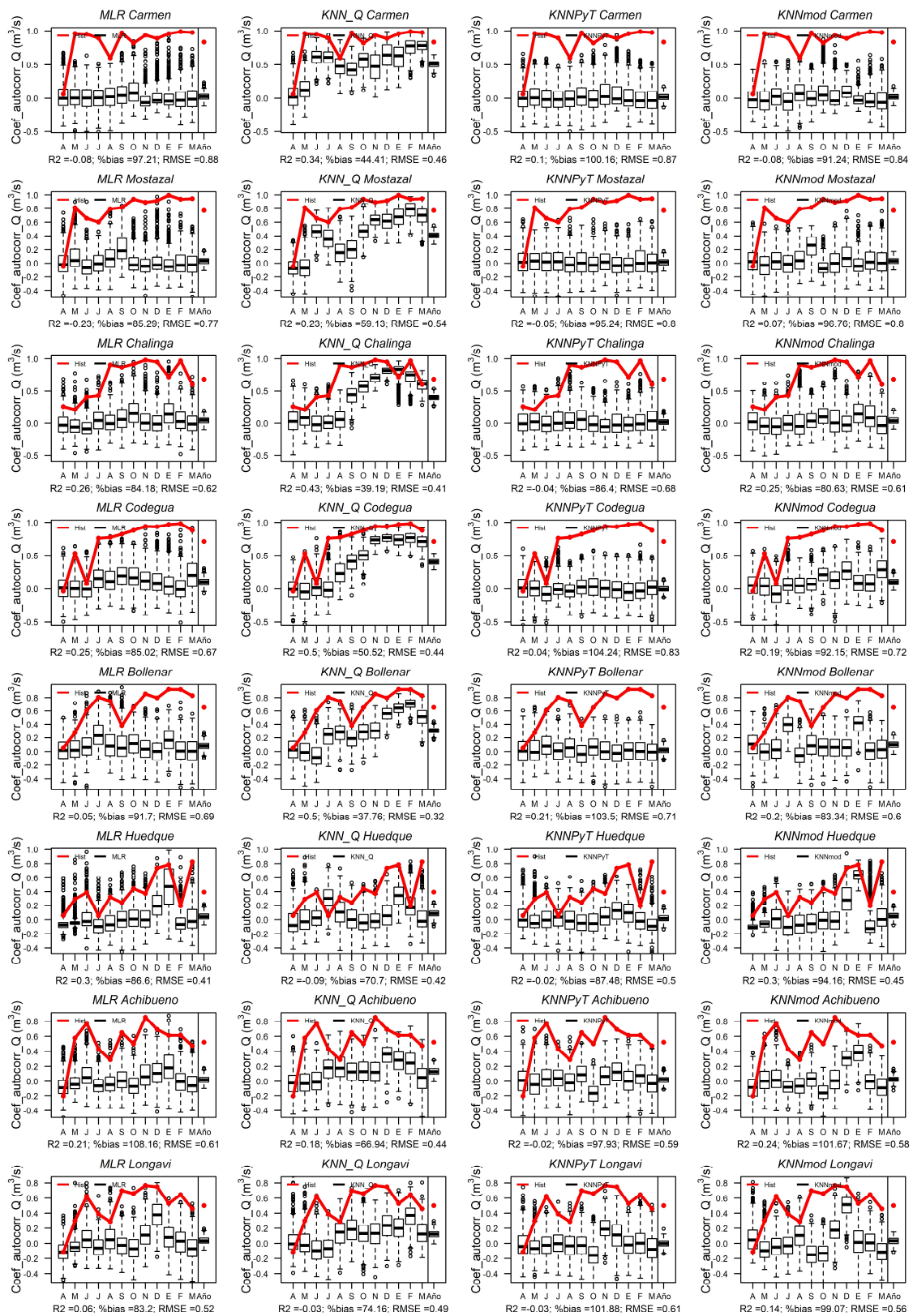


Figura 5- 8 Coeficientes de autocorrelación mensual obtenidos para cada método

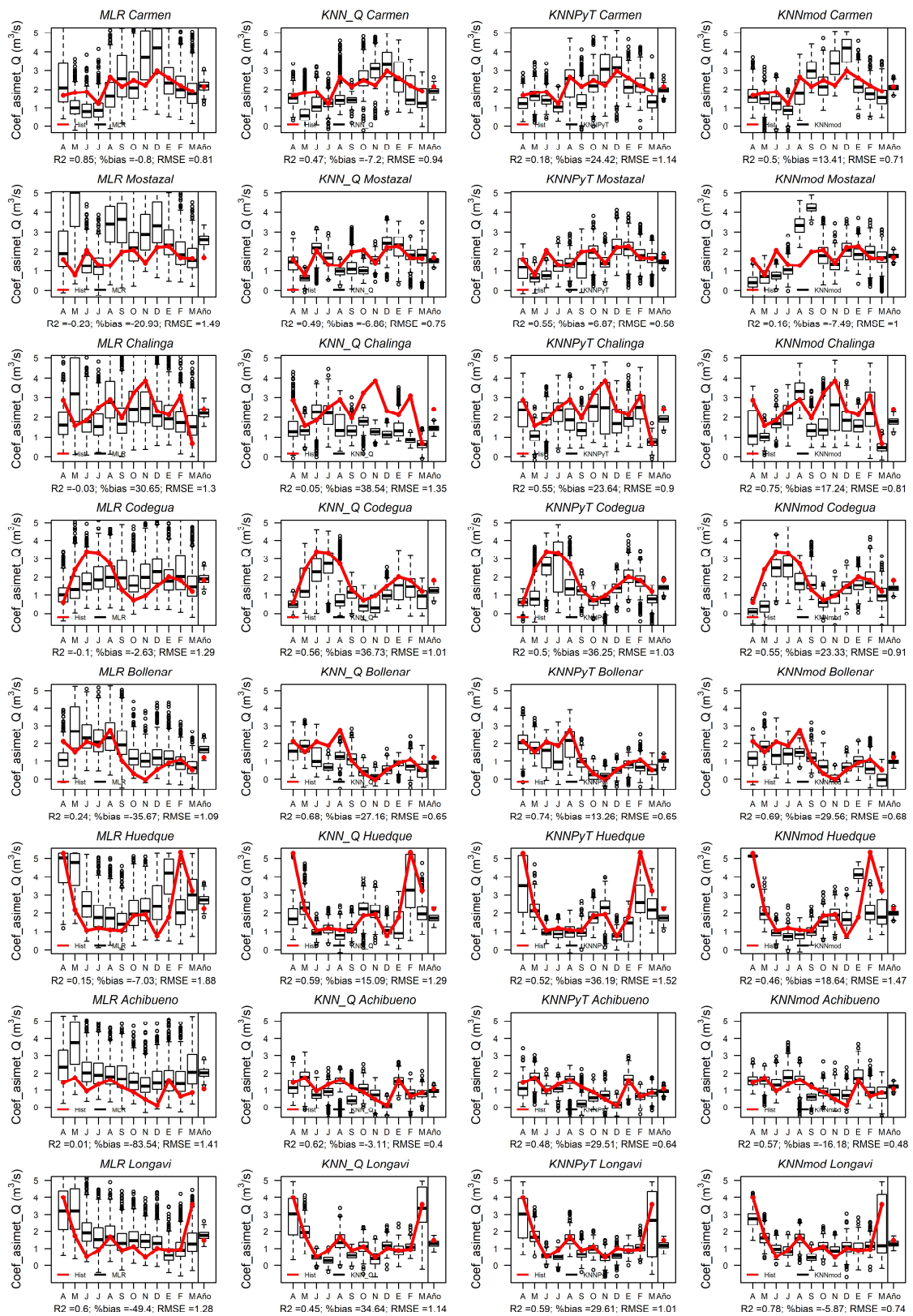


Figura 5- 9 Coeficientes de asimetría mensual obtenidos para cada método

De los gráficos, se observa que las medias de las simulaciones obtenidas tanto para el KNN original (con Q, y con P y T), como para el KNN modificado, son comparables y muy similares en la reproducción del caudal medio mensual histórico, no así el método de regresión lineal múltiple (MLR), que provee un gran número de valores “más extremos” (outliers). Se observa también que el método MLR presentó mayores dificultades en reproducir los valores medios de caudal en los meses de noviembre y diciembre de las cuencas más áridas y de régimen nival. Estos meses corresponden al inicio del derretimiento de la nieve y donde la escorrentía de la nieve derretida se vuelve importante. El momento del inicio y la tasa máxima de derretimiento de nieve pueden variar durante este período, lo que podría generar cierta heterogeneidad en las distribuciones de los caudales en estos meses. Sin embargo, tal como se observó en el trabajo de Lall y Sharma (1996), modelos como el MLR o también los PAR, tienen problemas para reproducir esta situación, no así el método KNN. También se observan valores altos generados por el método MLR en otros meses, lo que puede deberse a los problemas que a veces se presentan con la transformación de los caudales, en el que los valores pequeños en el espacio transformado pueden conducir a valores grandes en el espacio original.

Las desviaciones estándar de las simulaciones presentaron un poco más de variabilidad en los métodos KNN, sobre todo en las cuencas más áridas, mejorando en las cuencas con menor índice de aridez. Sin embargo, siempre se obtuvieron mejores resultados con los métodos KNN que con el método MLR. El método de KNN original, en ambas modalidades (Q y P-T), presenta en la mayoría de los meses un sesgo a la baja en la desviación estándar (en el análisis realizado por Lall y Sharma también se observaba una tendencia a subestimar la desviación estándar en algunos meses). Si bien el método KNN modificado no presenta notoriamente este sesgo a la baja en la desviación estándar, sí se observa una mayor dispersión de los valores. Para el caso del método MLR, los valores de la desviación estándar de las simulaciones, en la mayoría de los casos, estuvieron por sobre los valores históricos y, al igual que pasaba con las medias, presentó muchos valores outliers.

En la representación de los caudales máximos el método del KNN original (Q) subestima los valores de caudal en prácticamente todas las cuencas, y el método MLR sobreestima los valores en todas las cuencas. Los métodos que utilizan P y T, tanto el KNN original como el KNN modificado, si bien también subestiman los valores máximos, se acercan mucho más al valor histórico.

Para el caso de los caudales mínimos, el método de MLR tuvo un mejor comportamiento que los métodos basados en KNN en varias de las cuencas estudiadas, en particular en las cuencas nivales. El método de KNN original, que utiliza solo la información de caudal para predecir, tendió a subestimar los mínimos, pero al incorporar la información de P y T mejoró.

Al comparar los métodos KNN que utilizan P y T (KNN original y KNN modificado), el método original presentó menos “outliers” que el método modificado. En general, los métodos tuvieron menor dificultad en la representación de los caudales mínimos en las cuencas menos áridas.

Si bien el método KNN modificado simula valores máximos y mínimos no vistos en el registro histórico, lo que se puede considerar favorable para escenarios futuros, aumenta la dispersión de los valores.

El coeficiente de autocorrelación (lag-1), fue el estadístico que más dificultad presentó para acercarse a los datos históricos en todos los métodos y siempre entregó valores subestimados con respecto al histórico. En las cuencas nivales, el comportamiento de este estadístico fue insatisfactorio en todos los métodos, mejorando en cierta forma en las cuencas pluviales. En este caso, el método KNN original que utiliza Q funcionó mejor que los otros métodos, lo que era esperable ya que el método fue construido con la información de meses anteriores de la misma variable. En los otros métodos que también usan KNN, la elección del número de vecinos k pudo afectar a la representación de este estadístico, ya que probablemente un número mayor de vecinos suavice los resultados y permita una mejor correlación. En este trabajo, sólo se evaluó el valor de $k = \sqrt{N}$, y para trabajos futuros se propone evaluar otros valores de k, para observar su influencia en el resultado.

La representación del coeficiente de asimetría de los caudales tuvo mejor comportamiento en las cuencas pluviales que en las nivales. El método MLR no pudo representar el estadístico en las cuencas nivales, pero se acercó en las pluviales, aunque los métodos KNN funcionaron mejor. Esta situación producida con el método MLR, puede asociarse al proceso de normalización de los datos para el ajuste del modelo (transformación de los datos y luego de vuelta transformándolos nuevamente con la función inversa), es decir, puede que el proceso de transformación de los datos no fuera capaz de aproximar los datos a una distribución gaussiana, impidiendo que el método MLR representara eficientemente el coeficiente de asimetría, situación que también fue alertada por Prairie et al. (2006) en su publicación.

En la tabla siguiente se presenta un resumen de las métricas asociadas a todos los estadísticos de los métodos presentados, para todas las cuencas en estudio.

Tabla 5- 1 Resumen de métricas para cada método

EMBALSE	MLR			KNN original (Q)			KNN original (PyT)			KNN modificado (PyT)		
	R2	%bias	RMSE	R2	%bias	RMSE	R2	%bias	RMSE	R2	%bias	RMSE
MEDIAS												
El Carmen	0,53	-17,31	1,37	0,72	15,36	0,44	0,71	8,32	0,54	0,82	-12,83	0,55
Mostazal	0,72	-34,47	1,37	0,98	10,81	0,26	0,96	1,98	0,38	0,96	10,31	0,61
Chalinga	0,61	-22,92	0,85	0,66	19,02	0,27	0,87	0,47	0,17	0,83	1,63	0,2
Codegua	0,96	-6,08	0,62	0,96	6,61	0,43	0,96	2,42	0,5	0,97	-6,91	0,4
Bollenar	0,81	-11,19	2,61	0,93	5,21	0,98	0,96	2,98	0,89	0,86	-9,45	1,9
Huedque	0,01	-911,16	153,34	0,98	7,85	1,07	0,97	-3,22	1,62	0,97	-12,36	1,5
Achibueno	0,97	-10,16	6,29	0,99	2,98	2,67	0,99	2,06	2,7	0,98	-0,88	3,26
Longavi	0,95	-8,95	10,06	0,99	2,99	5,43	0,98	5,54	5,66	0,99	-1,07	4,94
DESVIACIÓN ESTÁNDAR												
El Carmen	0,19	-164,9	16,69	0,94	22,58	0,81	0,95	11,98	0,73	0,9	-29,08	1,64
Mostazal	0,91	2,4	0,81	0,98	5,66	0,43	0,94	9,97	0,71	0,97	-18,24	0,7
Chalinga	0,43	-12,79	0,77	0,57	36,34	0,69	0,73	22,48	0,5	0,95	-2,13	0,31
Codegua	0,81	-14,3	1,39	0,84	21,85	0,86	0,71	10,54	1,13	0,93	-12,06	0,59
Bollenar	0,78	-28,88	4,42	0,96	13,1	0,98	0,94	4,58	1,11	0,91	-8,42	1,4
Huedque	0,22	-262,88	33,05	0,95	8,59	1,29	0,99	-9,75	0,98	0,96	-16,85	1,56
Achibueno	0,31	-94,32	44,45	0,95	17,15	4,65	0,95	9,24	3,97	0,92	-12,56	5,5
Longavi	0,78	-10,15	21,4	0,91	17,8	9,29	0,93	14,65	7,99	0,99	-7,83	4,95
MAXIMOS												
El Carmen	0,27	-80,0	33,38	0,85	30,66	4,64	0,95	13,93	2,7	0,86	-24,58	8,63
Mostazal	0,15	-189,18	37,59	0,96	19,1	2,24	0,94	15,11	2,84	0,96	-2,1	2,07
Chalinga	0,46	-92,42	21,29	0,48	50,81	4,62	0,4	36,08	4,11	0,75	22,66	2,95
Codegua	0,65	-26,55	9,46	0,44	30,65	7,11	0,83	16,94	3,96	0,94	-6,31	3,41
Bollenar	0,34	-123,59	84,0	0,81	28,88	13,29	0,68	20,86	12,52	0,97	9,16	4,28
Huedque	0,01	-7168,23	4393,06	0,94	18,97	5,91	0,99	6,18	2,83	0,99	-1,61	1,87
Achibueno	0,56	-71,55	108,43	0,89	14,97	26,62	0,86	19,73	30,82	0,93	-8,65	21,63
Longavi	0,28	-78,99	249,62	0,93	15,39	34,02	0,94	12,32	31,03	0,95	5,99	30,49
MINIMOS												
El Carmen	0,93	7,66	0,12	0,91	-19,86	0,14	0,92	16,17	0,14	0,78	25,12	0,24
Mostazal	0,78	4,82	0,08	0,04	-30,21	0,12	0,7	-10,75	0,05	0,42	35,77	0,14
Chalinga	0,18	26,12	0,1	0,76	-14,4	0,06	0,93	-4,55	0,02	0,46	28,6	0,09
Codegua	0,14	-13,95	0,28	0,3	-29,49	0,3	0,53	-10,89	0,15	0,19	26,38	0,31
Bollenar	0,57	-2,22	1,06	0,78	-18,45	0,81	0,63	-24,91	0,87	0,83	-1,35	1,25
Huedque	0,68	-75,71	0,72	0,82	-84,95	0,64	0,78	-62,79	0,51	0,73	33,14	0,39
Achibueno	0,76	-22,72	2,84	0,61	-67,52	5,22	0,67	-39,14	4,26	0,6	-7,12	6,62
Longavi	0,77	-11,61	5,91	0,81	-19,18	4,54	0,94	-10,18	2,41	0,85	15,67	3,52
COEF, AUTOCORRELACION												
El Carmen	0,0	99,05	0,82	0,38	31,67	0,35	-0,06	96,97	0,87	0,11	92,0	0,85
Mostazal	0,09	91,24	0,76	0,41	37,72	0,38	0,02	92,76	0,78	0,11	91,61	0,76
Chalinga	-0,12	82,23	0,67	0,49	47,67	0,42	0,11	99,43	0,73	0,16	92,59	0,7
Codegua	0,31	78,76	0,62	0,49	49,36	0,47	0,11	113,01	0,86	0,16	77,81	0,64
Bollenar	0,09	74,92	0,6	0,37	58,2	0,45	-0,14	100,02	0,75	0,06	86,93	0,65
Huedque	0,32	96,74	0,45	-0,01	71,21	0,46	-0,39	88,87	0,5	0,37	93,65	0,42
Achibueno	0,25	105,29	0,6	-0,02	69,82	0,5	0,07	100,01	0,59	0,28	103,05	0,58
Longavi	0,14	98,25	0,54	0,11	86,77	0,52	-0,17	85,23	0,61	0,03	82,79	0,51
COEF, ASIMETRIA												
El Carmen	0,15	-6,4	1,26	0,35	22,72	0,95	0,35	5,31	0,91	0,47	18,85	0,72
Mostazal	0,29	-29,96	1,57	0,25	23,76	0,76	0,44	15,53	0,64	0,31	2,1	0,95
Chalinga	0,46	9,37	1,05	0,17	32,12	1,19	0,26	36,66	1,22	0,45	34,18	1,18
Codegua	0,15	-5,44	1,23	0,36	28,2	1,2	0,61	18,42	1,01	0,58	29,84	0,89
Bollenar	0,44	-73,55	1,34	0,61	30,69	0,71	0,52	11,6	0,9	0,6	5,07	0,7
Huedque	0,29	-35,71	1,87	0,14	28,75	1,68	0,73	11,61	1,1	0,44	13,7	1,56
Achibueno	0,01	-86,25	1,37	0,47	11,68	0,6	0,36	30,39	0,73	0,57	-5,59	0,58
Longavi	0,59	-35,45	1,06	0,93	0,27	0,57	0,73	7,69	0,86	0,75	20,52	0,76

De los gráficos presentados y los resultados de las métricas, se observó que los métodos no paramétricos tuvieron un buen desempeño respecto a los datos históricos, para la mayoría de los estadísticos. Por lo que, como primera conclusión del análisis se obtiene que los métodos basados en el algoritmo de KNN serían útiles para la generación de series sintéticas de caudal.

Si bien se busca una correcta representación de los valores medios y la desviación estándar, ya que influirían en el dimensionamiento de un embalse, interesa también la comparación de los valores mínimos y máximos. El comportamiento de los caudales bajos se asocia a la cantidad y magnitud de la falla en un embalse, por lo que interesa que la técnica a seleccionar se comporte bien en cuanto a estos valores. Por su parte, los valores máximos deben quedar bien representados no sólo en magnitud, sino también en la estacionalidad en que ocurren. Para el caso de un embalse interesa el análisis del período del año en que ocurren estos eventos de caudales máximos.

En virtud de lo indicado anteriormente, se observa que el método de KNN original, funciona de manera adecuada en la representación de los caudales en el período histórico en gran parte de los estadísticos analizados, y en la mayoría de las cuencas, en particular los estadísticos de mayor interés (medios, mínimos y máximos), aun cuando en varias cuencas, en particular las pluviales, el método KNN modificado, tuvo un mejor desempeño en los valores extremos (mínimos y máximos), aunque este desempeño no se considera significativamente mejor.

La evaluación de los métodos permite concluir que el método con mejor comportamiento corresponde a KNN original, con P y T como predictores, ya que, de los seis estadísticos, en cuatro de ellos (media, desviación estándar, mínimos y coeficiente de asimetría) obtuvo los mejores indicadores. Por lo tanto, los resultados de cambio hidrológico y análisis posteriores se basan en el uso de esta metodología.

5.2. Generación de series sintéticas de caudal con datos futuros

Como primer análisis se consideró evaluar las variables de precipitación y temperatura obtenidas de los distintos GCM en el período histórico, con el comportamiento que presentarían estas mismas variables en el período futuro. Los datos promedio de las diferencias anuales de precipitación y temperatura, para el período histórico y futuro fueron comparados en la Figura 5.10., para cada GCM y para cada cuenca.

De los gráficos de disminución de precipitaciones, se observa que en las cuencas áridas (Carmen, Mostazal y Chalinga), el GCM IPSL-CM5A-LR es el que presenta variaciones mayores, con una disminución cercana al 25%. Los otros GCM presentan variaciones del -10 a -15 %. En las cuencas menos áridas, el GCM MIROC-ESM es el que proyecta el mayor porcentaje de disminución de las precipitaciones. Para el caso de las temperaturas, el rango de aumento es muy similar en todos los GCM (aproximadamente entre 1 – 1,3 °C de aumento de temperatura), siendo el GCM CSIRO-MK3-6-0 el que presenta el mayor aumento en las cuencas del norte del país (nivales). En las cuencas del centro sur del país (nivo-pluviales y pluviales), los GCM presentan variaciones de temperatura muy similares entre ellos. Llama la atención la cuenca del embalse Huedque, que corresponde a una cuenca pluvial del secano costero, donde el aumento de la temperatura está entre 0,8 y 0,95 °C para los cuatro GCM, mientras que, para el resto de las cuencas, el aumento es sobre 1°C. Es decir, esta cuenca del secano costero se vería menos afectada que el resto de las cuencas, por el aumento de la temperatura.

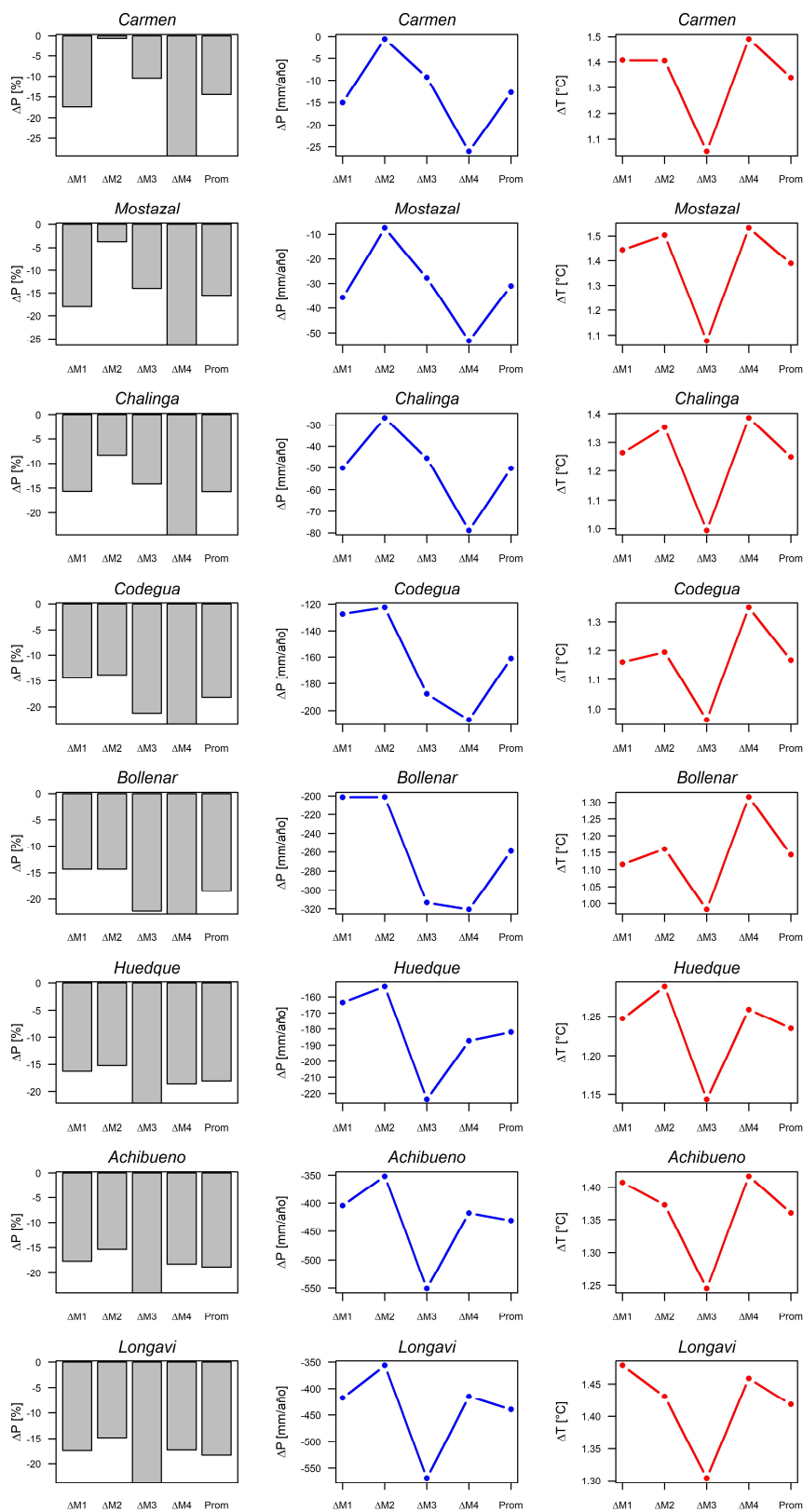


Figura 5- 10 Variaciones P y T anuales proyectadas por los GCM, respecto al período histórico M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

En la Figura 5.11, se presenta las variaciones promedio mensuales de la precipitación y temperatura entre el período histórico y el futuro.

En esta Figura se observa que, en cuanto a la precipitación, para las tres cuencas de la zona norte (nivales), Carmen, Mostazal y Chalinga, el GCM CCSM4 presenta un aumento en el mes de mayo y el GCM CSIRO-MK3-6-0 presenta también un aumento de la precipitación, pero en el mes de agosto. En estas cuencas, las precipitaciones históricas se concentran entre los meses de junio y julio, por lo que los GCM estarían indicando una posible modificación en el comportamiento de la precipitación. Para las dos cuencas nivo-pluviales analizadas (Codegua y Bollenar), las precipitaciones disminuyen en todos los GCM, manteniendo en general la estacionalidad del registro histórico. Para el caso de las cuencas pluviales, Huedque, Achibueno y Longaví, el GCM IPSL-CM5A-LR presenta un pequeño aumento de las precipitaciones en el mes de agosto, los otros GCM mantienen las precipitaciones concentradas entre los meses de mayo-agosto con sus máximos en junio-julio. En promedio, todos los GCM proyectan menor precipitación en comparación con el registro histórico. Si se considera el promedio de las diferencias de precipitación (histórica menos futura), en todos los GCM se observa que la mayor disminución de la precipitación se presentará en el mes de julio en las cuencas nivales; las cuencas nivo-pluviales presentarán una disminución importante en los meses de julio y septiembre de cada año y, en las cuencas pluviales, las mayores disminuciones de la precipitación se observarán entre los meses de mayo a julio. En resumen, se puede indicar que no existe acuerdo entre los cuatro GCM respecto a las señales de cambio de la precipitación. Mientras los GCM MIROC-ESM y IPSL-CM5A-LR proyectan una disminución de la precipitación manteniendo la estacionalidad en las cuencas nivales, los GCM CSIRO-MK3-6-0 y CCSM4 proyectan un aumento de estas en los meses de agosto y mayo respectivamente. En las cuencas nivo-pluviales, los GCM mantienen la estacionalidad de las precipitaciones con una disminución importante en el mes de julio, a excepción del GCM CCSM4 que proyecta un pequeño aumento en el mes de agosto. En las cuencas pluviales también se observa una disminución de la precipitación manteniendo la estacionalidad, a excepción del GCM: IPSL-CM5A-LR que presenta aumento en agosto.

Para el caso de las temperaturas, todos los GCM presentan en promedio un aumento en la temperatura de aproximadamente 1,5°C para todos los meses del año. El GCM CSIRO-MK3-6-0 es el que presenta el mayor aumento en los meses de mayo-julio en todas las cuencas, con aumentos de hasta 1,8°C en las cuencas nivales del norte del país, de 1,6°C en las dos cuencas nivo-pluviales y de hasta 1,2 °C en las cuencas pluviales. En las cuencas nivales los mayores aumentos se presentarán en los periodos junio-julio y diciembre-enero. Para el caso de las cuencas nivo-pluviales, los mayores aumentos se verán en el mes de enero y lo mismo ocurriría en las cuencas pluviales. Por lo tanto, en cuanto a la temperatura, la señal de cambio es similar en todos los GCM y asociada al aumento para todos ellos. Para las cuencas nivales mantienen la estacionalidad en todos sus modelos, siendo el GCM CSIRO-MK3-6-0 el que presenta los mayores aumentos en el período mayo - julio. Las cuencas nivo pluviales los cuatro GCM mantienen la estacionalidad, pero es el GCM: CSIRO-MK3-6-0 el que presenta mayores diferencias con el registro histórico, con aumento en los meses de mayo a julio y en las cuencas pluviales, si bien todos los GCM proyectan un aumento, manteniendo la estacionalidad, son los GCM CSIRO-MK3-6-0 y MIROC-ESM, los que presentan mayores aumentos en los meses de septiembre y enero.

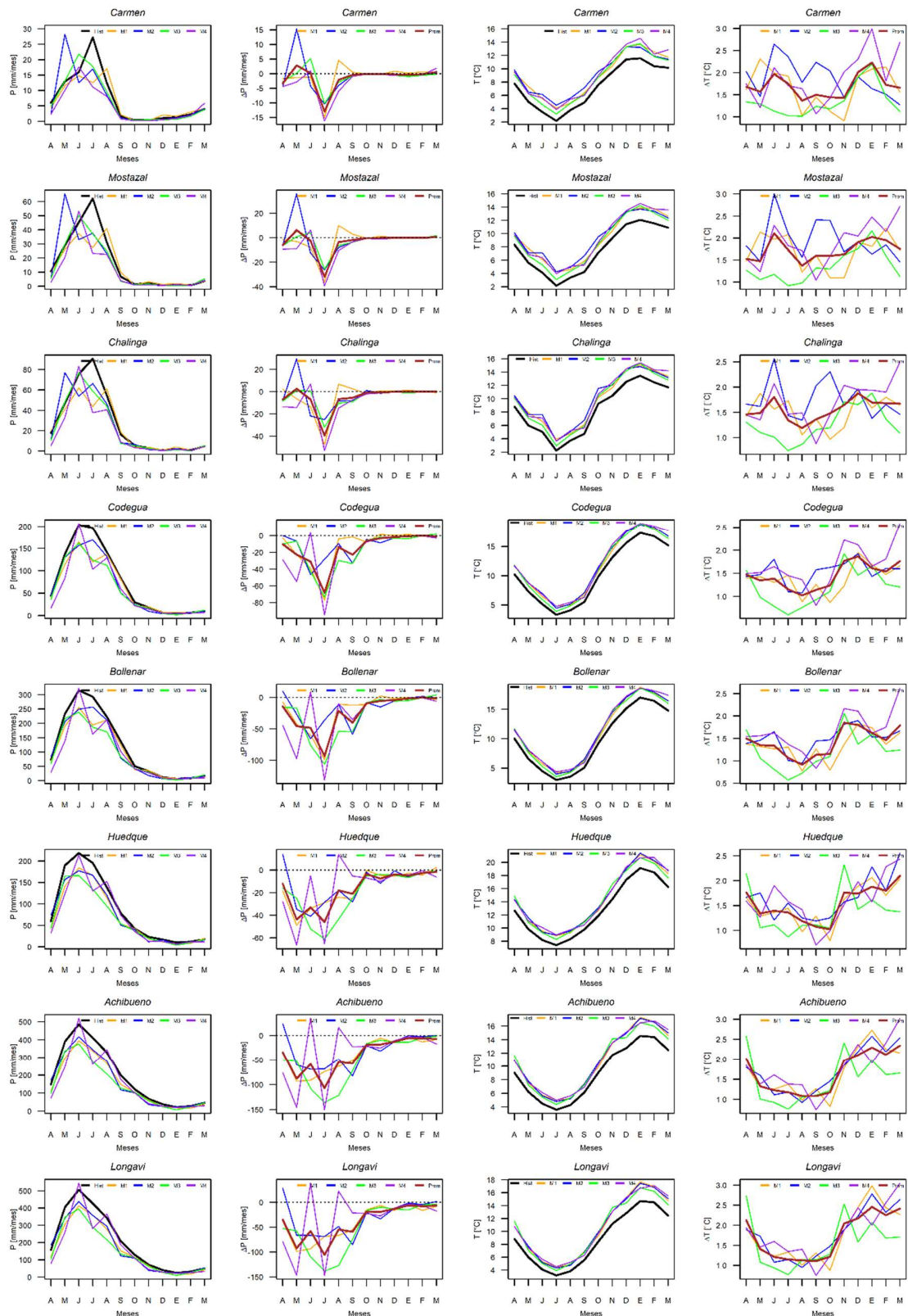


Figura 5- 11 Variaciones P y T mensuales proyectadas por los GCM, respecto al período histórico (en negro)

M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

En la Figura 5.12 se presenta las diferencias de caudal promedio a nivel mensual, entre el período histórico (condicionados por las salidas de los GCM escalados), y el período futuro, ambos simulados con el método de KNN original que utiliza P y T como predictores.

En las cuencas nivales del norte del país, se observa que los caudales simulados para condiciones futuras, presentan una disminución en algunos meses y un aumento en otros distintos, con respecto al período histórico.

Para la cuenca del embalse El Carmen (nival), todos los GCM proyectan una disminución del caudal entre los meses de octubre a enero. La disminución más importante en esta cuenca se presentaría en el mes de enero y corresponde a una disminución de aproximadamente el 66 % del caudal histórico. Por otra parte, los cuatro GCM proyectan un aumento del caudal en febrero. Para los otros meses, los cambios de caudal no serían significativos.

Para la cuenca del embalse Mostazal (nival), se observa una disminución significativa con respecto al valor histórico del caudal, en los meses de octubre y en enero y una disminución menor en el mes de febrero, esta disminución para el caso del mes de octubre llega a aproximadamente un 17% para todos los GCM. En los meses de noviembre y febrero se presenta un aumento del caudal histórico de aproximadamente el 32% en el mes de noviembre. Para el caso del mes de diciembre tres de los GCM presentan un aumento notorio en el caudal, a excepción del GCM CSIRO-MK3-6-0 que presenta una disminución. Entre los meses de marzo a septiembre los cambios en el caudal proyectado no son significativos.

La cuenca del Chalinga (nival), presenta una disminución del caudal en los meses de octubre y enero en todos los GCM, siendo más significativas las disminuciones presentadas en el mes de enero y para el caso del GCM IPSL-CM5A-LR también la disminución en el mes de octubre. En el mes de noviembre tres GCM presentan una disminución del caudal, respecto al período histórico, a excepción del GCM CCSM4 que presenta un aumento en el caudal. Para los meses de diciembre y febrero, los GCM proyectan aumento en el caudal de esos meses. Entre los meses de marzo y septiembre, los cambios en el caudal no se presentan como significativos en ninguno de los GCM.

En la cuenca del embalse Codegua (nivo-pluvial), se proyecta una disminución del caudal en los meses de junio, julio y agosto en todos los GCM. En el mes de septiembre tres de los GCM proyectan una disminución del caudal histórico y solo el GCM CCSM4 presenta un leve aumento. Para el mes de noviembre dos GCM proyectan disminución del caudal (MIROC-ESM y IPSL-CM5A-LR) y los otros dos GCM indican que en promedio no cambiarían los valores del caudal pero si se presentan una mayor dispersión de los caudales. En el mes de diciembre, dos GCM proyectan una disminución en la media del caudal con respecto al histórico (CSIRO-MK3- y MIROC-ESM), en el GCM CCSM4 la media se mantiene y en el GCM IPSL-CM5A-LR el caudal aumentaría en ese mes. Para los meses de enero y febrero tres GCM proyectan un aumento en el caudal histórico y solo el GCM MIROC-ESM proyecta que la media se mantendría para estos meses. Los meses de marzo a mayo, no presentan cambios significativos en el caudal.

En la cuenca del embalse Bollenar (nivo-pluvial), el mes de mayo presenta disminuciones en su caudal en los GCM MIROC-ESM y IPSL-CM5A-LR, en los otros dos GCM mantienen la media histórica, pero aumentan la dispersión en los datos. Los mayores descensos de caudal se proyectan en el mes de junio en todos los GCM. Julio presenta aumento en dos GCM (CCSM4

y IPSL-CM5A-LR) y un descenso en el GCM MIROC-ESM, en el GCM CSIRO-MK3-6-0, la media se mantiene para este mes, pero aumenta su dispersión. Para agosto los caudales disminuyen en tres GCM a excepción del GCM CSIRO-MK3-6-0, donde el caudal aumenta. Los GCM CSIRO-MK3-6-0 y CCSM4 proyectan un aumento del caudal en el mes de septiembre, mientras que los GCM MIROC-ESM e IPSL-CM5A-LR proyectan un descenso para este mismo mes. Para los meses de octubre y noviembre, todos los GCM proyectan una disminución, pero poco significativa con respecto al caudal histórico. El mes de diciembre presenta disminuciones en tres GCM, y para el GCM IPSL-CM5A-LR, la mediana se mantiene (pero aumenta la dispersión). Los cuatro GCM proyectan un aumento en los caudales de enero. En febrero, marzo y abril los caudales no se modifican significativamente con respecto al histórico.

La cuenca del embalse Huedque (pluvial), presenta disminución del caudal en los GCM CSIRO-MK3-6-0 y MIROC-ESM, para el mes de mayo, en los otros dos GCM la media del caudal se mantendría constante, pero con mayor dispersión. Para el mes de junio, el caudal disminuye en tres GCM, excepto en el GCM MIROC-ESM donde la media del caudal se mantiene constante. En los meses de julio y agosto, tres GCM proyectan que el caudal disminuiría o se mantendría constante, solo el GCM MIROC-ESM proyecta un aumento de caudal para estos meses. Todos los GCM proyectan una disminución del caudal histórico en el mes de octubre, y para el resto de los meses (de noviembre a abril) los cambios son poco significativos, manteniéndose la media del registro histórico y con poca dispersión de los datos futuros.

En la cuenca del río Achibueno (pluvial), los GCM proyectan que los caudales disminuirían en mayo en tres GCM, y solo en el GCM CCSM4 aumentaría el caudal con respecto al registro histórico. Para los meses de junio a octubre, todos los GCM proyectan descenso en el caudal, y solo el GCM IPSL-CM5A-LR presenta un aumento en julio y en septiembre. El mes de noviembre también presenta una tendencia a la disminución de los caudales en tres de los GCM, en el GCM CCSM4 presentaría un pequeño aumento con respecto al valor histórico. En el resto de los meses (diciembre a abril), no se proyectan cambios significativos en el caudal.

Finalmente, la cuenca del embalse Longaví (pluvial), presenta una disminución del caudal entre los meses de mayo a agosto para todos los GCM, solo el GCM CCSM4, no presenta gran variación de la media en los meses de mayo-junio. Para los meses de septiembre y octubre los GCM proyectan también una disminución y solo el GCM IPSL-CM5A-LR para estos meses mantiene la media histórica.

En resumen, de los gráficos se puede observar que si bien, las cuencas pluviales es donde se proyectan los mayores descensos de caudal en términos de tiempo (mayor cantidad de meses con caudales menores al histórico), en las cuencas nivales los descensos de caudal en los meses en que ocurren, son muy significativos en términos de magnitud.

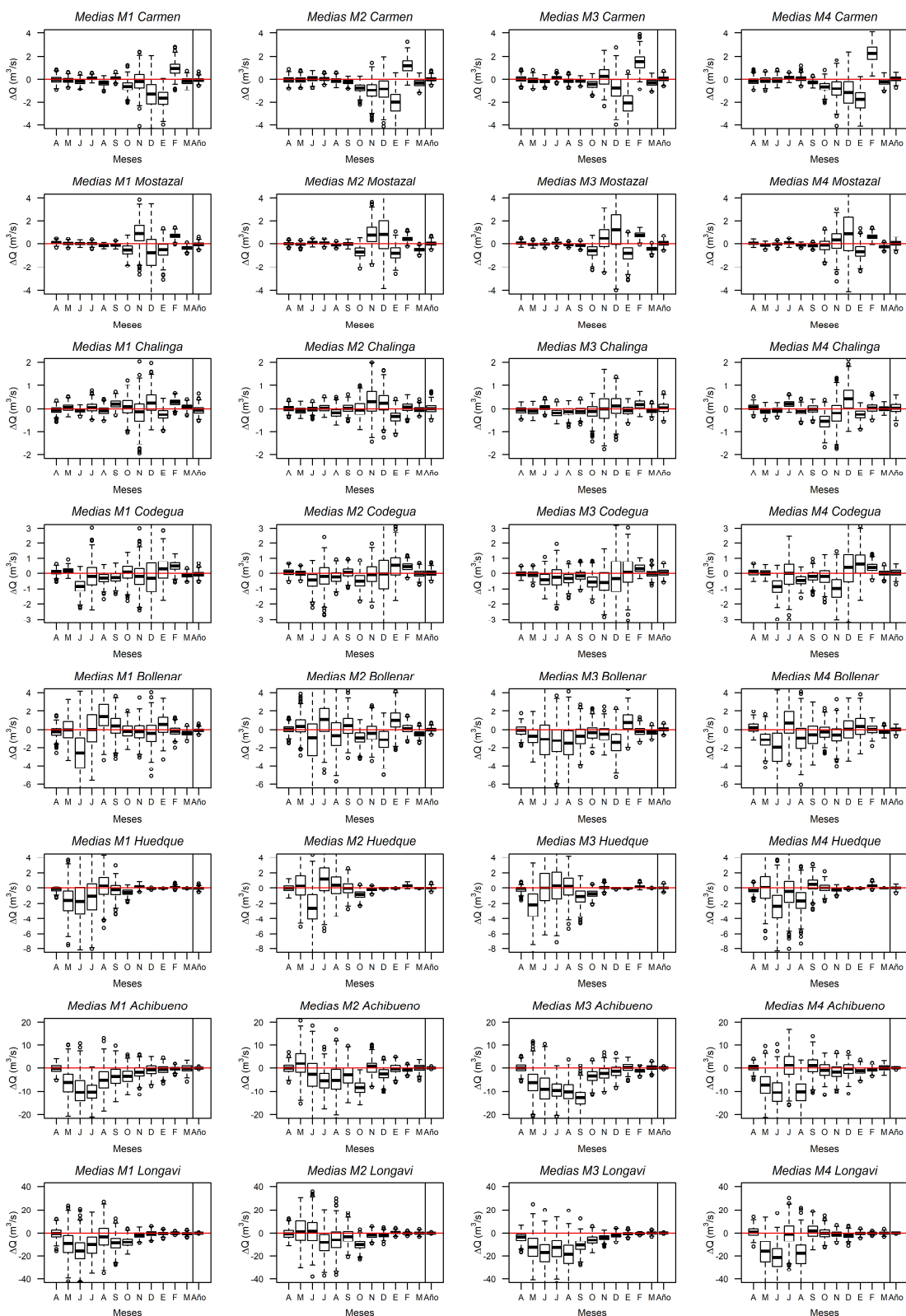


Figura 5- 12 Cambios proyectados en los caudales medios mensuales con respecto al periodo histórico (condicionados por los GCM)

M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

5.3. Evaluación del Índice de Seguridad de Riego

En el presente trabajo, la evaluación del ISR se realizó para los ocho embalses ubicados a la salida de las cuencas analizadas. En el modelo operacional construido para cada cuenca, se consideró un porcentaje de pérdidas por conducción y pérdidas por evaporación en la superficie del embalse, obtenidas como función de la temperatura.

En la metodología se indicó que en este trabajo se evaluarían tres alternativas para determinar las características de un embalse proyectado, en función del Índice de Seguridad de Riego, considerando las 500 series de caudales simuladas del período histórico¹. Las alternativas a evaluar correspondieron a:

- Fijar el área beneficiada y el volumen del embalse, en función de la serie histórica observada.
- Fijar el volumen del embalse en función de la serie histórica observada e imponer como criterio que las series simuladas, cumplan en promedio con el 85% de seguridad de riego y a partir de este análisis definir el área beneficiada.
- Fijar el volumen del embalse en función de la serie histórica observada e imponer como criterio que todas las series simuladas, cumplan con el 85% de seguridad de riego y a partir de este análisis definir el área beneficiada.

En la Tabla 5.2, se observan los volúmenes y las áreas beneficiadas obtenidas del modelo de operación del embalse, para cada alternativa analizada, considerando los caudales simulados en el período histórico:

Tabla 5- 2 Características embalses analizados

EMBALSE	Vol. Útil hm ³	Sup. Beneficiada (ha)		
		(a) X = 85%	(b) \bar{Y} = 85%	(c) Y ≥ 85%
El Carmen	14	1.980	2.506	2.175
Mostazal	5	1.645	2.100	1.356
Chalinga	7	1.220	1.555	1.328
Codegua	14	3.685	4.460	3.885
Bollenar	28	9.995	11.670	10.223
Huedque	35	3.343	3.443	3.372
Achibueno	187	19.871	19.738	17.600
Longavi	277	34.335	35.200	32.825

X : ISR calculado para la serie observada; Y : ISR calculado para cada serie simulada del período histórico; \bar{Y} : promedio de los ISR calculados para cada serie simulada del período histórico

Al imponer el criterio indicado para la alternativa b), se observa que en general, las superficies beneficiadas serían mayores que para la alternativa a), ya que el criterio establecido, es que en promedio cumplan con el 85% de seguridad, pudiendo existir series que no cumplan con el 85%, lo que hace menos restrictivo el dimensionamiento para el área beneficiada, cosa que no ocurre

¹ Todas las series generadas para el período histórico están condicionadas por la precipitación y temperatura escaladas.

en la alternativa c), donde se debe asegurar que todas las series cumplan con el 85%, obteniéndose superficies beneficiadas mucho menores.

Con estas tres alternativas de dimensionamiento de los embalses, se procedió a comparar el comportamiento del ISR en las series futuras de caudal proyectadas a partir de los GCM, que fueron calculadas con el método KNN original (con P y T como predictores).

La Figura 5.13 presenta en la primera columna de gráficos las variaciones de precipitación con respecto al comportamiento histórico, entregados por cada GCM. Para las tres cuencas nivales, se observa una disminución de la precipitación en los meses de junio-julio (principalmente en julio). En la cuenca nivo-pluvial de Codegua, se observa una disminución de las precipitaciones en prácticamente todo el año, con la mayor disminución en julio. En las cuencas pluviales (Huedque, Achibueno y Longaví), las precipitaciones se reducen en promedio, para todos los GCM, con las mayores disminuciones entre mayo-julio.

La segunda columna de la Figura 5.13 presenta las variaciones de caudal entre los valores simulados para el futuro y los valores simulados para el período histórico. En la cuenca del río El Carmen en los meses de noviembre a enero, se observa una disminución de caudal en prácticamente todos los GCM, de hasta $2 \text{ m}^3/\text{s}$, lo que representa una disminución de hasta el 66 % del caudal histórico (caso del mes de enero). En cambio, la cuenca del río Mostazal, también de régimen nival, presenta un aumento en el caudal en los meses de noviembre y diciembre, para dos GCM, con aumentos de hasta $1,5 \text{ m}^3/\text{s}$, lo que equivale a un aumento del 32% del caudal histórico del mes de diciembre. Por otra parte, para el mes de octubre, en la misma cuenca, los otros dos GCM presentan una disminución del caudal de aproximadamente un 17%.

La cuenca del río Chalinga (nival) también proyecta un aumento de caudal en los meses de noviembre-diciembre para tres GCM, con aumentos de hasta $1 \text{ m}^3/\text{s}$, lo que representa un 52% de aumento del caudal histórico para el mes de noviembre.

En la cuenca del estero Codegua, los GCM proyectan una disminución de caudal entre diciembre y enero con respecto al promedio histórico. Esta disminución llega hasta $2,5 \text{ m}^3/\text{s}$ aproximadamente en el mes de diciembre, lo que equivale a casi un 42 % menos del caudal histórico de ese mes. Para la cuenca de Bollenar, también de régimen nivo-pluvial, los proyectan un aumento del caudal en el mes de julio, de aproximadamente $3 \text{ m}^3/\text{s}$, lo que equivale a un 27% más que el caudal histórico de ese mes. Sin embargo, uno de los GCM proyecta una disminución de valor similar, para el mismo mes.

En las cuencas de Huedque, Achibueno y Longaví (pluviales) los caudales disminuirían en todos los GCM y en todos los meses. Las mayores disminuciones se presentan en el mes de junio, llegando a valores de $5 \text{ m}^3/\text{s}$ menos en Huedque, lo que equivale a un 41% menos de caudal para ese mes, con respecto al período histórico. En Achibueno la disminución sería de $15 \text{ m}^3/\text{s}$ en el mismo mes, lo que representa el 27% de disminución en el caudal y para Longaví el caudal se reduciría en $20 \text{ m}^3/\text{s}$ en junio, lo que correspondería a una disminución del 21% del caudal. Algunos GCM proyectan un aumento del caudal en el mes de agosto, que equivalen a un aumento del 43%, 10% y 13% en las cuencas de Huedque, Achibueno y Longaví, respectivamente.

La tercera columna de la Figura 5.13, presenta los valores de seguridad de riego (ISR) que se obtuvieron utilizando los caudales simulados por el método KNN, para el período histórico y futuro, considerando la alternativa a) de dimensionamiento de los embalses (que establece como criterio de dimensionamiento que la serie histórica observada cumpla con el 85% de seguridad de riego). Los gráficos exponen que tanto para el período histórico como para el período futuro, los ISR dan mayores que el establecido con una sola serie observada, a excepción de la cuenca de Achibueno, donde en promedio los ISR dieron menores que el 85%.

La cuarta columna de la Figura 5.13, presenta los valores de seguridad de riego (ISR) que se obtuvieron utilizando los caudales simulados por el método KNN, para el período histórico y futuro, considerando la alternativa b) de dimensionamiento de los embalses (que establece como criterio de dimensionamiento que el promedio de las series históricas simuladas cumplan con el 85% de seguridad de riego).

Al fijar el valor del área beneficiada para asegurar que en promedio las 500 series cumplan con el 85% de seguridad de riego en el período histórico, se tiene que un número importante de las series quedan por debajo del 85% de seguridad de riego en el futuro. Es decir, el primer intercuartil es más grande que el tercer intercuartil en seis de las ocho cuencas (hay mayor cantidad de años en que se está por debajo del 85% que los que están por sobre el 85%).

Por otra parte, los ISR proyectados para condiciones futuras indican que no existiría gran variación para las cuencas nivales y las nivopluviales, a excepción de la cuenca del Carmen, que sí presentaría una disminución en uno de los GCM. Para las cuencas pluviales, sí se observa una reducción del ISR en particular para las simulaciones realizadas con el GCM M4: IPSL-CM5A-LR.

La quinta columna de la Figura 5.13, presenta los valores de seguridad de riego (ISR) que se obtuvieron utilizando los caudales simulados por el método KNN, para el período histórico y futuro, considerando la alternativa c) de dimensionamiento de los embalses (que establece como criterio de dimensionamiento que todas las series históricas simuladas cumplan con el 85% de seguridad de riego).

Al considerar este criterio como la superficie beneficiada es menor que para el caso anterior, ya que corresponde a un criterio más restrictivo y todas las series presentan una seguridad mayor al 85%, los ISR para períodos futuros resultan también mayores al 85% de seguridad de riego. Al observar los ISR en el período histórico y futuro, las diferencias en todas las cuencas son poco notorias. Sin embargo, si se compara los resultados de esta alternativa con la alternativa a), los ISR tanto históricos como futuros, disminuyeron en las cuencas de El Carmen, Codegua, Bollenar y Huedque.

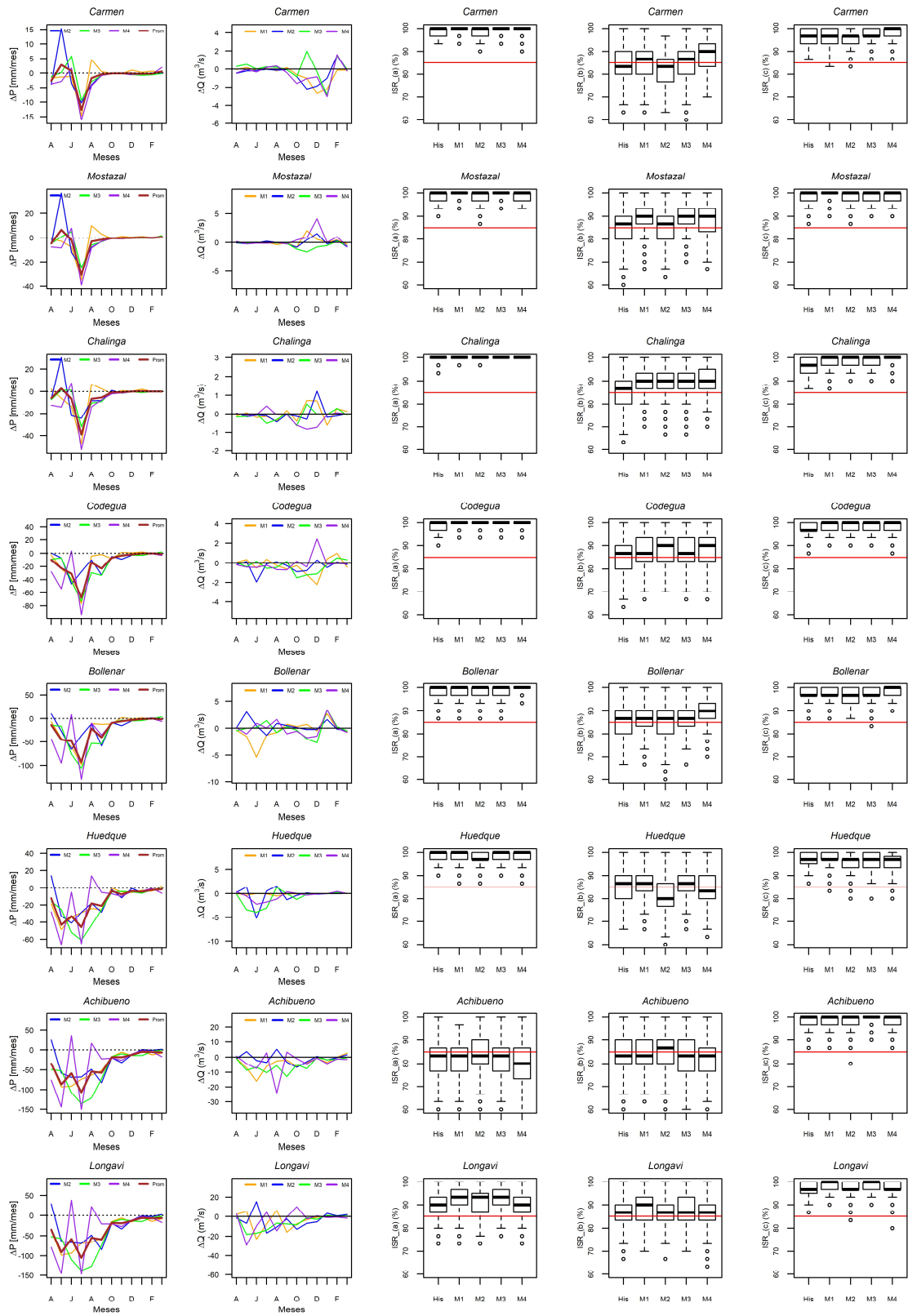


Figura 5-13 Variaciones de precipitación, caudal e ISR entre período histórico y futuro
M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este capítulo se presentan las conclusiones del trabajo, separadas en los distintos temas que se analizaron durante la tesis, además de un último subcapítulo que resume las recomendaciones y propuestas para trabajos futuros.

6.1. Simulaciones en período histórico:

En este trabajo, se presenta una comparación del método KNN original - utilizando precipitación y temperatura como predictores - con los métodos paramétricos PAR1 y MLR, y con el método no-paramétrico KNN modificado, respecto a su capacidad para reproducir los estadísticos históricos. Los resultados indican que el método KNN (PyT) entrega mejores valores en media, desviación estándar, mínimos y coeficiente de asimetría para la mayoría de las cuencas estudiadas (aproximadamente cinco de las ocho cuencas), por lo que se decidió evaluar su potencial para el análisis en escenarios futuros. El método KNN modificado también tuvo un buen comportamiento, en tres cuencas del total de ocho, entregando mejores indicadores que el método KNN original, y en el caso de la representación de los caudales máximos, en prácticamente todas las cuencas el método KNN modificado entregó mejores indicadores (a excepción de la cuenca del río El Carmen).

En relación a los regímenes hidrológicos de las cuencas, se obtuvo que los métodos no paramétricos simularon mejor la serie histórica en las cuencas pluviales que en las nivales y nivopluviales y que la reproducción de los caudales máximos en las cuencas nivales fue más apropiada con los métodos paramétricos que con los no paramétricos.

A partir de los resultados en el periodo histórico se pudo identificar que, para cuencas con registros de ocurrencia de sequía los métodos no-paramétricos representaron de mejor forma dichas condiciones, sobre todo en las cuencas pluviales.

6.2. Cambio hidrológico en escenarios futuros:

Del análisis efectuado se deduce que la aplicación de un enfoque no estacionario a través de un método no paramétrico como KNN (ya sea el original o el modificado), facilita la generación de series sintéticas de caudal ante escenarios de cambio climático. Los métodos no paramétricos, en particular el KNN, ofrecen una solución interesante para incorporar el cambio climático en los diseños de obras de infraestructura hidráulica, ya que el método está libre de supuestos respecto a la distribución de los datos, condición importante cuando se analizan escenarios futuros, donde la respuesta de la cuenca puede ser distinta a la histórica.

Al evaluar los modelos de circulación general (GCM) estos presentan resultados distintos, en relación a las proyecciones de cambio de la precipitación y la temperatura, dependiendo del régimen hidrológico de la cuenca. Los valores proyectados de precipitación y temperatura se comportan distinto en las cuencas nivales, nivo-pluviales y pluviales. En algunas cuencas los GCM proyectan una disminución de la precipitación en todos los meses y en otras cuencas, de régimen hidrológico distinto, proyectan un aumento de la variable, pero en meses distintos a los que estas ocurren en el período histórico, observándose un patrón diferenciado dependiendo si la cuenca es nival, nivopluvial o pluvial. Para el caso de la temperatura, todas las cuencas presentan

una tendencia al aumento, siendo más significativo el aumento en las cuencas nivales con respecto a las pluviales.

Además, al revisar los valores de cada uno de los GCM por separado, se observa que estos proveen señales de tendencia de la precipitación distintas para una misma cuenca. Las mayores diferencias se observan entre los GCM CSIRO-MK3-6-0 y CCSM4 en las cuencas nivales. Para el caso de las cuencas nivo pluviales es el GCM CCSM4 el que presenta mayores diferencias con respecto a los otros tres GCM, y para las cuencas pluviales el GCM IPSL-CM5A-LR es el que presenta tendencias diferentes con respecto a los otros GCM.

En las cuencas nivales del norte del país, se observa que los caudales simulados para condiciones futuras presentan una disminución en algunos meses y un aumento en otros distintos, con respecto al período histórico. En las cuencas nivo-pluviales se proyecta disminución de caudal entre los meses de junio a diciembre en algunos GCM, en otros GCM se proyectan aumentos de caudal en algunos meses de este intervalo, como el mes de noviembre. Para el caso de las cuencas pluviales (Huedque, Achibueno y Longaví), en los caudales se proyecta una disminución en prácticamente todos los meses entre mayo y septiembre.

Como conclusión del análisis de los caudales para condiciones futuras, se observa que, si bien es en las cuencas pluviales donde se proyectan los mayores descensos de caudal en términos de tiempo (mayor cantidad de meses con caudales menores al histórico), para las cuencas nivales los descensos de caudal en los meses en que ocurren son muy significativos en términos de magnitud. Las proyecciones del caudal en las cuencas nivopluviales es poco concluyente, ya que se observan descensos y aumentos, según el GCM analizado.

6.3. Análisis del Índice de Seguridad de Riego:

Con respecto al análisis de la seguridad de riego, se observa que la metodología actualmente utilizada en Chile presentaría ciertos sesgos en los resultados. Por ejemplo, la elección del número de años a considerar para evaluar el índice responde sólo a un criterio definido a priori por el que dimensiona la obra, lo que puede influir en el valor calculado de la seguridad. Sin embargo, el mayor problema reside en la definición del criterio de vulnerabilidad, que en nuestro país corresponde a dos criterios conjuntos (85 y/o 90% del cumplimiento de la demanda), lo que flexibiliza el diseño de la obra, al no exigir el cumplimiento del 100% de la demanda.

Además, para calcular el índice de seguridad de riego se utilizan los mismos criterios de confiabilidad y vulnerabilidad para todas las cuencas del país, sin considerar la existencia de condiciones hidrometeorológicas, de desarrollo agrícola, entre otras, que pueden ser distintas según el área que se desea analizar. Por otra parte, la utilización de la estadística histórica, tal como se comportó en el pasado, se observa como poco compatible con escenarios futuros de clima cambiante, lo que se ratificó en el análisis de caudales simulados realizado en este trabajo. Las recomendaciones internacionales demuestran que se obtiene un mejor análisis de los criterios de confiabilidad y vulnerabilidad al utilizar series sintéticas de gran extensión y la utilización de modelos de optimización para la selección específica en cada cuenca de los criterios de confiabilidad y vulnerabilidad (Kjeldsen, 2004; Moy et al., 1986).

La metodología actual para evaluar el índice de seguridad de riego sólo utiliza la serie histórica observada, y a partir de esta define el tamaño óptimo del embalse y el área beneficiada. Esta

metodología tiene debilidades, ya que ignora posibles escenarios climáticos futuros, que permitirían analizar de mejor manera la eficacia de las alternativas de infraestructura a implementar en un territorio. Definir una metodología que utilice múltiples series sintéticas simuladas para establecer el dimensionamiento de una obra, se presenta como un desafío para el diseño de obras de infraestructura de riego. Una metodología de este tipo debiera incluir además del análisis hidrológico, variables económicas que hagan viable una obra, como el beneficio asociado a las hectáreas beneficiadas y el costo de inversión de la obra a construir.

En este trabajo se evaluaron tres criterios para definir el dimensionamiento de un embalse, en función de la seguridad de riego, considerando series sintéticas. Los índices de seguridad de riego (ISR) calculados para el período histórico utilizando las series sintéticas dieron mayores que el 85%, con los tres criterios analizados, a excepción de la cuenca del río Achibueno, que entregó valores en promedio menores al 85%, en el criterio a), es decir el que establecía las mismas dimensiones definidas con la serie observada. Por otra parte, el criterio de imponer que todas las series cumplan con al menos el 85% de seguridad de riego (alternativa c, estudiada), pareciera ser el que entrega una mayor confiabilidad, aun cuando el área beneficiada sea de menor tamaño que la obtenida si se considera sólo la serie histórica observada, para el dimensionamiento.

Los índices de seguridad de riego, en escenarios futuros de cambio climático, utilizando series sintéticas obtenidas con el método KNN, presentaron valores mayores al 85% de seguridad de riego. Sin embargo, al comparar con los ISR del período histórico calculados también con series sintéticas, se observa que estos índices aumentan en condiciones futuras en las cuencas de El Carmen y Mostazal en tres GCM. Sin embargo, el GCM CCSM4, proyecta una disminución del ISR con respecto al valor histórico. Para el caso del embalse Chalinga el ISR aumentaría para todos los GCM con respecto al histórico, al igual que la cuenca del embalse Codegua. Para la cuenca del embalse Bollenar, los ISR prácticamente se mantendrían constantes. En los embalses Huedque y Achibueno el ISR disminuiría con respecto al valor histórico para dos GCM, mientras que aumentaría en los otros dos GCM. El embalse Longaví proyecta aumento del ISR o la mantención de este con respecto al período histórico, según el GCM analizado.

El aumento en los ISR futuros con respecto al histórico, que se observa en algunas cuencas, se debe probablemente a los cambios en los tiempos de ocurrencia de los caudales máximos, que se estarían produciendo en meses distintos que en el período histórico. Sin embargo, no hay que olvidar que no se está evaluando el cumplimiento del 100% de la demanda, condición que podría hacer cambiar de manera importante los valores del ISR.

6.4. Recomendaciones y propuestas para trabajos futuros

Como un primer aporte al estudio de nuevas metodologías para el diseño de obras de infraestructura de riego, en este trabajo se concluye que la utilización del método KNN para enfrentar condiciones futuras no estacionarias es una herramienta útil para generación de series sintéticas de caudal. Un aspecto que podría ser de interés a evaluar en un próximo estudio, es el comportamiento de estos métodos no paramétricos en cuanto a la magnitud y duración de las sequías.

Un elemento que se puede observar es que existiría un comportamiento distinto entre las cuencas nivales y las pluviales, por lo que se recomienda como una extensión del presente estudio, la

evaluación detallada de las condiciones futuras del caudal con el método KNN, principalmente para las cuencas pluviales y con un mayor número de cuencas.

Como conclusión del análisis del ISR se observa que, tanto en la metodología que hoy se utiliza para evaluarlo y en el estudio que este índice pueda presentar en condiciones de cambio climático, se requiere definir nuevos métodos de cálculo que incorporen cambios en los criterios de confiabilidad y vulnerabilidad, según las características de las cuencas estudiadas, y además que se evalúen múltiples escenarios de caudal, que permitan un análisis más amplio de las proyecciones futuras.

Se sugiere que, al utilizar muchas series sintéticas para el dimensionamiento de una obra, se imponga como criterio asegurar que todas las series cumplan con un cierto valor de confiabilidad en el ISR, el cual deberá estudiarse para cada territorio, de acuerdo a las condiciones hidrológicas y agrónomicas que estos presenten.

Además se propone cambiar el criterio de vulnerabilidad utilizado actualmente para el diseño de obras, de manera de garantizar que se cumpla con el 100% de la demanda, ya que ante escenarios futuros de escasez hídrica y considerando que las zonas de riego tienden a estar cada vez más tecnificadas, lo que implica que a los cultivos solo se les aplica un volumen de agua mínimo, aceptar que se cumpla solo con el 85% o 90% de la demanda en ciertos meses, podría producir estrés hídrico o disminución de la productividad de los cultivos.

Por otra parte, se observa que una limitación de este estudio es que, el valor de la demanda de riego en condiciones futuras se mantuvo constante. Sin embargo, estudios recientes (AGRIMED, 2017), indican que la demanda hídrica de los cultivos presentará una tendencia al alza en el futuro. Por lo tanto, el análisis debiera ser complementado en futuros trabajos, evaluando también el cambio en la demanda.

Finalmente, si bien las proyecciones del clima entregadas por los modelos de circulación general están marcadas por incertidumbre, del análisis presentado se infiere que las condiciones climáticas futuras estimadas, justifican la realización de acciones que evalúen el método por el cual se está realizando actualmente el dimensionamiento de grandes obras como los embalses. Para esto, técnicas como la analizada en el presente estudio, son un aporte al desarrollo del conocimiento y a la toma de decisiones futuras respecto a nuevas obras de infraestructura y al análisis de obras existentes.

BIBLIOGRAFÍA

AGRIMED (2017). Atlas Agroclimático de Chile, estado actual y tendencias del clima. U. de Chile. Facultad de Ciencias Agronómicas.

Ahmad, A., et al. (2014). Reservoir Optimization in Water Resources: a Review. *Water Resour Manage* DOI 10.1007/s11269-014-0700-5

Box, G., Jenkins G., Reinsel G., Ljung G. (1994). *Time Series Analysis. Forecasting and Control*, Fifth Edition. Wiley Series in probability and statistics.

Althoff, D., Rodrigues, L. N., & Silva, D. D. da. (2019). Evaluating evaporation methods for estimating small reservoir water surface evaporation in the Brazilian savannah. *Water (Switzerland)*, 11(9). <https://doi.org/10.3390/w11091942>

Bozkurt, D., Rojas, M., Boisier, J. P., & Valdivieso, J. (2018). Projected hydroclimate changes over Andean basins in central Chile from downscaled CMIP5 models under the low and high emission scenarios. *Climatic Change*, 150(3–4), 131–147. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2246-7>

Cannon, A. J., Sobie, S. R., & Murdock, T. Q. (2015). Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: How well do methods preserve changes in quantiles and extremes? *Journal of Climate*, 28(17), 6938–6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>

Celeste, A. B. (2015). Reservoir Design Optimization Incorporating Performance Indices. *Water Resources Management*, 29(12), 4305–4318. <https://doi.org/10.1007/s11269-015-1061-4>

Centro AGRIMED (2014). Atlas del cambio climático en la zonas de régimen árido y semiárido. Facultad de Ciencias Agronómicas, Universidad de Chile.

Clark, M. P., Wilby, R. L., Gutmann, E. D., Vano, J. A., Gangopadhyay, S., Wood, A. W., Fowler, H. J., Prudhomme, C., Arnold, J. R., & Brekke, L. D. (2016). Characterizing Uncertainty of the Hydrologic Impacts of Climate Change. *Current Climate Change Reports*, 2(2), 55–64. <https://doi.org/10.1007/s40641-016-0034-x>

CNR, (2011). Proyecto de mejoramiento del sistema de riego en el río El Carmen, Región de Atacama. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.

CNR, (2012). Estudio de Prefactibilidad Proyecto Construcción de Embalse de riego Huedque, Comuna de Cauquenes. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.

CNR, (2013). Estudio de Prefactibilidad Mejoramiento del sistema de riego en Río Claro de Rengo, Región del Libertador General Bernardo O'Higgins. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI

CNR, (2013). Estudio de Prefactibilidad Construcción para Embalse de Riego en el Rio Chalinga, Region de Coquimbo. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.

CNR, (2014). Estudio de Prefactibilidad Mejoramiento del sistema de riego en Río Achibueno, Región del Maule. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.

CNR, (2015). Estudio de Prefactibilidad Mejoramiento del sistema de riego en Estero Codegua, Región del Libertador General Bernardo O'Higgins. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.

- CNR, (2015). Estudio de Prefactibilidad Construcción sistema de riego Embalse Longaví, Región del Maule. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.
- CNR, (2018). Estudio de Prefactibilidad del Mejoramiento, uso y regulación recursos hídricos del Río Mostazal. Comisión Nacional de Riego - MINAGRI.
- Court, Sebastián. (2008). Pronóstico de caudales de las cuencas de Betania y Bío-Bío utilizando Métodos Estadísticos. Universidad de Chile. Memoria para optar al Título de Ingeniero Civil Matemático.
- DGA. (2017). Actualización del balance hídrico nacional. Dirección General de Aguas Ministerio de Obras Públicas - Chile.
- DOH (2014). Manual Básico Diseño Embalses. Dirección de Obras Hidráulicas Ministerio de Obras Públicas - Chile.
- Escenarios Hídricos 2030, (2018). Radiografía del agua, brecha y riesgo hídrico en Chile. ISBN: 978-956-8200-42-8.
- Falvey, M., & Garreaud, R. D. (2009). Regional cooling in a warming world: Recent temperature trends in the southeast Pacific and along the west coast of subtropical South America (1979-2006). *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 114(4). <https://doi.org/10.1029/2008JD010519>
- Hashimoto, T., Stedinger, J. R., & Loucks, D. P. (1982). Reliability, resiliency, and vulnerability criteria for water resource system performance evaluation. *Water Resources Research*, 18(1), 14–20. <https://doi.org/10.1029/WR018i001p00014>
- IPCC. (2014). Informe IPCC 2014. <http://www.ipcc.ch>.
- Kjeldsen, T. R., & Rosbjerg, D. (2004). Choice of reliability, resilience and vulnerability estimators for risk assessments of water resources systems / Choix d'estimateurs de fiabilité, de résilience et de vulnérabilité pour les analyses de risque de systèmes de ressources en eau. *Hydrological Sciences Journal*, 49(5). <https://doi.org/10.1623/hysj.49.5.755.55136>
- Klemeš, V. (1987). One hundred years of applied storage reservoir theory. *Water Resources Management*, 1(3), 159–175. <https://doi.org/10.1007/BF00429941>
- Kundzewicz, Z. W., & Kindler, J. (1995). Modelling and Management of Sustainable Basin-scale Water Resource Systems (Proceedings of a Boulder Symposium Multiple criteria for evaluation of reliability aspects of water resource systems (Issue 231). IAHS Publ.
- Lall, U., & Sharma, A. (1996). A nearest neighbor bootstrap for resampling hydrologic time series. *Water Resources Research*, 32(3), 679–693. <https://doi.org/10.1029/95WR02966>
- Lee, T., & Jeong, C. (2014). Nonparametric statistical temporal downscaling of daily precipitation to hourly precipitation and implications for climate change scenarios. *Journal of Hydrology*, 510, 182–196. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.12.027>
- Lee, T., Ouarda, T. B. M. J., & Yoon, S. (2017). KNN-based local linear regression for the analysis and simulation of low flow extremes under climatic influence. *Climate Dynamics*, 49(9–10), 3493–3511. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3525-0>

- Li, C., & Singh, V. P. (2014). A multimodel regression-sampling algorithm for generating rich monthly streamflow scenarios. *Water Resources Research*, 50(7), 5958–5979. <https://doi.org/10.1002/2013WR013969>
- Milly, P. C. D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P., & Stouffer, R. J. (2008). Climate change: Stationarity is dead: Whither water management? In *Science* (Vol. 319, Issue 5863, pp. 573–574). <https://doi.org/10.1126/science.1151915>
- MDSF. (2016). Metodología formulación y evaluación de proyectos de riego. Ministerio de Desarrollo Social y Familia - Chile.
- Moy, W.-S., Cohon, J. L., & Revelle, C. S. (1986). A Programming Model for Analysis of the Reliability, Resilience, and Vulnerability of a Water Supply Reservoir. In *WATER RESOURCES RESEARCH* (Vol. 22, Issue 4).
- Patrick, R., & Casey, B. (2015). Confronting climate uncertainty in water resources planning and project design. The decision tree framework.
- Poveda, G., Milena Álvarez, D., & Titular, P. (2012). The Collapse of the Stationarity Hypothesis Due to Climate Change and Climate Variability: Implications for Hydrologic Engineering Design. *Revista de Ingeniería. Universidad de Los Andes Bogotá D.C. Colombia*.
- Prairie, J. R., Rajagopalan, B., Terry, J., Fulp, J., Zagona, E. A., & Asce, M. (2006). Modified K-NN Model for Stochastic Streamflow Simulation. *JOURNAL OF HYDROLOGIC ENGINEERING*, 371–377. <https://doi.org/10.1061/ASCE1084-0699200611:4371>
- Quintana, J. M., & Aceituno, P. (2012). Changes in the rainfall regime along the extratropical west coast of South America (Chile): 30-43° S. In *Atmósfera* (Vol. 25, Issue 1).
- Ricchetti, F. (2018). Análisis de Series Hidrometeorológicas de Precipitación Diaria y Temperatura Media Diaria. Caso de Estudio: Valores Extremos y Mensuales en Chile Central. Universidad de Chile. Tesis para optar al Grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería, Mención Recursos y Medio Ambiente Hídrico.
- Salas, J. D., & Lee, T. (2010). Nonparametric Simulation of Single-Site Seasonal Streamflows. *Journal of Hydrologic Engineering*, 284–296. <https://doi.org/10.1061/ASCEHE.1943-5584.0000189>
- Sivakumar, B. (2016). Chaos in hydrology: Bridging determinism and stochasticity. In *Chaos in Hydrology: Bridging Determinism and Stochasticity*. Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-90-481-2552-4>
- Srinivas, V. V., & Srinivasan, K. (2001). A hybrid stochastic model for multiseason streamflow simulation. *Water Resources Research*, 37(10), 2537–2549. <https://doi.org/10.1029/2000WR900383>
- Srinivas, V. V., & Srinivasan, K. (2005). Hybrid moving block bootstrap for stochastic simulation of multi-site multi-season streamflows. *Journal of Hydrology*, 302(1–4), 307–330. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.07.011>
- Stage, J. H., & Moglen, G. E. (2013). A nonparametric stochastic method for generating daily climate-adjusted streamflows. *Water Resources Research*, 49(10), 6179–6193. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20448>

Towler, E., Rajagopalan, B., Yates, D., Rodriguez, A., & Scott Summers, R. (2013). Integrated approach to simulate stream water quality for municipal supply under a changing climate. *Journal of Environmental Engineering (United States)*, 139(12), 1432–1440. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)EE.1943-7870.0000766](https://doi.org/10.1061/(ASCE)EE.1943-7870.0000766)

Vicuña, S., Garreaud, R. D., & McPhee, J. (2011). Climate change impacts on the hydrology of a snowmelt driven basin in semiarid Chile. *Climatic Change*, 105(3–4), 469–488. <https://doi.org/10.1007/s10584-010-9888-4>

ANEXO A
CARACTERÍSTICAS DE LAS CUENCAS EN ESTUDIO

CARACTERÍSTICAS DE LAS CUENCAS EN ESTUDIO:

En las tablas siguientes, se presenta una caracterización de las cuencas analizadas, en términos de temperatura media, precipitación y caudal mensuales.

Tabla A1- 1 Temperaturas medias mensuales en las cuencas de análisis

MES	Temperatura media mensual °C							
	Embalse El Carmen	Embalse Mostazal	Embalse Chalinga	Embalse Codegua	Embalse Bollenar	Embalse Huedque	Embalse Achibueno	Embalse Longaví
Abril	10,4	10,8	11,9	15,2	14,7	16,8	12,8	12,7
Mayo	9,9	10,4	11,3	14,2	13,8	16,0	11,8	11,9
Junio	8,3	9,0	9,8	12,4	11,9	14,5	10,6	10,5
Julio	7,0	7,6	8,2	10,2	9,7	12,5	8,7	8,6
Agosto	5,8	6,2	6,7	8,2	7,8	10,9	7,2	7,0
Septiembre	4,3	4,6	5,0	6,0	5,5	9,3	5,7	5,3
Octubre	4,0	4,0	4,6	5,3	4,7	8,7	5,0	4,6
Noviembre	4,9	4,9	5,6	6,3	5,8	9,5	6,1	5,6
Diciembre	6,1	5,8	6,6	7,9	7,3	11,0	7,5	7,0
Enero	7,4	7,1	8,1	9,9	9,4	12,7	9,1	8,7
Febrero	9,0	9,0	10,3	12,5	12,0	14,7	11,0	10,6
Marzo	10,1	10,3	11,6	14,5	14,0	16,2	12,4	12,2

Fuente: DGA (2017)

Tabla A1- 2 Precipitaciones mensuales en las cuencas de análisis

MES	Precipitación media mensual (mm/mes)							
	Embalse El Carmen	Embalse Mostazal	Embalse Chalinga	Embalse Codegua	Embalse Bollenar	Embalse Huedque	Embalse Achibueno	Embalse Longaví
Abril	6	11	18	45	73	60	149	157
Mayo	13	29	47	137	233	190	389	404
Junio	16	45	76	203	315	218	485	506
Julio	27	62	91	197	293	196	412	427
Agosto	12	31	55	142	223	139	328	344
Septiembre	2	7	16	83	137	79	200	208
Octubre	0	1	5	29	51	42	121	130
Noviembre	0	2	3	18	33	23	68	72
Diciembre	1	1	1	7	12	17	38	41
Enero	1	1	2	5	7	10	22	25
Febrero	2	1	1	6	9	12	28	32
Marzo	4	4	5	10	16	18	47	51

Fuente: DGA (2017)

Tabla A1- 3 Caudales medios mensuales en las cuencas de análisis

MES	Caudal medio mensual (m3/s)							
	Embalse El Carmen	Embalse Mostazal	Embalse Chalinga	Embalse Codegua	Embalse Bollenar	Embalse Huedque	Embalse Achibueno	Embalse Longaví
Abril	2,0	1,0	0,8	1,9	4,4	0,5	10,0	16,4
Mayo	1,9	1,0	0,8	2,2	6,1	6,4	30,7	56,9
Junio	2,0	1,0	0,8	3,5	12,0	12,0	55,4	95,8
Julio	2,0	1,0	1,0	3,8	10,9	15,5	58,2	96,7
Agosto	2,0	1,0	1,1	3,3	10,2	11,5	49,3	75,2
Septiembre	1,8	1,3	1,3	3,5	9,7	6,9	48,4	66,1
Octubre	2,1	2,2	1,6	4,4	9,4	3,0	40,5	48,8
Noviembre	3,1	4,1	1,9	6,5	11,6	1,4	36,1	40,1
Diciembre	3,8	4,7	1,5	6,0	12,9	0,4	27,6	27,3
Enero	3,0	2,5	1,3	3,4	10,2	0,1	12,9	24,5
Febrero	2,3	1,3	1,1	2,1	7,0	0,2	8,2	8,5
Marzo	1,9	1,1	0,8	1,7	4,8	0,1	9,1	9,6

Fuente: Estudios CNR de los embalses analizados (CNR, 2011-2018)

ANEXO B
ANÁLISIS DE MÉTODOS PARAMÉTRICOS Y NO
PARAMÉTRICOS

SERIES DE CAUDAL: VALORES HISTÓRICOS Y GENERADOS POR MÉTODOS PAR1, MLR, KNN (Q), KNNoriginal (P y T) y KNNmodificado (P y T)

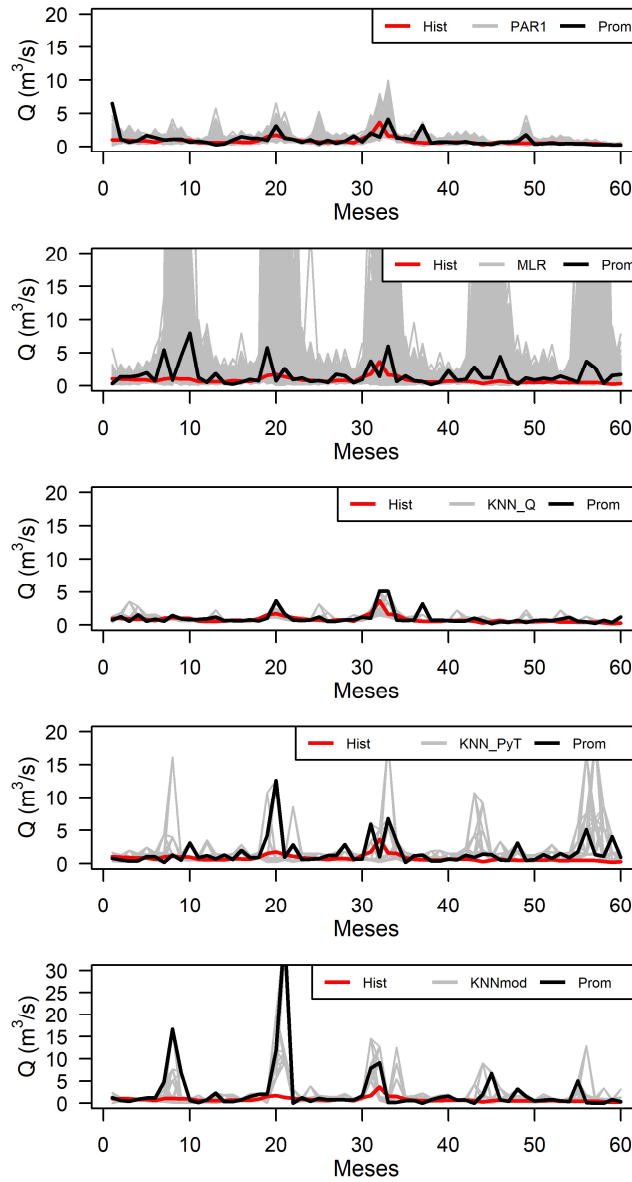


FIGURA A2-1: CUENCA DEL RÍO MOSTAZAL

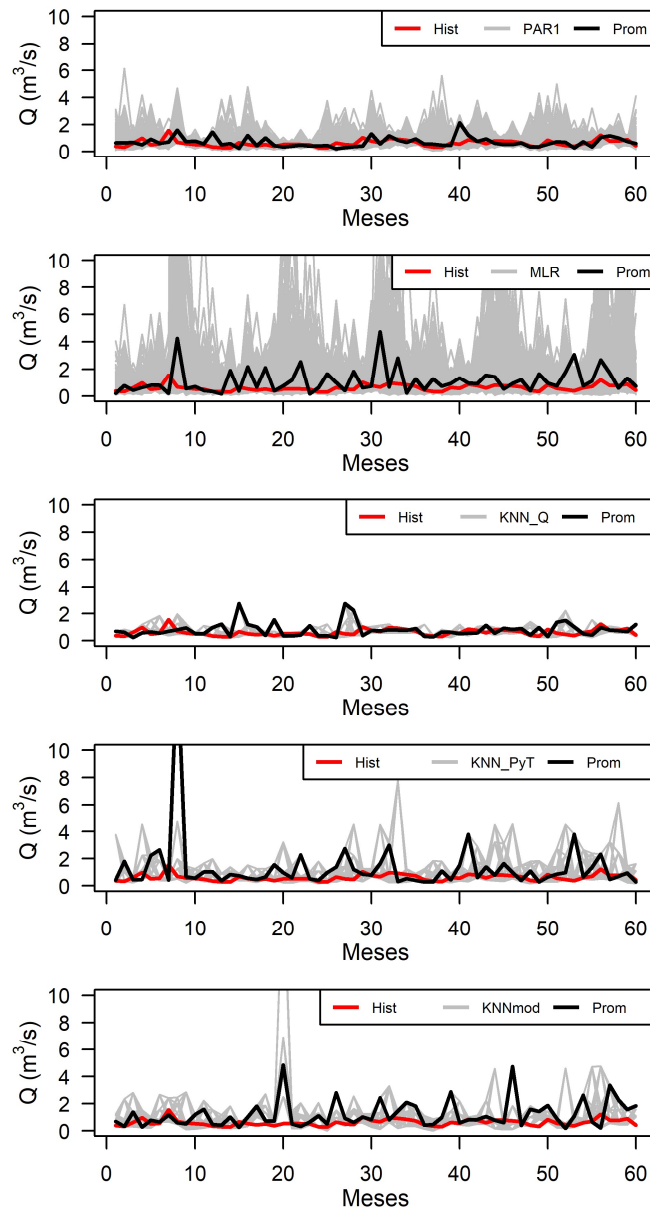


FIGURA A2-2: CUENCA DEL RÍO CHALINGA

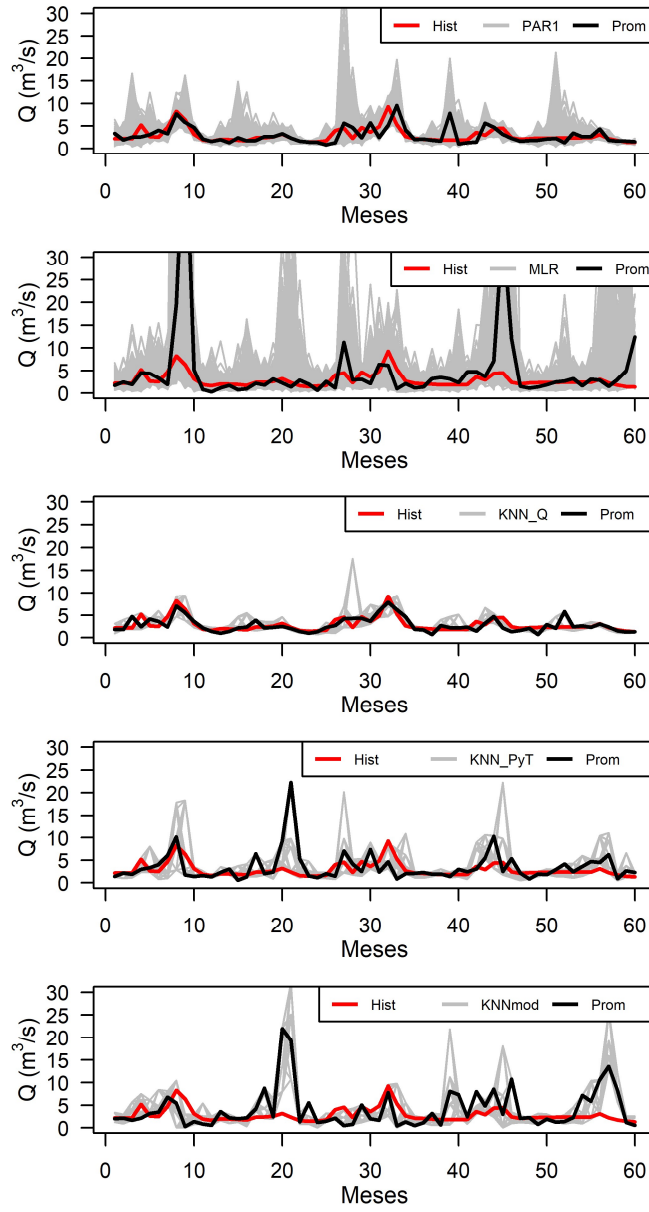


FIGURA A2-3: CUENCA DEL RÍO CODEGUA

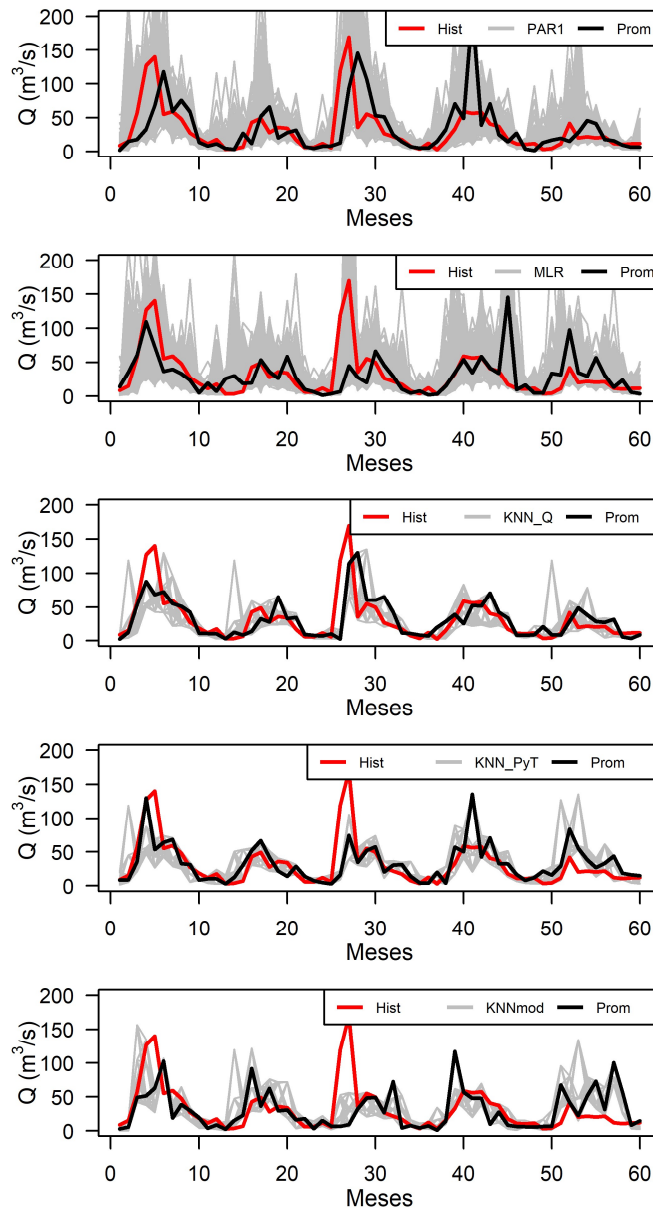


FIGURA A2-4: CUENCA DEL RÍO ACHIBUENO

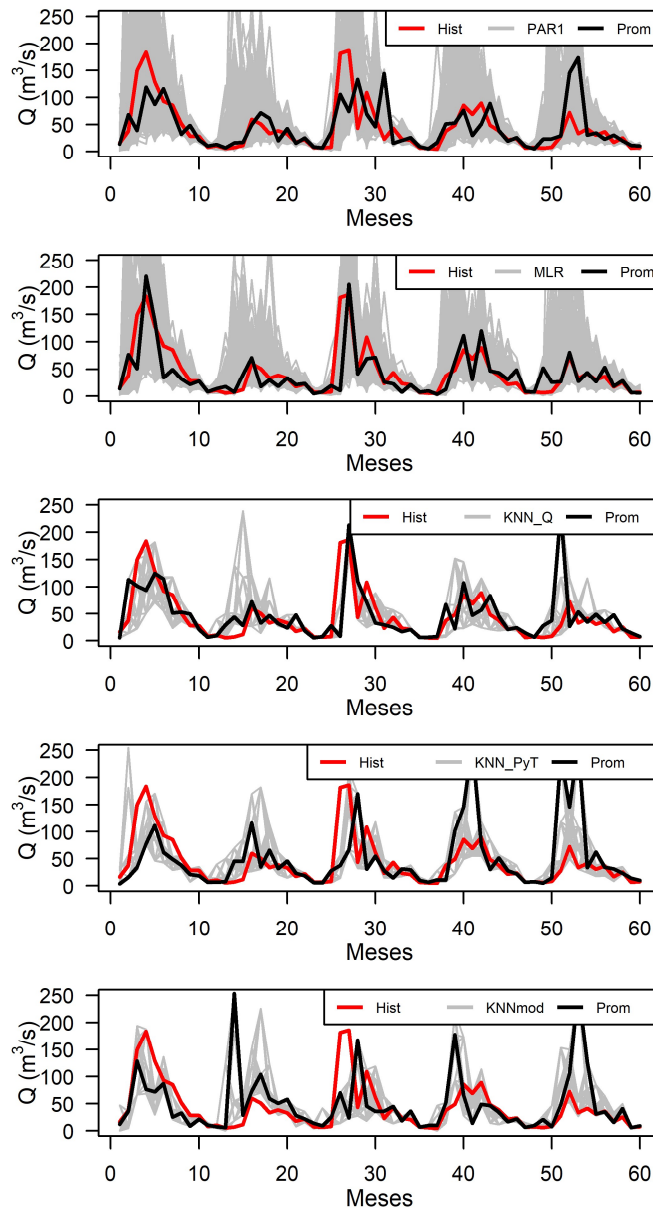


FIGURA A2-5: CUENCA DEL RÍO LONGAVÍ

RESULTADOS OBTENIDOS PARA EL MÉTODO PAR1

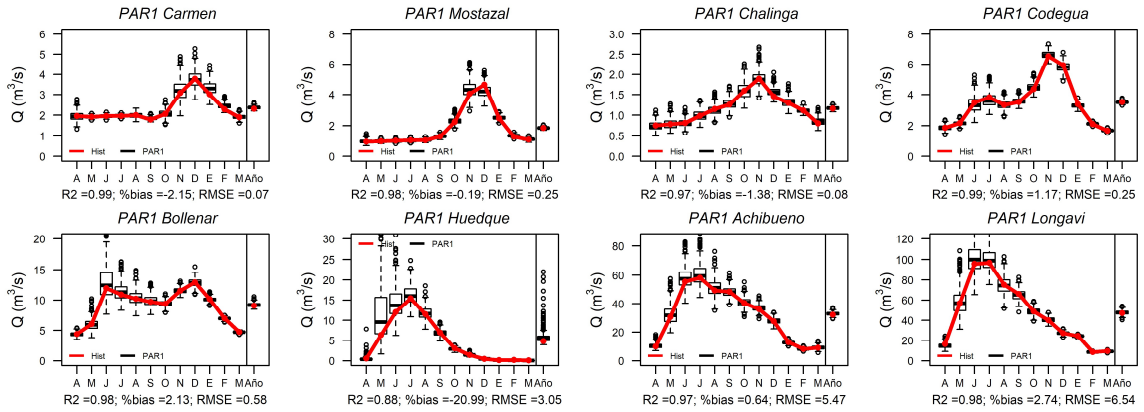


Figura A2-6: Medias obtenidas para el método PAR1

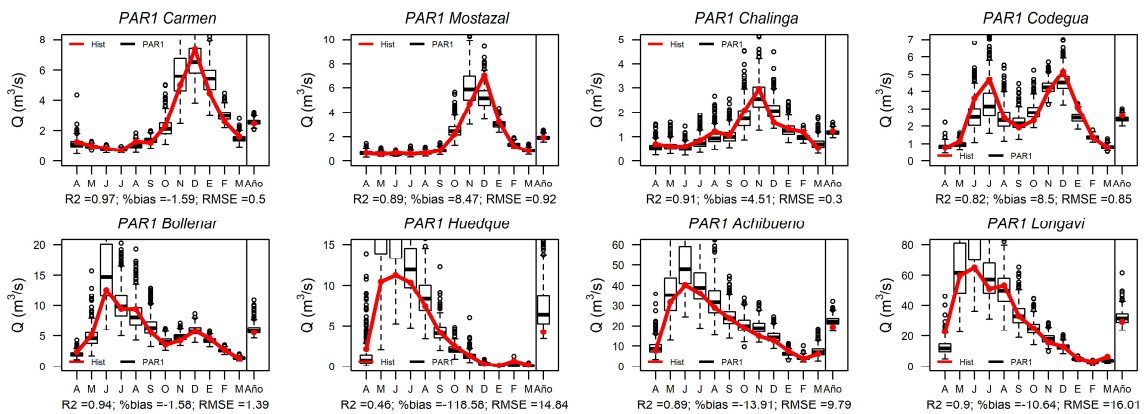


Figura A2-7: Desviaciones Estándar obtenidas para el método PAR1

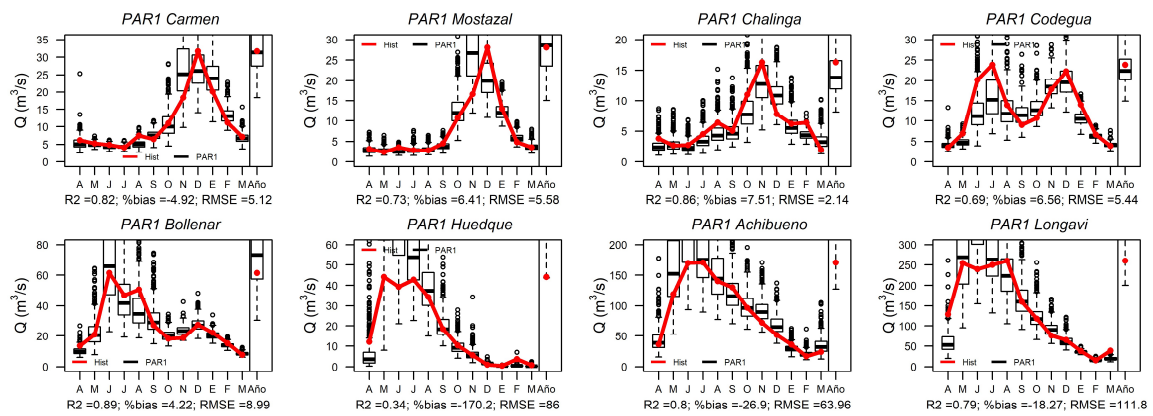


Figura A2-8: Máximos obtenidos para el método PAR1

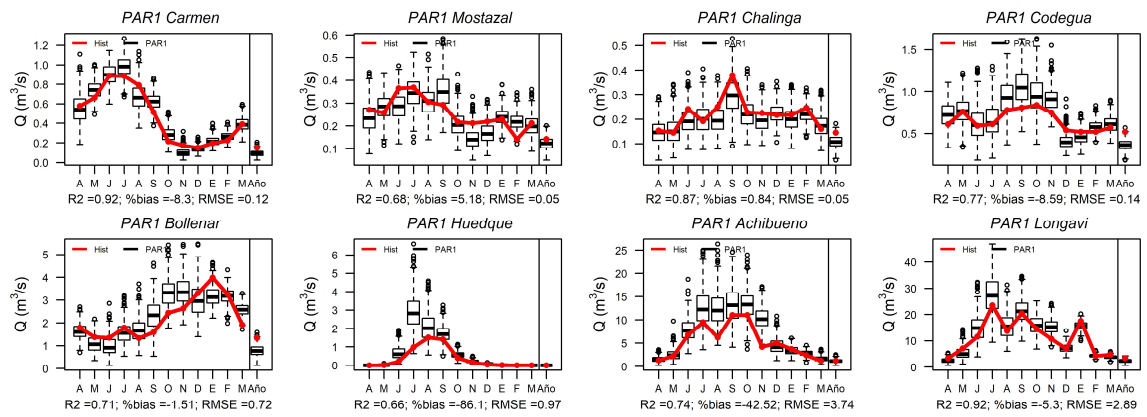


Figura A2-9: Mínimos obtenidos para el método PAR1

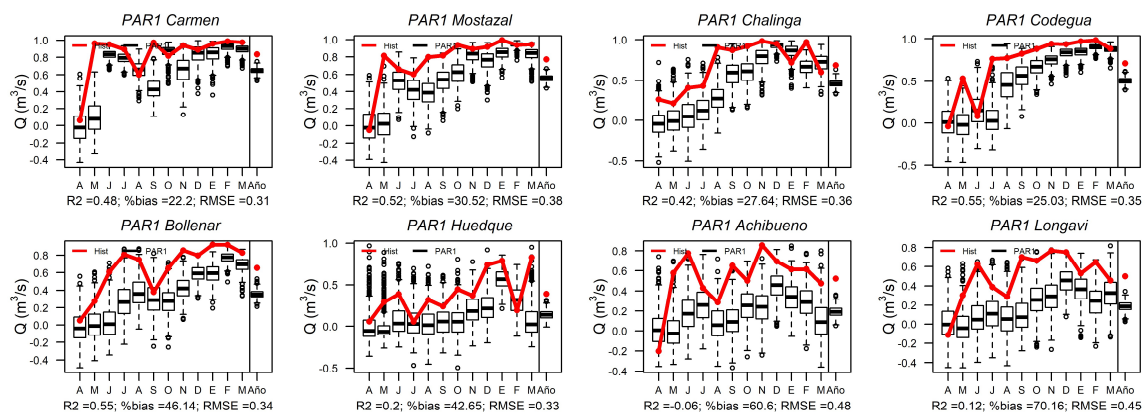


Figura A2-10: Coeficientes de autocorrelación obtenidos para el método PAR1

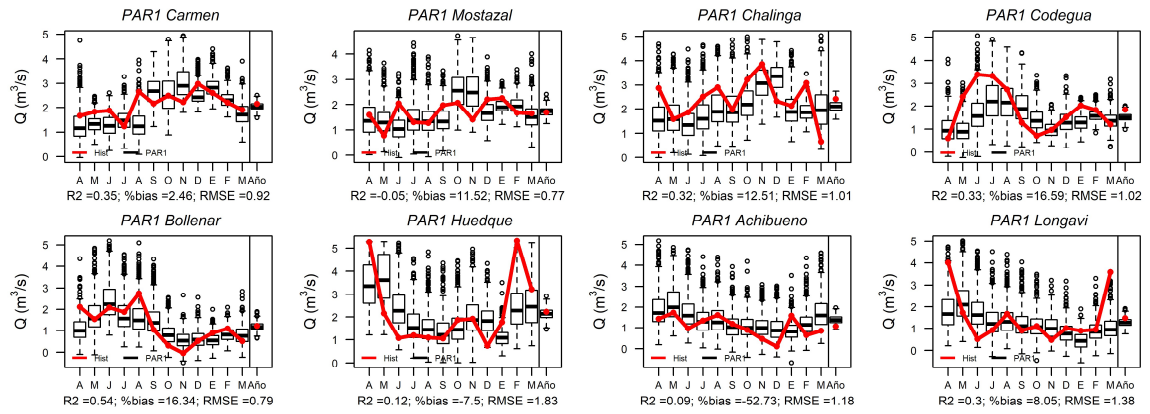


Figura A2-11: Coeficientes de asimetría obtenidos para el método PAR1

ANEXO C
PROGRAMACIÓN DE MÉTODOS

CÓDIGO PROGRAMADO PARA LA OBTENCIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDALES CON MÉTODOS PARAMÉTRICOS Y NO PARAMÉTRICOS

En el presente Anexo, se presenta el código de programación en el lenguaje R, utilizado para obtener las series de caudales sintéticas a través de los métodos paramétricos y no paramétricos analizados en este trabajo. En los Anexos digitales, se adjuntan los códigos en archivos.

```
# OBTENCIÓN DE SERIES SINTÉTICAS DE CAUDAL POR DISTINTOS MÉTODOS
```

```
#PRESENTA SERIE DE CAUDALES 5 AÑOS HISTÓRICOS CUENCAS, METODOS:
```

```
# PAR1, MLR(PyT), KNN(PyT), KNN_mod(PyT)
```

```
library(PerformanceAnalytics)
```

```
library(tseries)
```

```
library(sm)
```

```
library(readxl)
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/serietiempo.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/serietiempo_K.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/KNN/KNN.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/KNN/KNN_P_T.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/MLR/f_CrossVal3_log1v.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/KNN/KNN_modif_PyT2.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/ARMA/ARMA.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/MLR/f_CrossVal3_log.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/ARMA/p_q_mes.R")
```

```
source("c://TESIS_V2/datos/vecino/ARMA/PAR1.R")
```

```
#Información de pp en mm/mes
```

```
p_cr2 <- list()
```

```
p_cr2[[1]] <- read_excel("c://TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E01b.xlsx")
```

```
p_cr2[[2]] <- read_excel("c://TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E02b.xlsx")
```

```
p_cr2[[3]] <- read_excel("c://TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E03b.xlsx")
```

```
p_cr2[[5]] <- read_excel("c://TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E05b.xlsx")
```

```
p_cr2[[6]] <- read_excel("c://TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E06b.xlsx")
```

```
p_cr2[[7]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E07b.xlsx")
p_cr2[[8]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E08b.xlsx")
p_cr2[[9]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/p_cr2_E09b.xlsx")
```

```
#Información de T° en °C (promedio mes)
```

```
t_cr2 <- list()
t_cr2[[1]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E01b.xlsx")
t_cr2[[2]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E02b.xlsx")
t_cr2[[3]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E03b.xlsx")
t_cr2[[5]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E05b.xlsx")
t_cr2[[6]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E06b.xlsx")
t_cr2[[7]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E07b.xlsx")
t_cr2[[8]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E08b.xlsx")
t_cr2[[9]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/t_cr2_E09b.xlsx")
```

```
#Información de caudal en m3/s
```

```
q_histo <- list()
q_histo[[1]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E01b.xlsx")
q_histo[[2]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E02b.xlsx")
q_histo[[3]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E03b.xlsx")
q_histo[[5]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E05b.xlsx")
q_histo[[6]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E06b.xlsx")
q_histo[[7]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E07b.xlsx")
q_histo[[8]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E08b.xlsx")
q_histo[[9]] <- read_excel("c:/TESIS_V2/datos_cr2/q_E09b.xlsx")
```

```
Nbas <- 9
```

```
nombre<-list()
```

```
nombre[[1]]<-"Achibueno"
```

```
nombre[[2]]<-"Bollenar"
```

```

nombre[[3]]<-"Carmen"
nombre[[5]]<-"Chalinga"
nombre[[6]]<-"Codegua"
nombre[[7]]<-"Huedque"
nombre[[8]]<-"Longavi"
nombre[[9]]<-"Mostazal"
n<-(dim(q_histo[[1]])[1])
Nens<-500

dta_Q<-list()
dta_PAR1<-list()
for (i in 1:Nbas) {
  dta_Q[[i]] <- array(NA, c(n-1,13,Nens))
  dta_PAR1[[i]] <- array(NA, c(n-1,12,Nens))
}
for (ibas in 1:3){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
  a_fin<-a_inicio+n-1
  for (i in 2:n) {
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+i-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta_Q[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- PAR1(q_histo[[ibas]],y,j,Nens)

    }
  }
  dta_PAR1[[ibas]]<-dta_Q[[ibas]][,-1,]
}

```

```

for (ibas in 5:Nbas){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
  a_fin<-a_inicio+n-1
  for (i in 2:n) {
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+i-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta_Q[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- PAR1(q_histo[[ibas]],y,j,Nens)
    }
  }
  dta_PAR1[[ibas]]<-dta_Q[[ibas]][,-1,]
}

#OBTENER DATOS MLR
#Utiliza la f_CroosVal3_log para hacer la VC de MLR (estandariza y transforma a logaritmo
#y se devuelve)
#Devuelve arreglo de datos 12 columnas (sin años), empezando en el año 2 y Nens
dta_MLR<-list()
cumple<-list()
bestcomb<-list()
for (i in 1:Nbas) {
  dta_MLR[[i]] <- array(NA, c(n-1,12,Nens))
  cumple[[i]] <- array(NA,c(n-1,13))
  bestcomb[[i]]<-array(NA,c(n-1,13))
}
for (ii in 1:3){
  datos1<-f_CroosVal3_log(q_histo[[ii]],p_cr2[[ii]],t_cr2[[ii]],Nens)
  dta_MLR[[ii]]<- datos1[[1]]
  cumple[[ii]]<- datos1[[2]]
}

```



```

bestcomb[[ii]]<- datos1[[3]]
}
for (ii in 5:Nbas){
  datos1<-f_CrossVal3_log(q_histo[[ii]],p_cr2[[ii]],t_cr2[[ii]],Nens)
  dta_MLR[[ii]]<- datos1[[1]]
  cumple[[ii]]<- datos1[[2]]
  bestcomb[[ii]]<- datos1[[3]]
}
##Obtener datos KNN (a partir de Q(t-1) y Q(t-2))
dta.est_Q<-list()
dta_KNN_Q<-list()
for (i in 1:Nbas) {
  dta.est_Q[[i]] <- array(NA, c(n-1,13,Nens))
  dta_KNN_Q[[i]] <- array(NA, c(n-1,12,Nens))
}

for (ibas in 1:3){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
  a_fin<-a_inicio+n-1
  for (i in 2:n) {
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+i-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta.est_Q[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- KNN(q_histo[[ibas]],y,j,Nens)
    }
  }
  dta_KNN_Q[[ibas]]<-dta.est_Q[[ibas]][,-1,]
}

```

```

for (ibas in 5:Nbas){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
  a_fin<-a_inicio+n-1
  for (i in 2:n) {
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+i-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta.est_Q[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- KNN(q_histo[[ibas]],y,j,Nens)
    }
  }
  dta_KNN_Q[[ibas]]<-dta.est_Q[[ibas]][,-1,]
}

```

##Obtener datos KNN_P_T (a partir de P(t-1) y T(t-1))

Save data in a [año x mes x ens] list (array for bas)

```

dta.est_PyT<-list()
dta_KNN_PyT<-list()
for (i in 1:Nbas) {
  dta.est_PyT[[i]] <- array(NA, c(n-1,13,Nens))
  dta_KNN_PyT[[i]] <- array(NA, c(n-1,12,Nens))
}

```

```

for (ibas in 1:3){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
  a_fin<-a_inicio+n-1
  for (i in 2:n) {
    for (j in 1:12) {

```

```

year<-a_inicio+i-1
y<-as.vector(unlist(year))
mes_busca<-j
ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
dta.est_PyT[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- KNN_P_T(q_histo[[ibas]],
          p_cr2[[ibas]],
          t_cr2[[ibas]], y,j,Nens)
}
}
dta_KNN_PyT[[ibas]]<-dta.est_PyT[[ibas]][,-1,]
}

```

```

for (ibas in 5:Nbas){
a_inicio<-q_histo[[ibas]][1,1]
a_fin<-a_inicio+n-1
for (i in 2:n) {
for (j in 1:12) {
year<-a_inicio+i-1
y<-as.vector(unlist(year))
mes_busca<-j
ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
dta.est_PyT[[ibas]][i-1,ubic_mes,] <- KNN_P_T(q_histo[[ibas]],
          p_cr2[[ibas]],
          t_cr2[[ibas]], y,j,Nens)
}
}
dta_KNN_PyT[[ibas]]<-dta.est_PyT[[ibas]][,-1,]
}

```

##Obtener datos KNN_P_T_mod (a partir de $P(t-1)$ y $T(t-1)$ como posibles predictores)

```

#con datos históricos
# Save data in a [año x mes x ens] list (array for bas)
dta.est_PyTmod<-list()
dta_KNN_PyTmod<-list()
for (i in 1:Nbas) {
  dta.est_PyTmod[[i]] <- array(NA, c(n-2,13,Nens))
  dta_KNN_PyTmod[[i]] <- array(NA, c(n-2,12,Nens))
}
dta_fcross<-list()
for (ibas in 1:3){
  dta_fcross[[ibas]]<-f_CrossVal3_log1v(q_histo[[ibas]],p_cr2[[ibas]],
    t_cr2[[ibas]])
}
for (ibas in 5:Nbas){
  dta_fcross[[ibas]]<-f_CrossVal3_log1v(q_histo[[ibas]],p_cr2[[ibas]],
    t_cr2[[ibas]])
}

for (ibas in 1:3){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][2,1]
  a_fin<-a_inicio+(n-1)-1
  for (iy in 2: (n-1)) { #(n-1)
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+iy-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta.est_PyTmod[[ibas]][iy-1,ubic_mes,] <- KNN_modif_PyT2(
        dta_fcross[[ibas]],
        q_histo[[ibas]],

```

```

        p_cr2[[ibas]],
        t_cr2[[ibas]], y,j,Nens)
    }
}
dta_KNN_PyTmod[[ibas]]<-dta.est_PyTmod[[ibas]][,-1,]
}

for (ibas in 5:Nbas){
  a_inicio<-q_histo[[ibas]][2,1]
  a_fin<-a_inicio+(n-1)-1
  for (iy in 2: (n-1)) { #(n-1)
    for (j in 1:12) {
      year<-a_inicio+iy-1
      y<-as.vector(unlist(year))
      mes_busca<-j
      ubic_mes<-which(colnames(q_histo[[ibas]])==mes_busca)
      dta.est_PyTmod[[ibas]][iy-1,ubic_mes,] <- KNN_modif_PyT2(
        dta_fcross[[ibas]],
        q_histo[[ibas]],
        p_cr2[[ibas]],
        t_cr2[[ibas]], y,j,Nens)
    }
  }
  dta_KNN_PyTmod[[ibas]]<-dta.est_PyTmod[[ibas]][,-1,]
}

```

ANEXO D
ECUACIONES DE YULE WALKER

Ecuaciones Yule-Walker para método PAR1:

Los Modelos Periódicos Autorregresivos (PAR) corresponden a una generalización de los modelos AR clásicos, teniendo como diferencia el hecho de que se desean construir modelos distintos para cada uno de los periodos a analizar. En este caso de estudio cada mes de un año tiene un modelo propio, por lo que se pueden construir 12 modelos autorregresivos (con coeficientes distintos) que los explican.

Se considera $\{X_t\}$ (con $1 \leq t \leq n$), una serie de tiempo de largo n y que se divide en S períodos. En este caso, $S = 12$ y corresponde a los meses del año. Luego, X_{25} de la serie original corresponde al mes de Enero del año 2. Del mismo modo, X_{24} correspondería al mes de Diciembre del año 1. Por lo tanto, a X_{25} la llamamos $X_{25}^{(\text{Enero})}$.

Una vez introducida la notación, se define lo conocido como un modelo PAR.

Un modelo PAR(p) corresponde al definido por la ecuación:

$$X^{(s)}_t = \beta_1^{(s)} X^{(s)}_{t-1} + \dots + \beta_p^{(s)} X^{(s)}_{t-p} + \varepsilon^{(s)}_t \quad \text{Ecuación 1}$$

O bien:

$$\ln(X^{(s)}_t) = \beta_1^{(s)} \ln(X^{(s)}_{t-1}) + \dots + \beta_p^{(s)} \ln(X^{(s)}_{t-p}) + \varepsilon^{(s)}_t \quad \text{Ecuación 2}$$

Donde:

- $X^{(s)}_t$: variable a predecir en el tiempo t
- p : orden del modelo
- $\beta_1^{(s)} \dots \beta_p^{(s)}$: parámetros del modelo
- $\varepsilon^{(s)}_t$: error de varianza σ_s^2 bajo los supuestos usuales de regresión

Expresada de forma genérica, la Ecuación 2, para cada mes t , quedaría de la siguiente forma:

$$y_t = \sum_{j=1}^p \beta_j * y_{t-j} + \varepsilon_t \quad \text{Ecuación 3}$$

Donde y_t es la serie de tiempo de caudal estandarizada, para el mes s : $y_t = \ln(X^{(s)}_t)$.

Multiplicando ambos miembros de la identidad anterior por y_{t-k} , con $k \leq t$, y tomando valor esperado $E(\cdot)$ se obtiene:

$$E((y_t)(y_{t-k})) = \sum_{j=1}^p \beta_j * E((y_{t-j})(y_{t-k})) + E(\varepsilon_t * (y_{t-k}))$$

La estimación de los parámetros se basa en el hecho de que las variables y_{t-1}, \dots, y_{t-p} están no correlacionadas con ε_t . En el resultado anterior se tiene $E(\varepsilon_t(Y_{t-k})) = 0$, porque $E(\varepsilon_t) = 0$.

Luego para cada mes s , se pueden escribir las ecuaciones:

$$E((y_t)(y_{t-1})) = \sum_{j=1}^p \beta_j * E((y_{t-j})(y_{t-1}))$$

$$E((y_t)(y_{t-2})) = \sum_{j=1}^p \beta_j * E((y_{t-j})(y_{t-2}))$$

$$E((y_t)(y_{t-p})) = \sum_{j=1}^p \beta_j * E((y_{t-j})(y_{t-p}))$$

El sistema de ecuaciones anterior se conoce como las ecuaciones de Yule-Walker. La solución de las ecuaciones de Yule-Walker requiere del conocimiento de p (orden del proceso autorregresivo). Del análisis de las series, se observó que la correlación era principalmente con el mes anterior, es decir, con la información del mes t-1 era posible obtener el caudal del mes t, en curso.

Por lo tanto, si se considera conocido el orden p del modelo, que en este caso será igual a 1, se resuelven las ecuaciones de Yule – Walker y se obtienen los parámetros asociados a las ecuaciones de cada mes. En la práctica para resolver dicho sistema de ecuaciones deben estimarse los términos de covarianza para cada mes.

En este caso, se desarrollaron las ecuaciones de Yule -Walker y se obtuvieron los parámetros de cada mes, para cada cuenca analizada.

ANEXO E
ESCALAMIENTO ESTADÍSTICO DE LOS GCM

Metodología utilizada para el escalamiento estadístico de los datos de Modelos de Circulación General (GCM):

Con los datos de los GCM escalados espacialmente en los puntos de interés, se considera el período histórico coincidente con los datos observados (período 1979-2010), para ajustar de esta forma las series meteorológicas previstas por los GCM a las observaciones locales, mediante correlaciones estadísticas entre ambas series. Es decir, se obtuvo una función de transferencia a partir de una serie histórica observada y la serie histórica entregada por el CGM, con la cual se escala la información. Esta función de transferencia será utilizada en los datos futuros del modelo, para así obtener series de datos futuros en escala de terreno.

Para las series de precipitación y temperatura, se aplicó el mismo procedimiento de escalamiento estadístico, que se detalla a continuación:

- Para cada mes se ordenaron los datos del período histórico de cada uno de los modelos globales y se compararon con los datos observados en cada una de las cuencas de análisis en el punto donde se ubicaría el embalse, obtenidos de la información del CR2_MET. Los datos fueron ordenados según duración, esto es, de mayor a menor en ambas series,
- Posteriormente se grafican ambas series y se obtiene la función de transferencia entre ellas. Como el análisis se realiza para cada mes, se obtuvo doce funciones de transferencia para las precipitaciones y doce funciones para las temperaturas, esto para cada modelo y cada cuenca.
- Esta función de transferencia se aplica a las series futuras entregadas por los GCMs, obteniéndose de esta forma las nuevas series escaladas estadísticamente.

Las figuras siguientes presentan el resultado del escalamiento estadístico realizado a las series de precipitaciones y temperaturas, entregados por los GCM, para cada una de las cuencas en análisis.

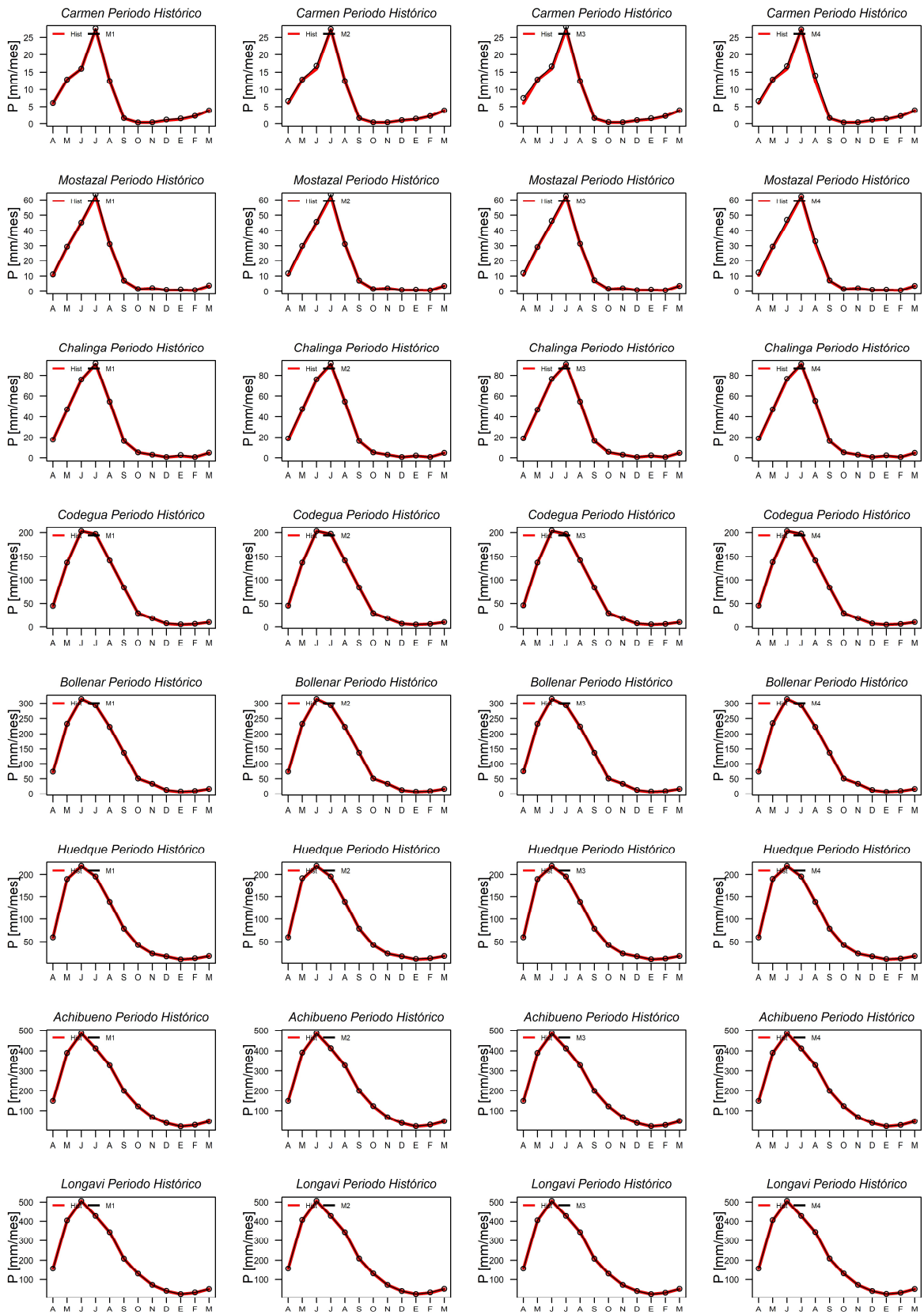


Figura A5-1: Escalamiento estadístico de la precipitación
M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

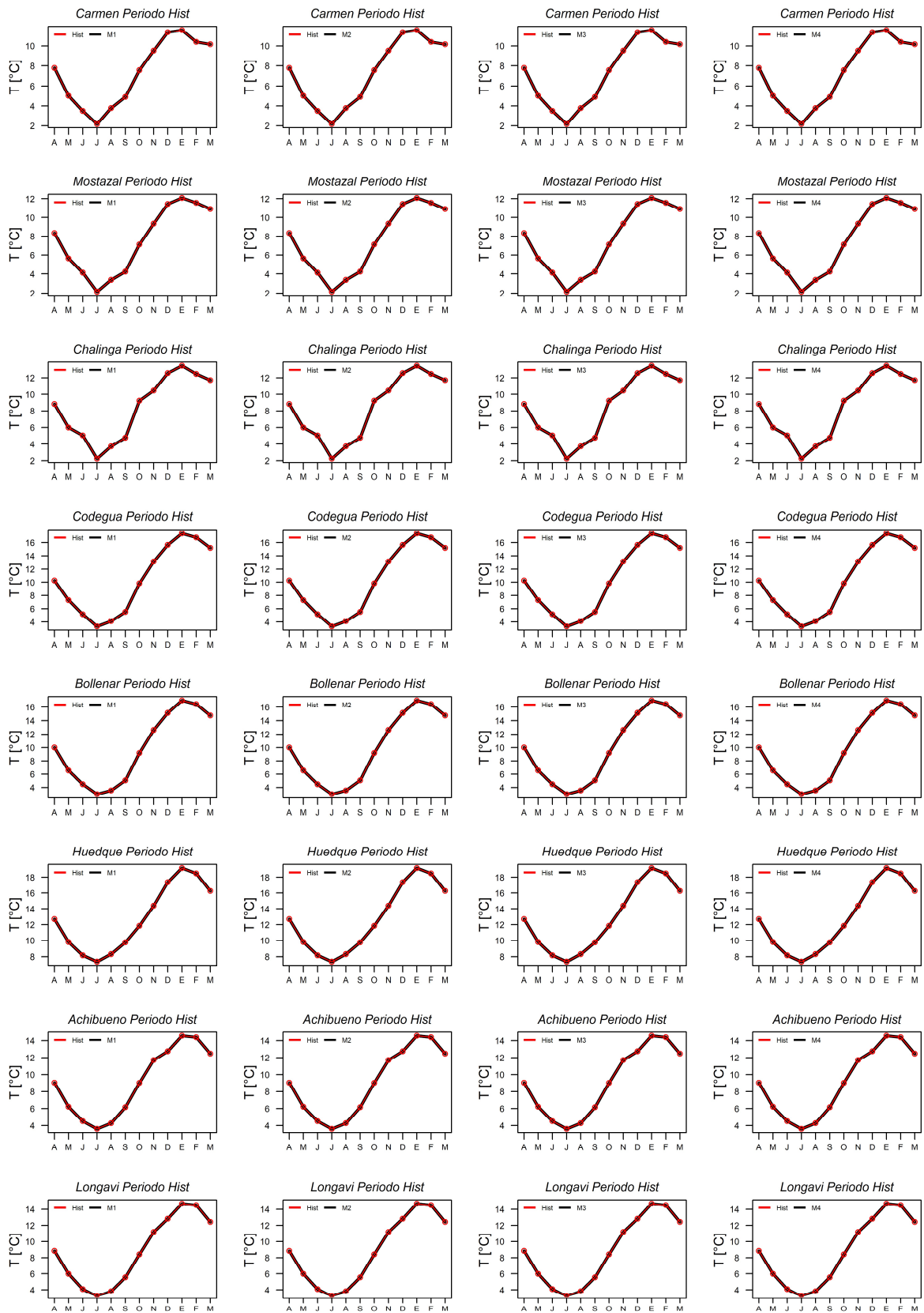


Figura A5-2: Escalamiento estadístico de la temperatura
M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR

ANEXO F
ANÁLISIS DE LA SEGURIDAD DE RIEGO PARA
100 % DE LA DEMANDA

Análisis de la Seguridad de riego, considerando el cumplimiento del 100 % de la demanda

En este apartado se incluyó el análisis de la seguridad de riego considerando el cumplimiento del 100% de la demanda, es decir, vulnerabilidad = 0%.

Alternativa a):

Si se considera el escenario de que el criterio de falla ocurre cuando no se cumple el 100 % de la demanda, las cuencas de Chalinga, Codegua, Bollenar y Huedque, de la zona centro del país, no logran cumplir con la seguridad de riego del 85%., disminuyendo con respecto al período histórico. Esto implicaría que la superficie beneficiada en esas cuencas debería ser menor para lograr una seguridad de riego del 85%.

Alternativa b):

Si se compara el ISR con las mismas condiciones históricas, pero considerando el cumplimiento del 100% de la demanda, las cuencas entregan valores mucho menores que el 85% e incluso para algunas cuencas todos los años son fallidos (ISR = 0%). Esto da señal de que utilizar el promedio de los ISR no es un buen indicador.

Al igual que en el período histórico, al obtener los ISR considerando el cumplimiento del 100% de la demanda, los gráficos indican que en ninguna cuenca se llega al 85% de la seguridad de riego, y también se tienen cuencas donde el ISR = 0%. Además, las diferencias entre los ISR obtenidos para cada GCM son mayores que los mostrados la tercera columna, indicando un mayor efecto de la disminución del caudal en el período futuro.

Alternativa c):

Si se consideraba el criterio de cumplimiento del 100% de la demanda, existían nuevamente tres cuencas (Mostazal, Chalinga y Bollenar) que no cumplían con el 85% de seguridad de riego, por lo que su superficie beneficiada debería ser menor. Por lo tanto, se optó por fijar la superficie beneficiada, tal que en el período histórico se cumpliera con el 100% de la demanda y la seguridad de riego diera mayor a 85% en todas las series. Los resultados indican que el ISR se mantiene por sobre el 85% en el período futuro, para todas las cuencas, presentándose descensos del orden del 5% en las cuencas de el Carmen, Bollenar y Hueque, para alguno de los GCM.