

**SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERÍA HIDRÁULICA**  
**XXV CONGRESO CHILENO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA**

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

**TANIA FERNÁNDEZ R.<sup>1</sup>**

**RESUMEN**

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 simularon 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. Posteriormente, se simularon 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 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 de obras de embalses, incorporando una caracterización de la incertidumbre hidrológica futura.

---

<sup>1</sup> Ingeniera de Proyectos, Comisión Nacional de Riego, Profesora Part-time Departamento de Ingeniería Civil Universidad de Chile - email: tania.fernandez@cnr.gob.cl

## 1. INTRODUCCIÓN

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), 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.

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).

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.

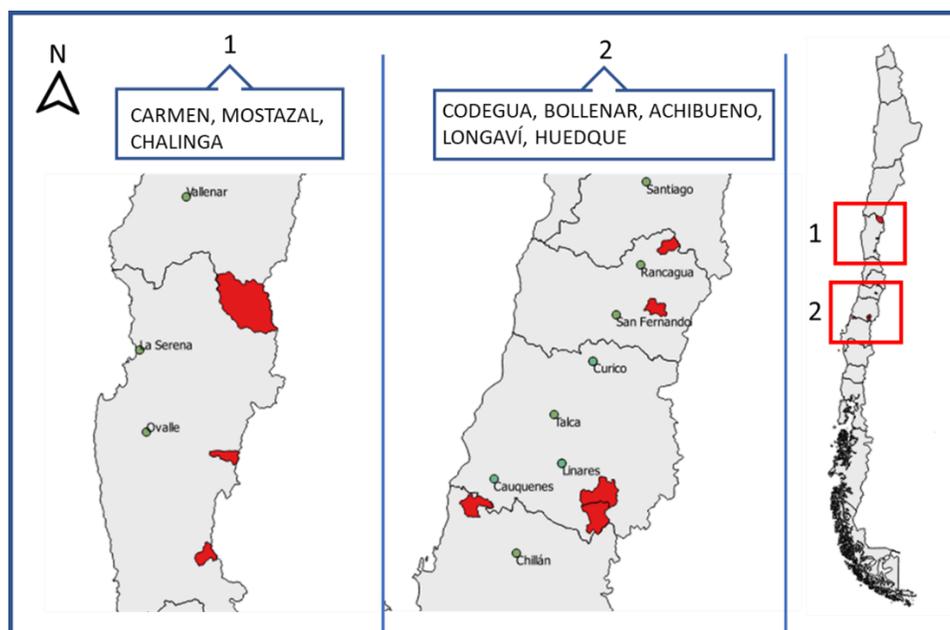
## 2. CUENCAS DE ESTUDIO

Durante los últimos diez años, la Comisión Nacional de Riego (CNR) ha estudiado un conjunto de embalses en diferentes cuencas del país. Para el presente trabajo, se seleccionaron ocho embalses (Figura 2-1), ubicados entre la Región de Atacama y la Región del Maule, que fueron estudiados a nivel de prefactibilidad por la CNR. Las coordenadas del punto de ubicación del futuro muro de los embalses estudiados, se presentan en la Tabla 2-1.

**Tabla 2- 1 Coordenadas UTM de los embalses estudiados**

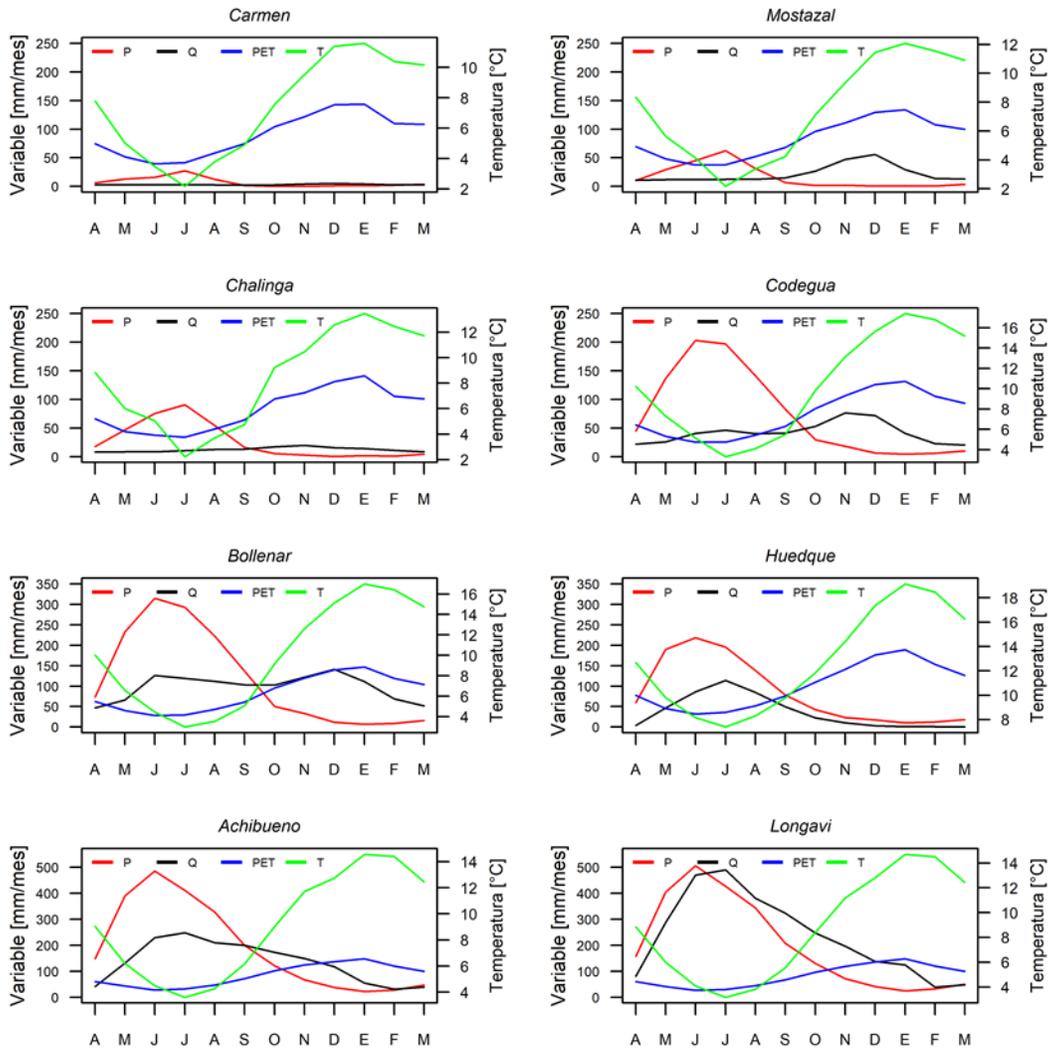
NOMBRE EMBALSE	REGIÓN	CAUCE	CUENCA	COORDENADAS UTM	
				NORTE	ESTE
Embalse El Carmen	Región de Atacama	Río El Carmen	del río Huasco	6767004	367726
Embalse Mostazal	Región de Coquimbo	Río Mostazal	del río Limarí	6593293	349887
Embalse Chalinga	Región Coquimbo	Río Chalinga	del río Choapa	6390116	264432
Embalse Codegua	Región de O'Higgins	Estero Codegua	del río Rapel	6233300	355900
Embalse Bollenar	Región de O'Higgins	Río Claro	del río Rapel	6180441	346418
Embalse Huedque	Región del Maule	Río Huedque	del río Maule	7928800	464730
Embalse Achibueno	Región del Maule	Río Achibueno	del río Maule	6004303	284789
Embalse Longaví	Región del Maule	Río Longaví	del río Maule	5986754	284493

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



**Figura 2- 1 Cuencas de embalses estudiados**

Las características de las cuencas estudiadas (entre los años hidrológicos 1979-2010), se presentan resumidas en la Figura 2.2:



**Figura 2- 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**

### 3. 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). Se eligió ese intervalo de años porque los estudios realizados por la CNR tenían ese período histórico en común, de esta forma se podía comparar el análisis directamente con lo realizado en los estudios. 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 ejecutó en cuatro etapas:

- a) **Generación de series sintéticas de caudal en período histórico:** se evaluó el comportamiento de distintos métodos de generación de series sintéticas de caudal, en las ocho cuencas de los embalses analizados, 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.

Se simularon los Métodos Paramétricos:

- **Modelo Periódico Auto Regresivo (PAR1)** y
- **Método de Regresión Lineal Múltiple (MLR),**

Se seleccionó el Modelo Periódico Autorregresivo (PAR), porque del análisis de los datos se observó que las series de caudal mensual podían estar caracterizadas por diferentes correlaciones mes a mes. Los modelos autorregresivos cumplen con la condición de rescatar esta dependencia. En particular, los modelos Periódicos Autorregresivos permiten la construcción de modelos distintos para cada uno de los períodos a analizar, que en este caso fue mes a mes. Del análisis, se encontró que un modelo PAR de orden 1, era suficiente para capturar adecuadamente la estructura de autocorrelación de la serie. Además, partiendo de la base de que existe una correlación del caudal de un mes con variables de meses anteriores, se seleccionó el Modelo de Regresión Lineal Múltiple, que 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 fueron 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. 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.

Por otra parte, el objetivo del presente trabajo era analizar el comportamiento del Método no Paramétrico KNN (vecino más cercano) que corresponde a un método de aproximación simple que se basa en la regla del vecino más cercano y que consiste en estimar el valor de un dato desconocido a partir de las características del dato más próximo, según una medida de similitud o distancia. Se evaluaron distintas variaciones del mismo método, para verificar cual de ellos tenía un mejor comportamiento frente a la variable a predecir. Los Métodos no Paramétricos analizados fueron:

- **KNN original con información de caudal como predictor:** que consta de los siguientes pasos:
  - Cálculo de la distancia euclidiana, ecuación (1), para encontrar los vecinos más cercanos.

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

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  $j = 1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, N$ .

- Las distancias se ordenan de menor a mayor y se seleccionan los k vecinos más próximos. En este caso como se disponía de 32 años de registro histórico, se consideró  $k = \sqrt{32} = 5$ , es decir los cinco vecinos más cercanos.

- A cada uno de los vecinos 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 (2):

$$W(j(i)) = \frac{1/j}{\sum_{j=1}^k 1/j} \quad j = 1, \dots, k \quad (2)$$

- 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.

- **KNN original con información de 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 ecuación (3):

$$D_{ij} = \sqrt{(P_{i(t-1)} - P_{j(t-1)})^2 + (T_{i(t-1)} - T_{j(t-1)})^2} \quad (3)$$

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.

- **KNN modificado con información de P y T:** uno de los inconvenientes de la técnica del KNN original, es que no permite simular valores no vistos en los registros históricos, reduciéndose la variabilidad de valores simulados. Para dar solución a este problema, se trabajó con una modificación del método de KNN original (Prairie et al. (2006)) que consiste en construir una regresión entre los predictores mensuales sucesivos, 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, según la ecuación (4).

$$\hat{Q}_t^* = g(P_{t-1}; T_{t-1}) + e_t \quad (4)$$

Donde:

$\hat{Q}_t^*$ : 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, como se muestra en la ecuación (5).

$$K(i) = \frac{1/i}{\sum_{i=1}^k 1/i} \quad \longrightarrow \quad e_t^* = K(i) * e_t \quad (5)$$

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, ecuación (6).

$$Q_t^* = \hat{Q}_t + e_t^* \quad (6)$$

Donde:

$Q_t^*$  : caudal buscado para el mes t

$\hat{Q}_t$  : 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.

- Selección del método de simulación a utilizar:** 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 de la simulación: el coeficiente de determinación (R<sup>2</sup>), la raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Sesgo Porcentual (%bias).
- Generación de series sintéticas de caudal para el período futuro:** con el método seleccionado en la etapa anterior, se generaron series sintéticas de caudales, utilizando como información base los valores de precipitación y temperatura obtenidos de los cuatro Modelos de Circulación General (GCM) utilizados en el estudio Actualización del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017) escalados espacial y estadísticamente a cada una de las ocho cuencas en estudio. Se simuló 32 años del período futuro (2028 – 2059), generándose también 500 simulaciones de caudal en cada caso.
- Evaluación del índice de seguridad de riego:** 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, se busca conseguir un 85% de seguridad de riego para la superficie de cultivo, es decir, en un cierto periodo de tiempo, debe tenerse al menos 85% de años “no fallidos”.

En nuestro país, se considera año fallido a aquel en que, a lo menos un mes entregue menos del 85% de la demanda, o cuando en dos meses consecutivos se entregue menos del 90% de la demanda (MDSF, 2016).

A partir de las series generadas, se evaluó el valor del índice de seguridad de riego en cada cuenca, para las condiciones futuras y se comparó con el comportamiento en el período histórico. Como en este caso se disponía de 500 series para cada cuenca, se impuso el criterio de que todas las series simuladas cumplieran con el 85% de seguridad de riego.

#### **4. RESULTADOS**

##### **a) Generación de series sintéticas de caudal, en período histórico:**

La Figura 4-1 presenta el resultado obtenido para el estadístico Valores Medios, que muestra los resultados 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 y el resto de los estadísticos analizados, se pueden revisar en el trabajo de Fernández (2020).

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. El punto sobre "Año" en cada figura presenta el valor del estadístico histórico anual.

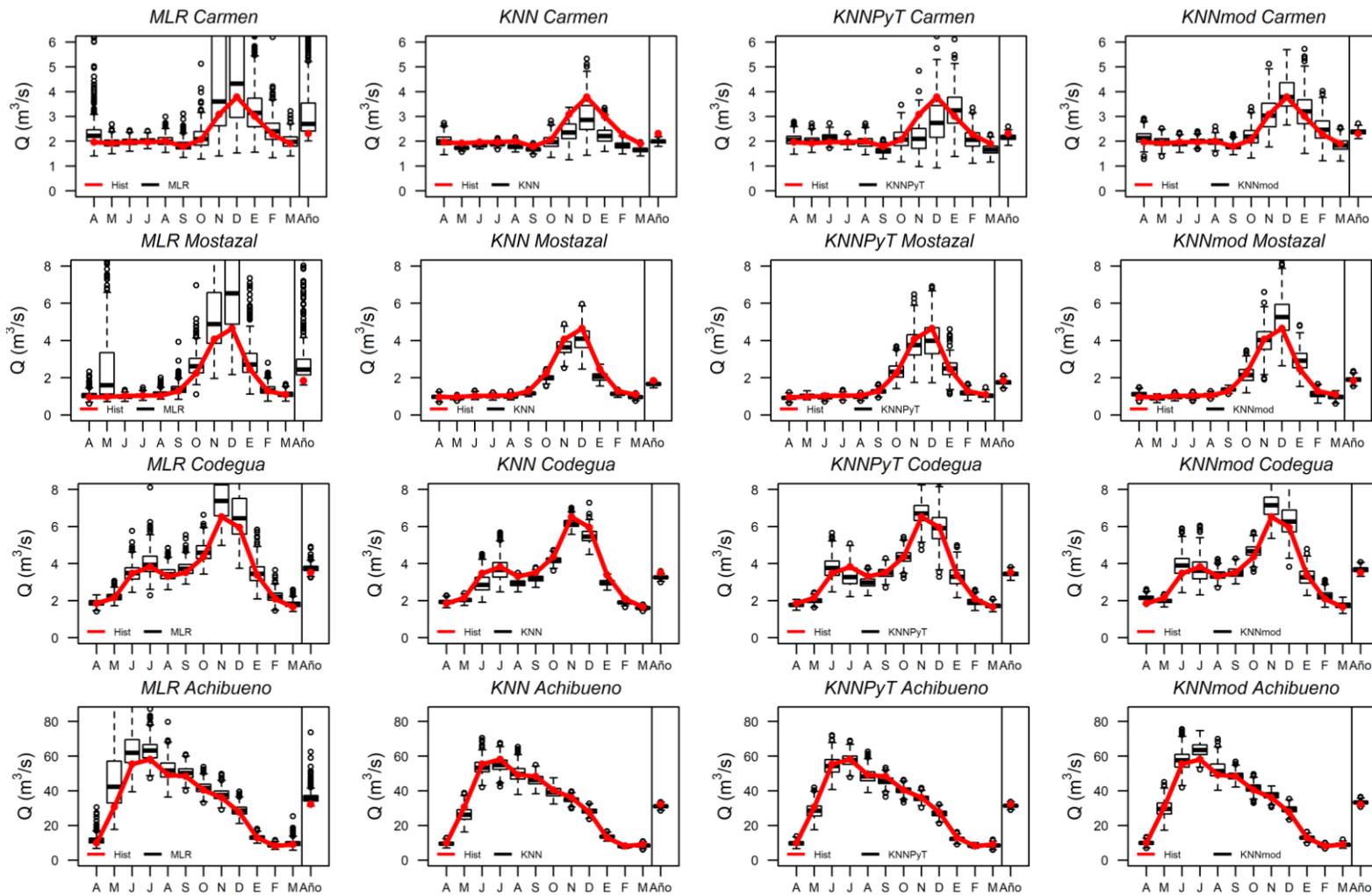


Figura 4- 1 Medias mensuales obtenidas para cada método. Ejemplo embalses.

### **b) Selección del método de simulación a utilizar:**

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 (Carmen, Chalinga, Mostazal). 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.

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 obtuvo que los métodos basados en el algoritmo de KNN serían útiles para la generación de series sintéticas de caudal. La evaluación de los métodos permitió 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 basaron en el uso de esta metodología.

### **c) Generación de series sintéticas de caudal con datos futuros**

Se generaron las series sintéticas de caudal para el período futuro (2028-2059) y se compararon con el período histórico, en cada una de las cuencas y para los cuatro GCM seleccionados (M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR). La Figura 4-2 muestra 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.

De los gráficos se puede observar 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), es en las cuencas nivales donde los descensos de caudal, son más significativos en términos de magnitud.

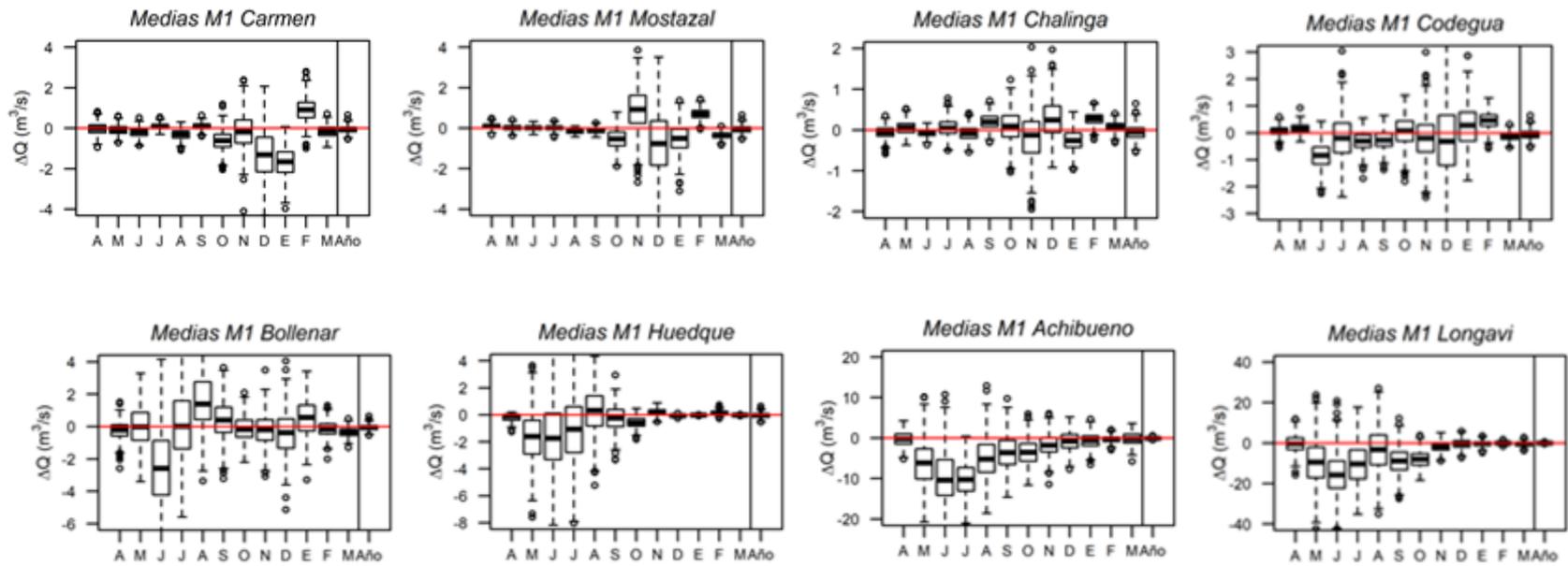


Figura 4- 2 Cambios proyectados en los caudales medios mensuales con respecto al período histórico (condicionados por los GCM)  
 Para el GCM : CSIRO-MK3-6-0

**d) Evaluación del índice de seguridad de riego:**

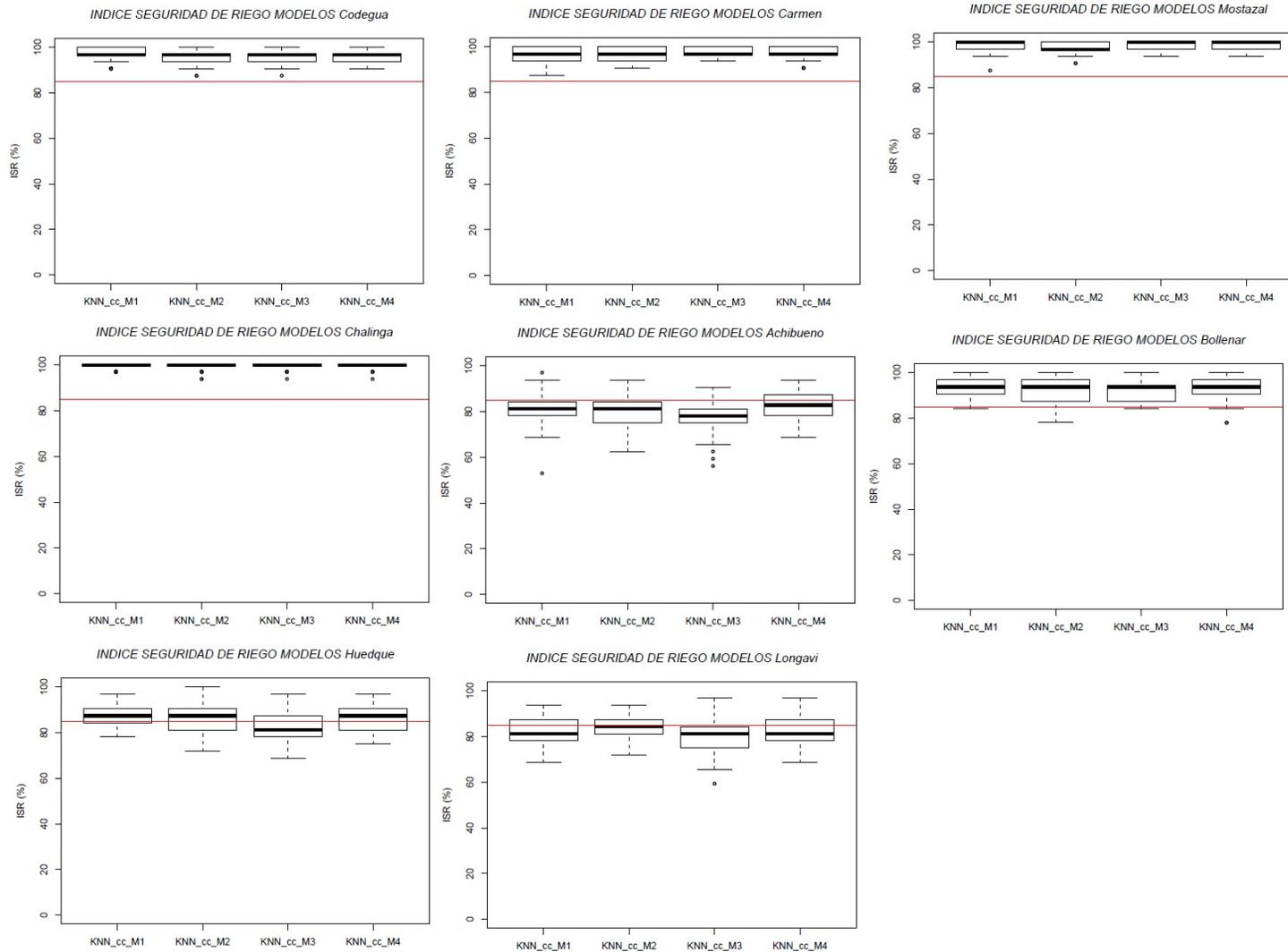
Se construyeron modelos operacionales para evaluar el Índice de Seguridad de Riego (ISR) en cada cuenca.

Lo primero que es posible observar, es que el método KNN en el período histórico entregó superficies beneficiadas similares a las obtenidas en el análisis tradicional con una serie observada:

NOMBRE EMBALSE	REGIÓN	VOLUMEN	SUPERFICIE BENEFICIADA (ha)	
		Hm3	CNR_hist	KNN_hist
El Carmen	Región de Atacama	14	1,950	2,175
Mostazal	Región de Coquimbo	5	1,640	1,356
Chalinga	Región Coquimbo	7	1,220	1,328
Codegua	Región de O'Higgins	14	3,740	3,885
Bollenar	Región de O'Higgins	28	10,020	10,223
Huedque	Región del Maule	35	3,300	3,372
Achibueno	Región del Maule	187	19,830	17,600
Longaví	Región del Maule	277	34,345	32,825

**Tabla 4-1: Comparación superficies beneficiadas según los estudios CNR, KNN período histórico**

En la Figura 4-3 se muestra la variación del ISR para escenarios futuros, evaluados con el método KNN, considerando dos meses anteriores de P y T como predictores:



**Figura 4- 3 Variaciones del ISR en escenarios futuros con CC.**  
**M1: CSIRO-MK3-6-0; M2: CCSM4; M3: MIROC-ESM; M4: IPSL-CM5A-LR**

## 5. CONCLUSIONES

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 nivo-pluviales 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.

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.

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.

En cuanto al ISR, la metodología actual 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. Este trabajo mostró como resultados que el ISR en condiciones futuras, disminuye con respecto al valor histórico en la mayor parte de las cuencas analizadas y también disminuye la superficie beneficiada por el embalse.

Finalmente, este trabajo se plantea como un primer aporte al estudio de nuevas metodologías para el diseño de obras de infraestructura de riego que enfrenten condiciones futuras no estacionarias, y en particular se observa que la utilización del método KNN es una herramienta útil para generación de series sintéticas de caudal.

## **AGRADECIMIENTOS**

Se agradece la colaboración de Pablo Mendoza Z., docente de la FCFM U. de Chile, como profesor guía de la tesis de Magister que dio origen a este trabajo, así como la colaboración del equipo técnico del estudio Actualización del Balance Hídrico Nacional por el aporte en los datos, en especial a Nicolás Vásquez P.

## **REFERENCIAS**

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 Río 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.

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>
- 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., & Reville, 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>
- 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>

Stagge, 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>