

SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERIA HIDRÁULICA
XXV CONGRESO CHILENO DE INGENIERIA HIDRÁULICA

**¿CUÁNDO SE REQUIERE ADAPTAR LA REGLA DE OPERACIÓN DE UN SISTEMA
DE EMBALSES DEBIDO AL CAMBIO CLIMÁTICO?**

CRISTIÁN CHADWICK I.¹
JORGE GIRONÁS L.²
PILAR BARRÍA S.³
SEBASTIÁN VICUÑA D.⁴
FRANCISCO MEZA D.⁵

RESUMEN

El cambio climático desafía la forma en que diseñamos y operamos la infraestructura hídrica, incluidos los embalses. Los embalses y sus reglas de operación probablemente operarán bajo condiciones cambiantes y diferentes a las utilizadas en su diseño. Por tanto, existe una necesidad por identificar la obsolescencia de las reglas de operación actuales ante el cambio climático, sin comprometer el tratamiento adecuado de la incertidumbre. Reconociendo que la toma de decisiones se beneficia del conocimiento científico, principalmente cuando se presenta de forma simple y fácil de entender, dicha identificación, y su correspondiente incertidumbre, debe describirse y comunicarse claramente. Este artículo presenta una metodología para identificar el momento en el que la regla de operación actual de un embalse falla con el cambio climático mediante la identificación y el tratamiento de la incertidumbre aleatoria, epistémica y profunda. Para este propósito, se utiliza un marco confiabilidad - resiliencia - vulnerabilidad (RRV) con un conjunto de Modelos de Circulación General (GCM) y escenarios de concentración representativas (RCP) para comparar el desempeño histórico y futuro de la regla de operación actual del sistema de embalses en la cuenca del río Limarí. Los resultados muestran impactos significativos en la confiabilidad basada en el tiempo para la década del 30, en la resiliencia entre los 30s y 40s, en la confiabilidad basada en el volumen en los 80s, y en la falla máxima en los 70s. En general, el enfoque propuesto permite identificar el momento de las fallas sistemáticas en el desempeño de la infraestructura hídrica dado un cierto umbral de desempeño, lo que contribuye a la planificación, priorización y momento de implementación de las alternativas de adaptación.

¹ Profesor, Facultad de Ingeniería y Ciencias, Universidad Adolfo Ibáñez – cristian.chadwick@uai.cl

² Profesor Asociado, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Ambiental, Pontificia Universidad Católica de Chile; CEDEUS, CIGIDEN y CCG-UC – jgironas@ing.puc.cl

³ Profesora Asistente, Departamento de Ciencias de la Ingeniería, Universidad de Los Lagos – pilar.barria@ulagos.cl

⁴ Profesor Asociado Adjunto, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Ambiental, Pontificia Universidad Católica de Chile; CIGIDEN, CCG-UC – svcuna@ing.puc.cl

⁵ Profesor Titular, Facultad de Agronomía e Ingeniería Forestal, Pontificia Universidad Católica de Chile; CCG-UC – fmeza@uc.cl

1. INTRODUCCIÓN

Los embalses son fundamentales para el abastecimiento de agua, particularmente en zonas con una marcada estacionalidad del ciclo hidrológico, por lo que su correcta gestión es esencial. Aunque en muchos casos se espera que el rendimiento de los embalses empeore con el cambio climático (Paton et al., 2013), la construcción de nueva infraestructura no siempre es factible, debido a limitaciones económicas y ambientales que posiblemente aumentarán con el tiempo (Ahmad et al., 2014). Por lo tanto, el desarrollo de estrategias para maximizar la operación de la infraestructura existente y adaptarse al cambio climático es crítico (Mateus et al., 2016).

La confiabilidad de los embalses depende de las reglas de operación que especifican los volúmenes de almacenamiento o las entregas de agua en función del tiempo y la demanda. Por otra parte, para evaluar la operación se ha usado una variedad de indicadores, destacando la confiabilidad, la resiliencia y la vulnerabilidad (RRV del acrónimo en inglés) (Hashimoto et al., 1982; Mateus et al., 2016; Moy et al., 1986). Típicamente las reglas de operación suponen que las características estadísticas de los afluentes futuros equivalen a las del período histórico (Culley et al., 2016), lo que puede dejar de ser válido dados los impactos del cambio climático en la hidrología (Culley et al., 2016; Milly et al., 2008) y la estacionalidad del ciclo hidrológico (Vicuña et al., 2011, 2012). Adicionalmente, las estimaciones de los caudales futuros usando Modelos de Circulación General (GCM) son inciertas (Watts et al., 2011).

Debido a los impactos del cambio climático, los operadores de embalses deberán adaptarse para enfrentar la incertidumbre de las proyecciones hidrológicas (Mateus et al., 2016; Wilby y Dessai, 2010). Algunos estudios han analizado diferentes fuentes de incertidumbre en el desempeño de la operación del embalse a largo plazo considerando múltiples ensambles de GCMs (Wilby y Dessai 2010). Utilizando un enfoque estocástico, Peel et al. (2015) concluyeron que las incertidumbres intra-GCM (i.e., variabilidad del GCM dada diferentes condiciones iniciales) son significativas para un amplio conjunto de embalses en todo el mundo. Por otra parte, otros estudios utilizan RRV para evaluar la incertidumbre y la variabilidad en el desempeño del embalse bajo cambio climático (Mateus et al., 2016; Ahmadianfar et al., 2020; Zou et al., 2020). En particular, algunos estudios han propuesto diferentes metodologías de cobertura (Ahmadianfar et al., 2020) y de optimización (Zou et al., 2020) para adaptar la operación de embalses al cambio climático. Sin embargo, ningún estudio busca identificar el momento en que el desempeño de las reglas de operación vigentes empeorará significativamente con el cambio climático. Esto es crucial para la toma de decisiones en lugares con graves limitaciones legales o sociales para cambiar la operación actual.

El momento en el que la señal del cambio climático surge de la variabilidad climática natural se denomina tiempo de emergencia (ToE) (Hawkins y Sutton 2012). El concepto de ToE se ha estudiado principalmente para la precipitación (Giorgi y Bi 2009) y la temperatura (Sippel et al., 2020), así como para otras variables y fenómenos físicos (Abatzoglou et al., 2019). Sólo unos pocos estudios han identificado el ToE para los caudales y regímenes hidrológicos (Zhou et al., 2018), siendo muy pocos los estudios que estiman el ToE en la cuenca, escala relevante en la toma de decisiones (Chadwick et al., 2019). Recientemente, los administradores de sistemas hídricos han buscado definir cuándo se vuelven obsoletas las reglas de operación de embalse, como se ha visto por ejemplo en el río Colorado (Colorado River System Projected Future Conditions, 2020). Por lo tanto, al considerar el cambio climático, una pregunta fundamental entre autoridades y

gestores del agua es: ¿cuándo dejan de funcionar como solían las reglas de operación vigentes y, por lo tanto, deben actualizarse? Identificar este momento podría ayudar a los tomadores de decisión a definir nuevas reglas de operación, o decidir cuándo construir nueva infraestructura.

El objetivo es identificar la obsolescencia de la regla de operación vigente de un sistema de embalses bajo escenarios de cambio climático, y proponer una representación útil para los tomadores de decisiones, sin incurrir en excesivas simplificaciones, como dejar de cuantificar la incertidumbre. El enfoque considera tres fuentes de incertidumbre: (a) aleatoria, i.e. la variabilidad natural o incertidumbres intra-GCM, (b) epistémica, i.e. la variabilidad debido a los ensambles de múltiples GCM, y (c) profunda, i.e. la variabilidad debido a los escenarios de gases efecto invernadero, los RCP. Para incluir estas incertidumbres, adaptamos una metodología integral ya desarrollada y utilizada para evaluar la información climática (Chadwick et al., 2018) e identificar el ToE local de precipitación y temperatura (Chadwick et al., 2019). La metodología para identificar el ToE de la regla de operación vigente se aplica al sistema de embalses de la cuenca del río Limarí usando proyecciones de un conjunto de GCM ejecutados bajo escenarios RCP.

2. LA CUENCA DEL RÍO LIMARÍ Y EL SISTEMA DEL EMBALSE PALOMA

La cuenca del río Limarí es una cuenca semiárida de régimen nival con una superficie de 11.800 km². La precipitación promedio anual varía entre 100 y 300 mm, y se manifiesta principalmente durante el otoño y el invierno, con acumulación de nieve en la parte superior. Los caudales más significativos son de deshielo y se produce principalmente de septiembre a enero. Se espera a futuro más recurrencia de las sequías en la cuenca, así como cambios significativos en la precipitación anual entre 2030 y 2050, según estudios de ToE en la cuenca (Chadwick et al., 2019).

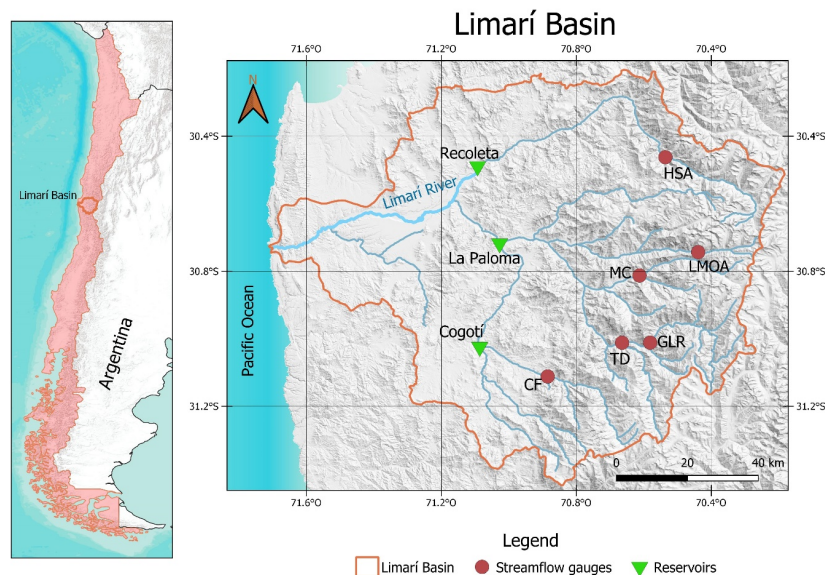


Figura 1. Mapa con la ubicación de la cuenca del Limarí

El sistema Paloma suministra agua para el riego de ~70.000 ha, y agua potable a la ciudad de Ovalle (110.000 habitantes). Está compuesto por los embalses Paloma, Cogotí y Recoleta (Fig. 1), con capacidades de 750, 150 y 100 Mm³, y se espera que operen con una confiabilidad basada en

el tiempo de un 85%. Recoleta y Paloma operan en paralelo, mientras que Cogotí, en la cuenca alta, está en serie con Paloma. La capacidad total supera ampliamente la entrada media anual del sistema (i.e., 400 Mm³), lo que permite enfrentar la alta variabilidad interanual de caudales (Vicuña et al., 2012). Dado que el cambio climático adelantará los flujos de deshielo futuro (Vicuña et al., 2011, 2012), se espera una mayor actividad de los embalses en la regulación de flujos futuros.

La regla de actual del sistema desarrollada por Ferrer et al. (1978) considera volúmenes de 138 y 220 Mm³ para el promedio móvil de 3 y 4 años de los caudales de entrada anuales al sistema con 85% de probabilidad de excedencia, respectivamente. Estos caudales son importantes porque brindan información sobre la cantidad máxima de agua que se puede asignar, mientras se mantiene una confiabilidad en base al tiempo del 85%. Ferrer et al. (1978) definieron como crítico un período de 3 años secos para la operación a largo plazo del sistema Limarí, lo que llevó a una única decisión de asignación anual. Formalmente, el funcionamiento del sistema se expresa de la siguiente manera. El volumen almacenado S_j^{t+1} (m³) en el embalse j al comienzo del año $t + 1$ es:

$$S_j^{t+1} = S_j^t - O_j^t + I_j^t - E_j^t - Sp_j^t \quad (1)$$

donde O , I , Sp y E son el flujo de salida, entrada, agua derramada, y evaporación neta (m³). Los caudales de entrada (I) se obtienen del modelo hidrológico WEAP (Sección 3). E se estima según:

$$E_j^t = A_j^t(e_j^t - P_j^t) \quad (2)$$

donde e es la tasa de evaporación (m) estimada a partir de datos meteorológicos, P es la precipitación (m) y A es el área superficial (m²) para el embalse j durante el año t , asociado con la elevación del embalse, que a su vez también está relacionada al volumen de almacenamiento de agua. Dado que el agua almacenada S_j^t no puede exceder la capacidad máxima de almacenamiento MS_j , el agua derramada (Sp_j^t) de la Ec. (1) no puede ser almacenada (Ec. 4). Además, el agua almacenada S_j^t que realmente se puede utilizar está restringida por el almacenamiento muerto DS (m³), bajo la cota de la salida o descarga del embalse:

$$DS_j \leq S_j^t \leq MS_j \quad (3)$$

$$Sp_j^t = \text{Max}(S_j^t - O_j^t + I_j^t - E_j^t - MS_j, 0) \quad (4)$$

Las ecuaciones anteriores suponen que la relación entre A y el agua almacenada en los embalses y los valores de DS_j , MS_j no cambian con el tiempo. El agua asignada en el año $t + 1$ (O_j^{t+1}) es función del agua almacenada en el sistema compuesto por $M = 3$ embalses en el año t ($S_T^t = \sum_{j=1}^M S_j^t$), donde S_j^t se obtiene de la Ec. (1). Si S_T^t sobrepasa un umbral o límite de restricción ($RB = 500 \text{ Mm}^3$), se asigna una cantidad α_j constante de lo almacenado en j , de lo contrario, el agua asignada es una fracción $r = 0,5$ del almacenamiento (Ferrer et al., 1978).

$$O_j^t = \begin{cases} \alpha_j & \text{si } S_T^t \geq RB \\ rS_j^t & \text{si } DS_j \leq S_T^t < RB \\ 0 & \text{si } 0 \leq S_T^t < DS_j \end{cases} \quad (5)$$

con $\alpha = 240, 40$ y 40 Mm^3 para el embalse Paloma, Recoleta, y Cogotí. Como el objetivo es estudiar cuándo el cambio climático afecta significativamente el desempeño, se evalúa la regla vigente de operación, y no una posible operación teórica u optimizada según condiciones futuras.

3. METODOLOGÍA

Varios métodos y herramientas se utilizan en este estudio para analizar la relación entre el clima, la hidrología, el sistema de embalses, y su desempeño. Por una parte, se actualizó un modelo hidrológico WEAP ya implementado en la cuenca por Vicuña et al. (2011, 2012), y se utilizó para generar escenarios de caudal para la operación a partir de proyecciones de precipitación y temperatura locales sintéticas de entrada. La recalibración utilizó los años más recientes (1985-2011), dejando el período 1969 - 1984 para la validación; esto permite obtener simulaciones más confiables de la hidrología futura (Merz et al., 2011). Las series de precipitación y temperatura para ejecutar el modelo WEAP en el período 1971-2100 fueron obtenidas con un generador de clima local alimentado por 149 proyecciones climáticas producidas a partir de 49 series de GCMs y los RCP 2.6, 4.5, 6.0, y 8.5 (Moss et al., 2010; Taylor et al., 2012) para caracterizar la incertidumbre. Finalmente, el desempeño del sistema de embalses bajo el conjunto de escenarios de caudales se caracterizó a través de RRV.

Modelado hidrológico

En general, los hidrogramas simulados y observados durante la calibración son similares, con valores satisfactorios del coeficiente de Nash - Sutcliffe (NSE) (Nash y Sutcliffe 1970) (Tabla 1), y similares caudales promedio anual. El modelo tiende a subestimar el caudal anual en la validación, mientras que el coeficiente de variación (CV) está subestimado para todo el período histórico mayormente debido a la subestimación de caudales extremos durante los meses muy húmedos. Como los caudales extremos tienden a producir derrames de agua en los embalses, su subestimación no necesariamente afecta el desempeño de la simulación de la regla de operación. En comparación con el período de calibración, el valor del NSE mejora durante la validación en San Agustín y Ojos de Agua, se mantiene para Cuestecita y disminuye en Desembocadura, Las Ramadas y Fragüita. Los caudales simulados en San Agustín son los menos satisfactorios. Dicha estación recibe contribuciones de la zona más alta de la cuenca (>5.000 m), donde las mediciones meteorológicas confiables son escasas o inexistentes. No obstante, incluso en esta estación se logra calibrar los caudales bajos (más relevantes para simulaciones de largo plazo). Más aún, en general hay una buena calibración para los principales afluentes que contribuyen al sistema (Las Ramadas, Fragüita, y Cuestecita), los que explican la mayor parte de las entradas a los embalses Cogotí y Paloma (i.e. 90% del volumen de almacenamiento del sistema).

Tabla 1: Comparación de los caudales observados (obs) y simulados (sim).

Estación	Calibración (1985-2011)					Validación (1969-1984)				
	NSE	Promedio [m ³ /s]		C.V.		NSE	Promedio [m ³ /s]		C.V. ¹	
		Obs	Sim	Obs	Sim		Obs	Sim	Obs	Sim
San Agustín	0,45	2,79	2,77	0,82	0,53	0,63	2,74	2,57	0,71	0,40
Ojos de Agua	0,54	0,83	0,85	0,70	0,40	0,58	0,84	0,72	0,73	0,39
Cuestecita	0,63	1,60	1,66	0,92	0,70	0,63	1,79	1,32	1,02	0,77
Las Ramadas	0,72	3,93	3,97	0,92	0,77	0,67	4,72	3,29	0,80	0,71
Desembocadura	0,61	1,32	1,35	1,16	0,99	0,51	1,61	1,06	1,04	0,77
Fragüita	0,84	2,38	2,43	1,27	1,00	0,71	3,04	3,08	0,75	0,68

¹C.V. Coeficiente de Variación= desviación estándar anual/promedio anual, NSE = Índice mensual de Nash-Sutcliffe (Nash y Sutcliffe, 1970).

Desarrollo de escenarios de cambio climático

Las series de precipitación y temperatura proyectadas por los GCMs se interpolaron a las ubicaciones de las estaciones meteorológicas mediante el método del inverso de la distancia al cuadrado. Estas proyecciones se escalaron mediante el método de corrección de sesgo del tipo generador de clima propuesto por Chadwick et al. (2018), obteniéndose 200 series sintéticas para cada escenario de RCP durante el periodo 1970-2100. El método considera (1) la extracción de tendencias de largo plazo de los cambios de la media y la desviación estándar de un grupo de GCM para cada RCP, y (2) la generación de precipitaciones y temperaturas anuales basadas en estas tendencias, y el clima histórico observado (1971-2005). Los cambios en la media de precipitación de la proyección del GCM G se obtienen mediante la relación entre las medias móviles de la precipitación del GCM ($MAP_{t,G}$) y el promedio del período de control de GCM ($AP_{t_0,G}$), donde t y t_0 son el último año de la ventana móvil y del periodo de control, respectivamente. Esta relación se denomina media móvil normalizado ($NMAP_{t,G}$). Las tendencias se construyen utilizando todos los $NMAP_{t,G}$ de cada RCP. Para cada año t se ajusta una función de distribución acumulada empírica (CDF) de todos los $NMAP_{t,G}$. Finalmente, el percentil de la tendencia $NMAP_{t,p_1}$ con una probabilidad de no excedencia p_1 , se obtiene a partir de las CDF de cada año. Se debe notar que $NMAP_{t,p_1}$ combina estadísticamente los cambios de un grupo de GCM, y se pueden usar varios percentiles de tendencia para mapear la dispersión de los GCM del grupo.

Se implementa un proceso análogo para la desviación estándar de la precipitación. La tendencia con percentiles asociados de la desviación estándar ($NMSDP_{t,p_2}$) con probabilidad acumulada p_2 se genera aleatoriamente considerando la correlación con p_1 elegido. Para la temperatura, se aplica un proceso similar para extraer las tendencias, pero se usa la diferencia móvil normalizada entre el promedio móvil de temperatura y el promedio del período de histórico del GCM. Las probabilidades de no excedencia p_3 y p_4 para el cambio de la media y la desviación estándar también se generan aleatoriamente considerando su correlación con el percentil p_1 .

Para la generación de datos de series climáticas anuales, en cada estación de interés se ajustan funciones de distribución de probabilidad (PDF) $f_Y(y, \theta)$ a los registros anuales observados de la variable Y (temperatura o precipitación) mediante la estimación del conjunto de parámetros θ utilizando la media μ y la desviación estándar σ . Estos PDF se combinan con los percentiles de tendencia de los GCM, caso en el que el conjunto de parámetros θ cambia en el tiempo de acuerdo con los GCM. Por lo tanto, se tienen las tendencias de un conjunto de GCMs que incorpora la variabilidad natural. Bajo este enfoque, el valor de la variable climática en cualquier momento para un determinado p y RCP es el valor obtenido de la PDF, pero con media μ^* y desviación estándar σ^* que cambian a lo largo del tiempo según las tendencias:

$$Y_{t,i,p_1} = F_Y^{-1}(u, \theta) = F_Y^{-1}(u, \mu^*(t, p_1), \sigma^*(t, p_2)) \quad (6)$$

donde u es un número aleatorio uniforme $[0,1]$, e Y_{t,i,p_1} es el valor número i de precipitación anual generado aleatoriamente utilizando el percentil p_1 para un clima no estacionario. El valor de μ^* y σ^* para las precipitaciones en la Ec. (6) de un año t se calcula a partir de la media (μ) y la desviación estándar (σ) histórica y las tasas de cambio multiplicativas:

$$\mu^*(t, p_1) = \mu \cdot NMAP_{t, p_1} \quad (7)$$

$$\sigma^*(t, p_2) = \sigma \cdot NMSDP_{t, p_2} \quad (8)$$

Para la temperatura, se usa una ecuación similar, pero μ^* y σ^* se obtienen usando las tasas de cambios aditivos y las probabilidades p_3 y p_4 :

$$\mu^*(t, p_3) = \mu + DMAT_{t, p_3} \quad (9)$$

$$\sigma^*(t, p_4) = \sigma + DMSDT_{t, p_4} \quad (10)$$

Finalmente, para desagregar mensualmente los datos anuales generados con el generador climático utilizamos el método *k-Nearest Neighbor* (k-NN), similar al usado por Greene et al. (2012). Siguiendo el enfoque heurístico adoptado por Lall y Sharma (1996), se utilizó un valor de $k = \sqrt{L} \approx 6$ en la implementación del método k-NN, con L la longitud del registro histórico (35 años, limitado en 1971 por disponibilidad de datos y en 2005 por ser el último año del período histórico de los GCM del CMIP5). Para la desagregación, se tiene el clima anual generado sintéticamente para varias estaciones climáticas (de precipitación y temperatura), y el clima mensual histórico observado en las mismas estaciones. En la desagregación de un año del clima sintético, se ordena ascendentemente los años históricos del clima, según la distancia euclidiana entre los datos anuales del clima histórico y el sintético. Para ello, se utilizaron factores de ponderación iguales para cada estación, dado que previamente se estandarizan los datos climáticos sintéticos y observados restando la media histórica y dividiendo por la desviación estándar histórica. Luego, se elige un año histórico el que se usa para desagregar el clima sintético. El proceso se repite para cada año sintético hasta desagregar la serie completa. Como el valor anual del año histórico y el año sintético a desagregar no coinciden exactamente, se usa un factor de ajuste multiplicativo y aditivo para la precipitación y temperatura, respectivamente.

El uso de percentiles de tendencia permite mapear la dispersión de un grupo de GCMs por RCP, incorporando información climática local. Se adoptan diez percentiles igualmente espaciados para los cambios en la media de precipitación (Chadwick et al. 2018), y se eligen los percentiles de la desviación estándar de precipitación, la media y la desviación estándar de temperatura, considerando la correlación con ellos. Para cada percentil se generan 20 series sintéticas, sumando el total de 200 series por RCP, siendo suficiente según lo demuestra Chadwick et al. (2021).

Índices de desempeño (RRV)

Primeramente, se define como estado satisfactorio aquel cuando se satisface la demanda anual total (D), e insatisfactorio (o falla) como aquel cuando no se satisface. Luego, el sistema Paloma falla cuando la asignación de agua anual esperada a largo plazo está por debajo de $D = \sum_{j=1}^M \alpha_j = 320 \text{ Mm}^3$ (Ec. 5). Se utilizan los RRV propuestos por Hashimoto et al. (1982) ampliamente usados en la literatura (e.g., Ahmadianfar et al., 2020; Srinivasan y Philipose, 1998).

La confiabilidad basada en el tiempo (Rel_T) mide la frecuencia de falla el sistema. Rel_T se calcula como el porcentaje de tiempo (rango 0 - 1) que el sistema satisface D , de los n años de evaluación:

$$Rel_T = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n Z_t}{n} \quad (11)$$

donde Z_t cuenta el número de años de falla:

$$Z_t = \begin{cases} 0 & \text{if } \sum_{j=1}^M O_j^t = D = 320 \text{ Mm}^3 \\ 1 & \text{if } \sum_{j=1}^M O_j^t < D = 320 \text{ Mm}^3 \end{cases} \quad (12)$$

La resiliencia (*Res*) mide cuan rápido se recupera el sistema una vez que falla. Está dado por:

$$Res = \frac{\sum_{t=1}^n W_t}{\sum_{t=1}^n Z_t} \quad (13)$$

donde $W_t = 1$ cada paso de tiempo en el que se pasa de falla a éxito, y $W_t = 0$ si se mantiene en falla. Luego $Res = 0$ si no hay recuperación o siempre se está en falla, y $Res = 1$ en caso contrario. Por otro lado, la confiabilidad basada en volumen (Rel_V) (Ahmadianfar et al., 2020) es:

$$Rel_V = \frac{\left(\frac{\sum_{t=1}^n \sum_{j=1}^M O_j^t}{n} \right)}{D} \quad (14)$$

luego, Rel_V varía entre 0 y 1 y mide el porcentaje medio de agua asignado en comparación con D .

Por último, siguiendo el enfoque de Srinivasan y Philipose (1998), se utilizan dos índices de vulnerabilidad estandarizados por D , para que oscilen entre 0 y 1: déficit máximo de agua ($MaxV$) y déficit hídrico promedio ($AvgV$):

$$MaxV = \frac{\max(v^t)}{D}, \text{ con } v^t = D - \sum_{j=1}^M O_j^t \geq 0 \quad (15)$$

$$AvgV = \frac{\left(\frac{\sum_{t=1}^n v^t}{n} \right)}{D} \quad (16)$$

4. RESULTADOS

Impactos hidrológicos del cambio climático

La Fig. 2 muestra los percentiles 25, 50, y 75 de las series de tiempo anuales de las medias proyectadas sobre ventanas móviles de 40 años de precipitación y caudales de entrada a los embalses del sistema Paloma. La precipitación comienza con 117 mm (percentil 50) el año 2010 (Fig. 2a y 2c) y disminuye en el tiempo a 107 mm, 99 mm, 97 mm, y 88 mm, por final de siglo bajo los RCP 2.6, 4.5, 6.0, y 8.5 (RCPs 2.6 y 6.0 no mostrados), respectivamente; estos cambios implican reducciones de -8,5%, -15,4%, -17,1%, y -24,7%. Las caídas son mayores para percentiles más altos, independiente del RCP; por ejemplo, bajo RCP 2.6 las reducciones son de 9, 10, y 19 mm para los percentiles 25, 50, y 75, respectivamente. Por lo tanto, se proyecta que el clima se volverá más seco, con mayores reducciones de precipitación durante los años lluviosos. Por otra parte, la Fig. 2 muestra una mayor reducción en caudales de entrada comparado con las precipitaciones, algo particularmente claro en la cuenca alta. El percentil 50 de esto caudales (Fig. 2b y 2d) cambia desde 245 Mm³ en 2010, a 218, 179, 179, y 147 Mm³ en el 2100 bajo los RCP

2.6, 4.5, 6.0 y 8.5; implicando reducciones de -11,4%, -27,2%, -25,1%, y -40,7%. El descenso absoluto es mayor para percentiles más altos (e.g, bajo el RCP 2.6 se proyectan reducciones en caudales de 9, 28 y 82 Mm³ para los percentiles 25, 50, y 75 entre 2010 y 2100. Lo anterior ratifica las expectativas de una menor cantidad de años muy húmedos en el futuro, lo que significa un impacto importante dado que los embalses se llenan precisamente durante los años muy húmedos.

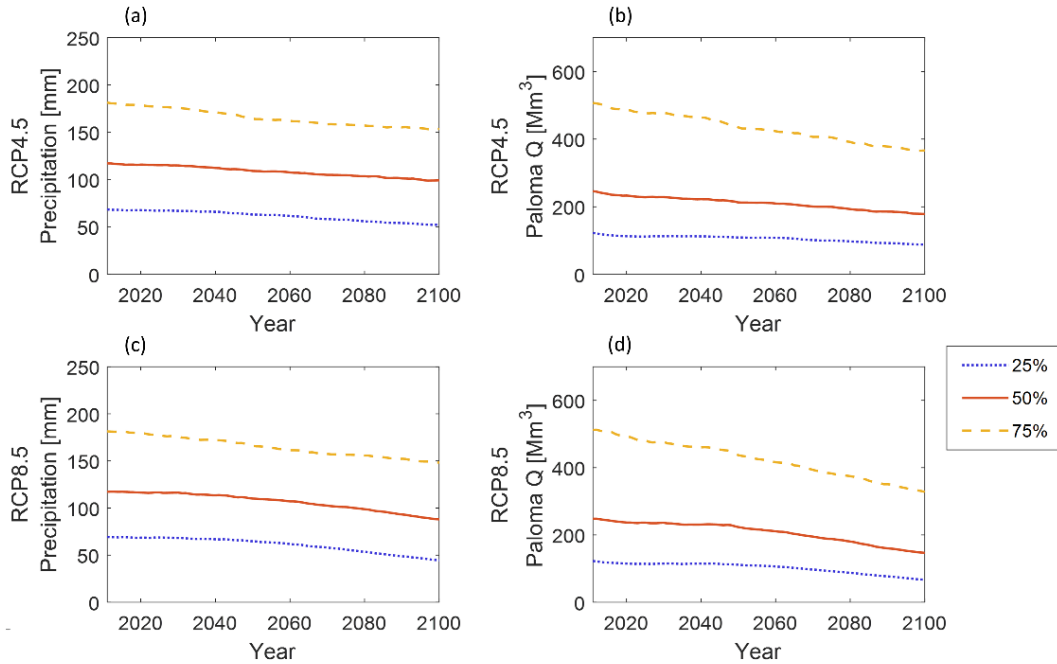


Figura 2. Proyecciones de precipitación en la estación Paloma Embalse (320 msnm, 30 °41'48"S, 71°02'18"W) bajo RCP 4.5 (a), y 8.5 (c) y de caudales de entrada al Embalse Paloma bajo RCP 4.5 (b), y 8.5 (d). Los percentiles 25, 50 y 75 de los valores anuales se promedian sobre una ventana móvil de 40 años, siendo el eje horizontal el último año de la ventana.

Impactos de largo plazo sobre la operación del embalse

Los cambios en el desempeño evaluado en un año cualquiera durante el periodo 1971-2100 se analizan con una ventana móvil de 40 años. La Fig. 3 muestran los valores de los RRV bajo el RCP 8.5, mientras que para el resto de los RCP se presentan en Chadwick et al. (2021). El objetivo es mostrar de una manera simple y clara, considerando la incertidumbre, cómo y cuándo empeoraría considerablemente la operación futura de embalses. El uso de umbrales para identificar el momento en que ocurren impactos severos se ilustra con dos valores referenciales intuitivos y fáciles de usar en la toma de decisiones, aunque podrían utilizarse otros valores definidos por el regulador u operador según los criterios correspondientes. El primer umbral corresponde al desempeño histórico del RRV de referencia calculado a partir de los 40 años de operación entre 1971 y 2010 (líneas discontinuas gruesas). El segundo umbral indica un empeoramiento del 10% del rendimiento histórico (línea de puntos gruesa). Siguiendo las recomendaciones de McMillan et al. (2017) la incertidumbre asociada a los GCMs se presenta usando los percentiles 25, 50, y 75 de los RRV.

Rel_T empeora en el tiempo, obteniéndose valores inferiores a la referencia histórica de 0,81, valor relativamente cerca al 0,85 considerado en la regulación chilena (DGA, 2008). Rel_T varía bastante

entre diferentes RCPs, con valores para el percentil 50 a fines de siglo de 0,53, 0,45, 0,45, y 0,38 bajo los RCP 2.6, 4.5, 6.0 y 8.5 (Fig. 3a muestra el RCP 8.5). Bajo RCP 2.6 el rango inter-cuartil entre el percentil 25 y 75 va de 0,14 en 2011 a 0,29 para el 2100. El rango va de 0,13 en 2011 a 0,31 en 2100 bajo RCP 4.5, de 0,15 a 0,35 bajo RCP 6.0, y de 0,15 a 0,38 en bajo RCP 8.5. En general, la incertidumbre de Rel_T debido a los GCM aumenta en el tiempo y el RCP. Por otra parte, Res para el período futuro bajo los cuatro RCP muestra una tendencia negativa con valores bajo la Res histórica de 0,45 (Fig. 3b). Res empeora para todos los RCP, excepto para el RCP 2.6. Los valores de Res para el percentil 50 para el año 2100 son 0,25, 0,22, 0,22, y 0,19, bajo los PCR 2.6, 4.5, 6.0, y 8.5, respectivamente. Por lo tanto, la probabilidad de recuperarse de una falla bajo RCP 4.5 o superior será menos de la mitad de lo que solía ser en el 2011. Curiosamente, el rango inter-cuartil de Res para fines de siglo es menor que en 2011, independientemente del RCP.

El percentil 50 de Rel_V baja de 0,92 inicialmente a valores de 0,84, 0,78, 0,78, y 0,73 para fin de siglo, bajo los RCPs 2.6, 4.5, 6.0, y 8.5 (Fig. 3c sólo con RCP 8.5). Al igual que con Rel_T , la incertidumbre medida según el rango inter-cuartil crece con el tiempo y el RCP. Rel_V presenta rangos inter-cuartiles para el año 2100 de 0,16, 0,22, 0,21 y 0,29 bajo los RCP 2.6, 4.5, 6.0 y 8.5. Es importante destacar que el rango inter-cuartil tanto de precipitaciones como caudales disminuye para el año 2100 (Fig. 3). Sin embargo, los rangos inter-cuartiles de Rel_T y Rel_V aumentan en el tiempo, lo que muestra la importancia de evaluar la incertidumbre y los impactos del cambio climático sobre la operación de embalse con RRV y no las variables hidroclimáticas, dado que los cambios en estas últimas no necesariamente se transforman directamente en la operación.

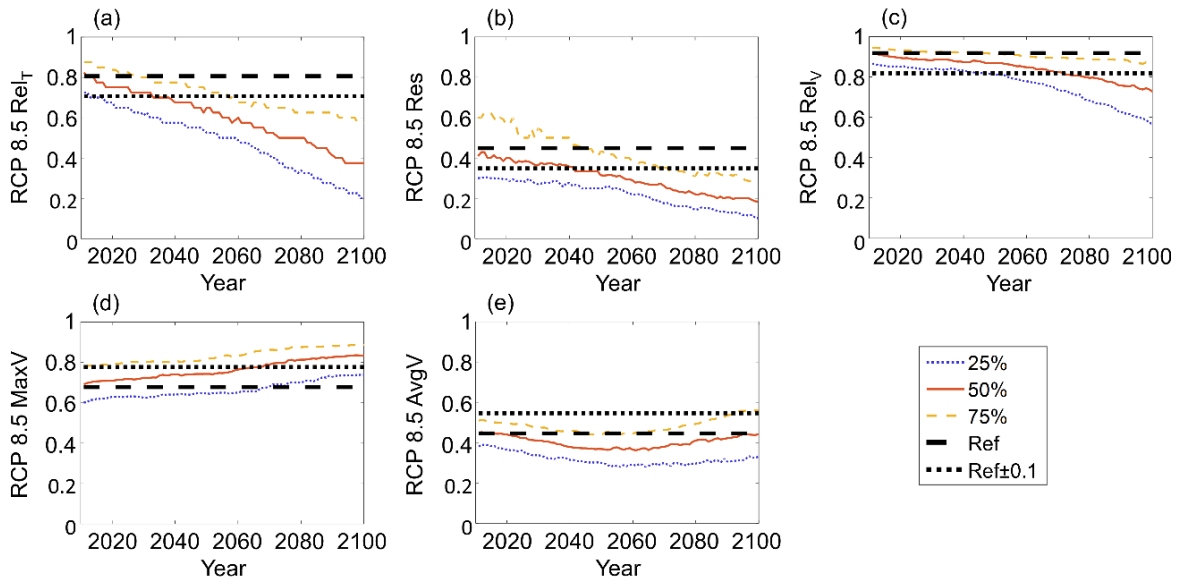


Figura 3. Rel_T (a), Res (b), Rel_V (c) $MaxV$ (d) y $AvgV$ (e) bajo el RCP 8.5 para una ventana móvil de 40 años, siendo la abscisa el último año de la ventana. Las líneas gruesas de trazos y puntos representan el desempeño histórico de referencia y un 10% peor que el de referencia.

Bajo las proyecciones futuras, $MaxV$ sobrepasa el umbral de 0,80 para el percentil 50 bajo los RCP 4.5, 6.0, y 8.5 (Fig. 3d, para RCP 8.5). Mientras que para el RCP 2.6 se presenta un empeoramiento, pero sin pasar el umbral de 0,1 peor que la referencia. Por otro lado, $AvgV$ mejora a mitad de siglo, incluso bajo el RCP 8.5 (Fig. 3e), presentando una reducción de 0,45 a 0,36, 0,37, 0,38, y 0,36 para el año 2060 bajo los RCP 2.6, 4.5, 6.0, y 8.5. Al final del siglo, $AvgV$ continúa

mejorando para RCP 2.6, mientras que para los RCP 4.5 y 6.0 empeora levemente, aunque no más allá del valor de referencia de 0,45 (resultados no mostrados). Bajo el RCP 8.5, el percentil 50 vuelve al valor original (Fig. 3e). Por lo tanto, aunque es probable que el número de fallas aumente con el tiempo (Fig. 3a), se espera que la gravedad de estas se reduzca a mediados de siglo (Fig. 3e). $AvgV$ probablemente mejora porque Rel_T (Fig. 3a) empeora más que Rel_V (Fig. 3c), por lo que las fallas se vuelven más recurrentes, pero menos graves. Sin embargo, $MaxV$ aumenta (Fig. 3d), por lo que incluso si la falla promedio (Fig. 3e) no es tan grave, se espera que la peor sequía sea más severa. Estos resultados dependen de la regla de operación del sistema de embalses.

Cambios en el desempeño: ¿Cuándo la operación actual de embalses se volverá obsoleta?

Para identificar el momento en que la regla de operación de embalses actual ya no mantiene el desempeño de referencia (i.e., ToE), calculamos el primer año en el que el percentil 50 de cada RRV empeora un 10% o más que el valor de referencia, sin volver atrás (Tabla 2). Bajo el RCP 2.6, los ToE para Rel_T y Res ocurren dentro del siglo, mientras que para los otros índices el ToE no ocurre. Además, el ToE para $AvgV$ no ocurre antes de fin de siglo para ninguno de los cuatro RCP. Según los RCP 4.5 y superiores, los ToE detectados para cada índice son claramente diferentes: Rel_T supera el umbral entre los años 2028 y 2034, Res difiere de la referencia entre 2034 y 2042, mientras que Rel_V lo hace entre 2072 y 2083; por último, $MaxV$ sobrepasa el umbral de referencia entre 2068 y 2079. Bajo el escenario RCP 4.5 y superiores, el valor 10% peor que el de referencia se excede durante los 2030s en términos de Rel_T , entre los 2030s y 2040s en términos de Res , los 2080s en términos de Rel_V y los 2070s en términos de $MaxV$.

La incertidumbre asociada a la estimación del ToE se puede analizar por medio del momento en que los percentiles 25 y 75 sobrepasan el umbral definido. Por ejemplo, Rel_T bajo el RCP 2.6 pasa el umbral los años 2016 y 2067 para los percentiles 25 y 75. En el RCP 8.5, los años en que se sobrepasan los percentiles 25 y 75 son el 2013 y 2057 (Fig. 3a). Para Rel_V (Fig. 3c) bajo el RCP 8.5, el ToE para el percentil 25 ocurre el año 2047, mientras que para el percentil 75 es después del 2100. El umbral de $MaxV$ no es superado durante este siglo bajo el percentil 25 para ningún RCP (Fig. 3d para RCP 8.5). Las diferencias en los ToE para los percentiles 25 y 75 ilustra lo difícil de identificar un año único en que el desempeño deja de ser lo esperado. Luego, lo más propicio es identificar un rango de años, lo cual es discutido en detalle por Chadwick et al. (2019).

Tabla 2: Primer año en el que, para cada RCP, el desempeño de la operación de embalses según el percentil 50 excede un 10% peor que el valor de referencia sin volver atrás.

	Rel_T	Res	Rel_V	$MaxV$	$AvgV$
RCP 2.6	2041	2051	> 2100	> 2100	> 2100
RCP 4.5	2028	2034	2083	2079	> 2100
RCP 6.0	2034	2039	2082	2078	>2100
RCP 8.5	2033	2042	2072	2068	> 2100

Al comparar los valores en la Tabla 2 contra el percentil 50 del ToE de precipitaciones a escala local en el Limarí (Chadwick et al., 2019), se concluye que el ToE de la operación de embalses, medida por Rel_T o Res , se producen ligeramente antes que el ToE de la precipitación. Por el contrario, el ToE de $MaxV$ y Rel_V ocurre después. Por ejemplo, Rel_T para el percentil 50 empeora

antes del 2040 para los PCR 4.5 y 8.5, mientras que los cambios en la precipitación en la cuenca ocurren alrededor del 2040 (Chadwick et al., 2019). Por otro lado, Rel_V para el RCP 4.5 y superior empeora en los 80s para el percentil 50, mientras que los cambios en precipitaciones ocurren antes (Chadwick et al., 2019). Existiendo claras diferencias entre el ToE de los diferentes RRV. Por ejemplo, Rel_T se ve afectada antes que Rel_V (Fig. 3 y Tabla 2), por lo que las medidas de adaptación deben tomarse en fechas diferentes si se considera uno o el otro índice.

En general, el enfoque y los resultados se conciben para informar de forma clara y útil a tomadores de decisión acerca de la temporalidad de los impactos del cambio climático en el desempeño de una regla de operación de embalses. El uso de un umbral representativo del empeoramiento del desempeño permite identificar el tiempo de obsolescencia de la regla de operación actual en un escenario de cambio climático (i.e., el ToE del desempeño de la operación). Además, el enfoque permite transmitir la incertidumbre a los tomadores de decisiones utilizando bandas o percentiles de incertidumbre, tal como se recomienda en la literatura (McMillan et al., 2017). Respecto a posibles estrategias de adaptación, se remite al lector al estudio de Chadwick et al. (2021), el cual muestra que una reducción de 40-50% es necesaria para que el ToE en los RRV ocurra después del 2100 bajo el RCP8.5. Una reducción de este tipo requiere un fuerte involucramiento de todos los actores, y de un cambio drástico en las expectativas de disponibilidad de recurso hídrico.

5. CONCLUSIONES

Este estudio evalúa un sistema de embalses usando RRV bajo escenarios de cambio climático. Los resultados buscan identificar cuándo las reglas actuales de operación de embalses verán su desempeño afectado significativamente debido al cambio climático. Para ello, se evaluó el desempeño del sistema de embalses Paloma en la cuenca del río Limarí, utilizando una ventana móvil de 40 años para el período 1971-2100. Los GCM se escalan a la cuenca y se introducen en un modelo hidrológico WEAP que genera caudales usados para modelar el desempeño histórico y futuro de la regla de operación actual del sistema. Los resultados se analizan usando percentiles de los RRV, definiéndose para efectos ilustrativos un funcionamiento deficiente cuando los RRV empeoran más de un 10% con respecto a valores históricos. El enfoque adoptado permite además incorporar explícitamente la incertidumbre. Las principales conclusiones son las siguientes:

- A futuro se proyectan reducciones de precipitación en el Limarí, lo que conlleva una reducción aún más severa en los caudales de entrada a los embalses, sobre todo en la cuenca alta.
- Rel_T del sistema Paloma se deteriorará significativamente a futuro, incluso para un percentil optimistas (75%), bajo todos los escenarios de RCP. Rel_V también se reducirá, excepto en el escenario RCP 2.6. Por lo tanto, las medidas de mitigación se vuelven claves para asegurar el desempeño adecuado del sistema de embalses durante las próximas décadas.
- Por otra parte, $AvgV$ se mantiene alrededor del valor histórico a finales de siglo. De hecho, $AvgV$ mejora a mediados de siglo, independientemente del escenario RCP, y tiende a volver a la referencia para los RCP 4.5 y superiores.
- La incertidumbre de GCM aumenta con el tiempo y RCP para Rel_T y Rel_V . Por otro lado, esta incertidumbre tiende a reducirse con el tiempo para precipitación y caudales de entrada debido a la reducción de los períodos muy húmedos.

- El ToE de Rel_T es mucho más temprana que Rel_V . Por lo tanto, se necesitará una nueva regla de operación si se considera Rel_T como métrica predominante, tal como ocurre en Chile. Según esto el mejor momento para cambiar la regla de operación debería ser en los 2030s, pero esto depende del RCP y del umbral de desempeño crítico considerado.
- El ToE del desempeño del embalse medido usando Rel_T o Res , ocurre un poco antes que el de las precipitaciones. Por el contrario, el ToE se produce después para los otros RRV. Por lo tanto, la identificación del ToE de variables distintas de las climáticas se vuelve relevante, aunque dicha identificación es más incierta.

Nuestros resultados permiten la fácil visualización de los riesgos e impactos del cambio climático, además de identificar el ToE para proponer e implementar medidas de adaptación para la regla de operación de embalses, infraestructura, y las metas de entrega de agua. Esto se puede extender a nivel nacional, permitiendo la priorización de recursos donde la adaptación es necesaria antes. Finalmente, se deben realizar más estudios para evaluar el impacto de otros métodos de escalamiento y diferentes enfoques de modelación hidrológica sobre nuestros resultados. Este trabajo aporta a las metas 2.4, 6.1, 6.4, 6.5, 13.1 y 13.2 de los Objetivo de Desarrollo Sustentable.

AGRADECIMIENTOS

Este estudio fue financiado por FONDECYT 1200135 y por el fondo UI-007/19 de la Vicerrectoría de Investigación y Desarrollo de la Universidad de Chile. Agradecemos a CONICYT/FONDAP/15110017 y 15110020 y a la Dirección General de Aguas por la disponibilidad de datos.

REFERENCIAS

- Abatzoglou, J.T., Williams, A.P., and Barbero, R. (2019) Global emergence of anthropogenic climate change in fire weather indices. *Geophys. Res. Lett.*, 46(1), 326-336.
- Ahmad, A., El-Shafie, A., Razali, S.F.M., and Mohamad, Z.S. (2014) Reservoir optimization in water resources: a review. *Water Resour. Manage.*, 28(11), 3391–3405.
- Ahmadianfar, I., and Zamani, R. (2020) Assessment of the hedging policy on reservoir operation for future drought conditions under climate change. *Clim. Change*, 159(2), 253-268.
- Chadwick, C., Gironás, J., Vicuña, S., Meza, F., and McPhee, J. (2018) Using a statistical pre-analysis approach as an ensemble technique for the unbiased mapping of GCM changes to local stations. *J. Hydrometeor.*, 19(9), 1447-1465.
- Chadwick, C., Gironás, J., Vicuña, S., and Meza, F. (2019) Estimating the local time of emergence of climatic variables using an unbiased mapping of GCMs: an application in semiarid and mediterranean Chile. *J. Hydrometeor.*, 20(8), 1635-1647.
- Chadwick, C., Gironás, J., Barría, P., Vicuña, S., and Meza, F. (2021) Assessing reservoir performance under climate change. When is it going to be too late if current water management is not changed? *Water*, 13(1), 64.
- Colorado River System Projected Future Conditions - Alternative Future Hydrology Scenarios (2020). Available online: <https://www.usbr.gov/lc/region/g4000/riverops/crss-alt-hydrology.html> (accessed: 14 of December of 2020).
- Culley, S., Noble, S., Yates, A., Timbs, M., Westra, S., Maier, H.R., Giuliani, M., and Castelletti, A. (2016) A bottom-up approach to identifying the maximum operational adaptive capacity of water resource systems to a changing climate. *Water Resour. Res.*, 52(9), 6751–6768.
- DGA (Dirección Genral de Aguas) (2008) Manual de normas y procedimientos para la administración de recursos hídricos.
- Ferrer, P., Brown, E., and Bengan, R. (1978) Operación del sistema Paloma. Ministerio de Obras Públicas, Dirección General de Obras Públicas, Dirección de Riego.

- Greene, A.M., Hellmuth, M., and Lumsden, T. (2012) Stochastic decadal climate simulation for the Berg and Breede water management areas, Western Cape Province, South Africa. *Water Resour. Res.*, 48(6).
- Hashimoto, T., Stedinger, J.R., and Loucks, D.P. (1982) Reliability, resiliency, and vulnerability criteria for water resources system performance evaluation. *Water Resour. Res.*, 18(1), 14-20.
- Hawkins, E., and Sutton, R. (2012) Time of emergence of climate signals. *Geophys. Res. Lett.*, 39(1).
- Giorgi, F., and Bi, X. (2009) Time of emergence (toe) of ghg-forced precipitation change hot-spots. *Geophys. Res. Lett.*, 36(6).
- Lall, U., and Sharma, A. (1996) A nearest neighbor bootstrap for resampling hydrologic time series. *Water Resour. Res.*, 32(3), 679-693.
- Mateus, M.C., and Tullós, D. (2016) Reliability, sensitivity, and vulnerability of reservoir operations under climate change. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 143(4), 4016085.
- McMillan, H., Seibert, J., Petersen-Overleir, A., Lang, M., White, P., Snelder, T., Rutherford, K., Krueger, T., Mason, R., and Kiang, J. (2017) How uncertainty analysis of streamflow data can reduce costs and promote robust decisions in water management applications. *Water Resour. Res.*, 53(7), 5220–5228.
- Merz, R., Parajka, J., and Blöschl, G. (2011) Time stability of catchment model parameters: Implications for climate impact analyses. *Water Resour. Res.*, 47(2).
- Milly, P.C.D., Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R.M., Kundzewicz, Z.W., Lettenmaier, D.P., and Stouffer, R.J. (2008) Stationarity is dead: Whither water management? *Sci.*, 319(1), 573-574.
- Moss, R.H., Edmonds, J.A., Hibbard, K.A., Manning, M.R., Rose, S.K., VanVuuren, D.P., Carter, T.R., Emori, S., Kainuma, M., Kram, T., Meehl, G.A., Mitchell, J.F.B., Nakicenovic, N., Riahi, K., Smith, S.J., Stouffer, R.J., Thomson, A.M., Weyant, J.P., and Wilbanks, T.J. (2010) The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nat.*, 436(7282), 747-756.
- Moy, M., Cohon, J.L., and ReVelle, C.S. (1986) A programming model for analysis of the reliability, resilience, and vulnerability of a water supply reservoir. *Water Resour. Res.*, 22(4), 489-498.
- Nash, J., and Sutcliffe, J.V. (1970) River flow forecasting through conceptual models Part I – A discussion of principles. *J. Hydrol.*, 10(3), 282-290.
- Paton, F.L., Maier, H.R., and Dandy, G.C. (2013) Relative magnitudes of sources of uncertainty in assessing climate change impacts on water supply security for the Southern Adelaide water supply system. *Water Resour. Res.*, 49(3), 1643–1667.
- Peel, M.C., Srikanthan, R., McMahon, T.A., and Karoly, D.J. (2015) Approximating uncertainty of annual runoff and reservoir yield using stochastic replicates of global climate model data. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, 1615-1639.
- Sippel, S., Meinshausen, N., Fischer, E.M., Székely, E., and Knutti, R. (2020) Climate change now detectable from any single day of weather at global scale. *Nat. Clim. Change*, 10(1), 35-41.
- Srinivasan, K., and Philipose, M.C. (1998) Effect of hedging on over-year reservoir performance. *Water Resour. Manage.*, 12(2), 95-120.
- Taylor, K.E., Stouffer, R.J., and Meehl, G.A. (2012) An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 93(4), 485-498.
- Vicuña, S., Garreaud, R.D., and McPhee, J. (2011) Climate change impacts on the hydrology of a snowmelt driven basin in semiarid Chile. *Clim. Change*, 105, 469-488.
- Vicuña, S., McPhee, J., and Garreaud, R.D. (2012) Agriculture vulnerability to climate change in a snowmelt-driven basin in semiarid Chile. *J. Water Resour. Plann. Manage.*, 138, 431-441.
- Watts, R.J., Richter, B.D., Opperman, J.J., and Bowmer, K.H. (2011) Dam reoperation in an era of climate change. *Mar. Freshwater Res.*, 62(3), 321–327.
- Wilby, R.L., and Dessai, S. (2010) Robust adaptation to climate change. *Wea.*, 65(7), 180-185.
- Zhou, T., Voisin, N., Leng, G., Huang, M., and Kraucunas, I. (2018) Sensitivity of regulated flow regimes to climate change in the western United States. *J. Hydrometeor.*, 19(3), 499-515.
- Zou, H., Liu, D., Guo, S., Xiong, L., Liu, P., Yin, J., Zeng, Y., Zhang, J., and Shen, Y. (2020) Quantitative assessment of adaptive measures on optimal water resources allocation by using reliability, resilience, vulnerability indicators. *Stoch. Env. Res. Risk Assess.*, 34(1), 103-119.