

SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERÍA HIDRÁULICA
XXIII CONGRESO CHILENO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA

**PRE-ANÁLISIS DE MODELOS DE CAMBIO CLIMÁTICO
PARA ESTUDIOS HIDROLÓGICOS**

CRISTIÁN CHADWICK I.¹
JORGE GIRONÁS L.²
SEBASTIÁN VICUÑA D.³
FRANCISCO MEZA D.⁴
JAMES MCPHEE⁵

RESUMEN

Es necesario generar herramientas que permitan incorporar la información de los modelos de cambio climático (GCM) al diseño, la operación y el análisis de las obras hidráulicas y ciudades. Usar varios GCM permite analizar las proyecciones climáticas y su incertidumbre. Sin embargo, este proceso se vuelve tedioso y complejo, por lo que hacen falta herramientas que incorporen la información de varios GCM de manera sencilla y eficaz. Este trabajo muestra como un pre-análisis estadístico de los GCM simplifica su uso. Para validar la metodología se estudia las sequías en las cuencas del Limarí, Maipo y Maule haciendo un pre-análisis de 45 proyecciones de GCM, bajo escenario RCP 8,5, el cual se compara con los resultados obtenidos al usar cada proyección individualmente. La probabilidad de sequía crece a más del doble para las 3 cuencas, siendo el Maule la más afectada. Se concluye que usar 5 a 10 tendencias con el pre-análisis de los GCM disminuye al menos un 60% del error en comparación a usar 1 tendencia.

¹ Estudiante de Doctorado en Ciencias de la Ingeniería, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Ambiental, Pontificia Universidad Católica de Chile – ccahdwi1@uc.cl

² Profesor Asociado, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Ambiental, Pontificia Universidad Católica de Chile – jgironas@ing.puc.cl

³ Profesor Asociado Adjunto, Departamento de Ingeniería Hidráulica y Ambiental, Pontificia Universidad Católica de Chile – svcuna@ing.puc.cl

⁴ Profesor Titular, Facultad de Agronomía e Ingeniería Forestal, Pontificia Universidad Católica de Chile – fmeza@uc.cl

⁵ Profesor Asistente, Departamento de Ingeniería Civil División de Recursos Hídricos y Medio Ambiente, Universidad de Chile – jmcphoe@ing.uchile.cl

1. INTRODUCCIÓN

En el manejo del recurso hídrico se tienen que tomar decisiones bajo escenarios de incertidumbre, las cuales comúnmente se han caracterizado como estacionarias. Para el diseño y la operación de infraestructura hidráulica, se suele usar los registros históricos de las variables hidro-meteorológicas, que por lo general se asumen como representativos del futuro. Dicho enfoque se suele usar en evaluaciones de proyectos en base a sus costos y beneficios, además de las estimaciones de los volúmenes de aguas involucrados (*Bras et al., 1983; Datta y Houck, 1984*). Sin embargo, los tomadores de decisiones no debiesen seguir considerando únicamente los supuestos de estacionalidad (*Milly et al., 2008; Milly et al., 2015*), debido a que los cambios globales, como el cambio climático, están alterando el comportamiento de las variables hidro-climáticas. Existen actualmente métodos no-estacionarios que son capaces de incorporar cambios en los caudales (*Vogel et al., 2011; Obeysekerá y Salas, 2013; Serinaldi y Kilsby, 2015*) y representan una alternativa atractiva en la toma de decisiones y manejo del recurso hídrico bajo escenarios de cambio climático.

Los conceptos de riesgo y probabilidades de ocurrencia son las herramientas usadas para trabajar con conceptos de incertidumbre en el manejo del recurso hídrico. El concepto de probabilidad de ocurrencia de caudales extremos se ha evaluado en escenarios no estacionarios (*Vogel et al., 2011; Obeysekerá y Salas, 2013*) y parece ser una herramienta atractiva para cambios en el clima. A pesar de que la evaluación del riesgo en escenarios no-estacionarios es desafiante (*Serinaldi y Kilsby, 2015*) y que una evaluación probabilística de las proyecciones del cambio climático podría guiar por un camino incorrecto a los tomadores de decisiones (*Clark y Pulwarty, 2003*), la evaluación de riesgo bajo grandes incertidumbres es posible (*Shortdrig et al., 2017*). La evaluación del riesgo considerando un escenario futuro no estacionario, tiene una visión más amplia del futuro y con mayor información que un análisis estacionario.

El cambio climático y sus impactos es una materia que ha sido ampliamente estudiada dentro del área del manejo de recurso hídrico (por ejemplo: *Lettenmaier et al., 1999; Fowler et al., 2005*). Estos estudios parten con los Modelos de Circulación General (*General Circulation Models GCM*) o Modelos de Circulación Regional (*Regional Circulation Models RCM*) para diferentes escenarios de gases de tipo efecto invernadero (*greenhouse gases, GHG*), definidos actualmente como los escenarios *Representative Concentration Pathway (RCP)*. Estas proyecciones pasan por un proceso de *downscaling* para obtener datos de clima a escala local, para ser usadas dentro de un modelo hidrológico, además de otros modelos para obtener los impactos sobre infraestructuras, cultivos, ciudades, ecosistemas, etc. (*Wilby y Dessai, 2010; Kiparsky et al., 2012*). Desafortunadamente, este enfoque tiene una creciente cascada de incertidumbre en cada paso del análisis, lo que hace muy difícil la toma de decisiones (*Hallegatte, 2009; Wilby y Dessai, 2010*). Aquellos estudio que no considera un número suficiente de GCM, no tienen la capacidad de cuantificar la incertidumbre de los GCM dentro de la cascada. El considerar pocos GCM se suele hacer para simplificar los estudios o debido a que se han identificado algún GCM que representa de mejor manera el clima local de algún lugar (*Fowler et al., 2005*). Por ejemplo, *Yung et al. (2011)* solo considera 2 GCM (los más extremos en temperatura y precipitaciones) para evaluar los riesgos en la oferta municipal de agua usando 11 escenarios futuros. *Kim y Kaluarachchi (2009)* usan 6 GCM para estimar el cambio climático futuro promedio dentro de un estudio del impacto del cambio climático en el Nilo. También existen estudios que para

analizar el espectro de posibles escenarios futuros usan un gran número de GCM o RCM y escenarios de GHG (Schaeffli et al., 2007; Maurer et al., 2009). Buena parte de la incertidumbre proviene de los métodos de *downscaling* (Chen et al., 2011; Ouyang et al., 2014) y escenarios de GHG. La incertidumbre proveniente de los GHG se vuelve muy importante para un futuro más lejano (Hawkins y Sutton, 2010). Además hay diferentes autores que han identificado la elección de los GCM como una gran fuente de incertidumbre (Hawkins y Sutton, 2010; Chen et al., 2011). Para mejorar la caracterización de la incertidumbre asociada a los GCM, es importante usar un gran número de ellos. Lo cual permite hacer estimaciones de riesgo o frecuencia relativa de los posibles futuros escenarios, conceptos comunes en el manejo del recurso hídrico. Sin embargo, usar un gran número de GCM puede volverse tedioso, por lo que es relevante tener metodologías simples para ello. Dichas metodologías además tienen que incorporar la variabilidad climática en su análisis de incertidumbre.

El objetivo de este trabajo es desarrollar una herramienta capaz de trabajar con la incertidumbre asociada a los GCM en estudios de cambio climático. Este trabajo se desarrolló con los datos de precipitaciones y temperaturas anuales de 45 proyecciones futuras de un grupo de GCM y sus realizaciones, bajo el escenario RCP 8,5. La metodología consiste en generar escenarios futuros por medio de agregarle la variabilidad propia del clima local a las tendencias extraídas de los GCM. La metodología es aplicada en tres cuencas Chilenas (Limarí, Maipo y Maule), comparando los resultados obtenidos contra el procedimiento tradicional de estimar la probabilidad de ocurrencia por medio de usar cada uno de los GCM independientemente. Después de validar la metodología, se estima el número de tendencias necesarias para obtener los mismos resultados que usando cada uno de los GCM independientemente y de esta manera simplificar el uso de GCM. Además, se utilizó la metodología para medir el impacto del cambio climático sobre el recurso hídrico de las cuencas.

Este trabajo se estructura de la siguiente manera: la sección 2 describe las cuencas y las proyecciones climáticas usadas, la sección 3 describe la metodología que es capaz de trabajar con la incertidumbre de los GCM, para estudios de variabilidad y cambio climático. En la sección 4 la metodología es aplicada en las 3 cuencas, mientras que en la sección 5 se presentan las conclusiones.

2. ÁREA DE ESTUDIO Y SERIES CLIMÁTICAS

Las tres cuencas consideradas (Fig. 1) son: (1) la cuenca del Limarí, cuenca semi-árida ubicada en el centro norte de Chile cuya desembocadura se encuentra en la latitud 30°43'51''S, 71°42'01''O; (2) la cuenca del río Maipo, cuenca mediterránea ubicada en el centro de Chile cuya desembocadura se encuentra en la latitud 33° 36' 40'' S, 71°37' 50'' O; y (3) la cuenca del río Maule, cuenca mediterránea ubicada en el centro sur del país, cuya desembocadura se encuentra en la latitud 35° 19' 00'' S, 72° 24' 30'' O. Todas estas cuencas se encuentran delimitadas por el oeste por el océano pacífico y por el este por la cordillera de los Andes.

Estas 3 cuencas representan el rango climático que se puede encontrar dentro de Chile. Dichas cuencas presentan diferencias apreciables en las cantidades de precipitaciones (Tabla 1). Las estaciones usadas por cada cuenca son: Las Ramadas (Limarí), Cerro Calán (Maipo) y Armerillo

(Maule), que tiene un microclima con más de 2.000 mm al año, a pesar de que la cuenca del Maule es una cuenca mediterránea. Las precipitaciones aumentan de norte a sur, mientras que la variabilidad de las precipitaciones disminuye, si se mide a través del coeficiente de variación (Tabla 1). Las temperaturas en el Limarí y el Maipo son parecidas, mientras que se observa una mayor variabilidad en la cuenca del Maule (Tabla 1). El uso de registros históricos se encuentra limitado por un extremo por el año 1976, para evitar incorporar el cambio que se presencié en las oscilaciones del océano Pacífico entre 1975 y 1976 (Giese *et al.*, 2002; Bown y Rivera 2007) y por el otro lado se encuentra limitado por el año 2005, que corresponde al último año del período de control de los GCM (Taylor *et al.*, 2012). Considerando lo anterior y la calidad de los registros históricos, se adoptó el período de control entre los años 1978 y 2005 (Tabla 1).

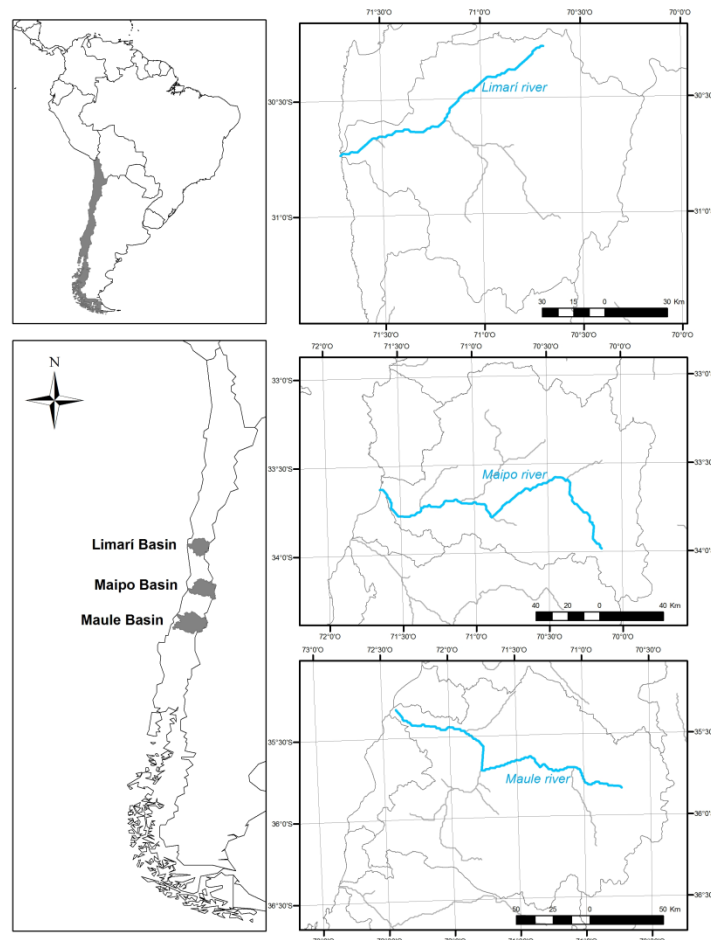


Figura 1. Plano de las cuencas del Limarí, Maipo y Maule y su ubicación en Chile.

Para este estudio se consideran 45 realizaciones (Anexo) obtenidas de 20 GCM que provienen del *fifth Coupled Model Intercomparison Project* (CMIP5) (Taylor *et al.*, 2012), bajo el escenario de RCP 8,5. El nombre del escenario “RCP 8,5”, quiere decir que para fines de este siglo se espera un incremento en la radiación de 8,5 W/m² comparado con los valores pre industriales (Moss *et al.*, 2010). Se elige el escenario RCP 8,5 para este trabajo, debido a que tiene las proyecciones más extremas de cambio climático y por ende se puede evaluar el peor escenario de sequía esperado dentro de los GCM del CMIP5. Los otros RCP (2,6, 4,5 y 6,0) no son considerados en este trabajo, para no extenderse innecesariamente. Se considera que cada

uno de las 45 realizaciones (Anexo) tiene un mismo peso en la representación del futuro. Se podría elegir algún criterio alternativo, pero estos no serán evaluados en este trabajo.

Tabla 1: Media, desviación estándar y coeficiente de variación (CV) de los valores de precipitación y temperatura anuales de las estaciones representativas de cada cuenca.

Cuenca	Limarí	Maipo	Maule
Estación Meteorológica	Las Ramadas	Cerro Calán	Armerillo
Año	(1978-2005)	(1978-2005)	(1978-2005)
Latitud	31° 01' 11" S	33° 23' 42" S	35° 42' 04" S
Longitud	70° 35' 11" O	70° 32' 12" O	71° 04' 38" O
Elevación [m]	1.380	848	492
Media en Prec. [mm]	341,5	452,2	2397,2
Desv. Est. Prec. [mm]	209,8	201,0	807,2
C.V. Prec.	0,61	0,44	0,34
Media en Temp. [°C]	16,3	16,3	14,0
Desv. Est. Temp. [°C]	0,54	0,40	1,12
C.V. Temp.	0,033	0,025	0,080

3. METODOLOGÍA

La metodología propuesta consiste en un pre-análisis estadístico de los GCM (Fig. 2). Dicho pre-análisis genera series climáticas de precipitaciones y temperaturas que incorporan tanto las tendencias provenientes de los GCM, como la variabilidad local natural de la zona. Esta metodología se compara contra considerar cada una de las series de los GCM de manera independiente y calcular su frecuencia relativa y probabilidad de ocurrencia después de haber generado las series climáticas, proceso que se le llamará post-análisis de los GCM.

Post-Análisis de los GCM

Los cambios de la media y la desviación estándar de la precipitación y la temperatura son extraídos de los GCM. Luego las series climáticas son generadas alrededor de dichos cambios.

Extracción de los cambios de los GCM

Para extraer los cambios de los GCM, el primer paso es tener las series de los GCM en las estaciones meteorológicas de interés. Para lo cual se toma las series de precipitaciones y temperaturas obtenidas de los GCM (Fig. 2a) y se interpolan por el inverso de la distancia al cuadrado a la estación meteorológica de interés (*Myers*, 1994). Una posibilidad para agrupar las series climáticas es por cada RCP. Se toma este grupo de series climáticas, después de su interpolación, para calcular la razón de cambio de las precipitaciones, del GCM G , bajo el escenario de RCP r , para una ventana móvil (de 20 o 30 años) terminada en el año t (Fig. 2d). Dicha razón de cambio se denominará media móvil normalizada ($NMAP_{t,G,r}$) de precipitaciones, la cual se obtiene del cociente de la media móvil de las precipitaciones de los GCM ($MAP_{t,G,r}$), con t como último año de la media móvil y t_f como último año de la serie de GCM y el

promedio de las precipitaciones del periodo de control de los GCM ($AP_{t_o,G}$), terminado en el año t_o .

$$NMAP_{t,G,r} = \frac{MAP_{t,G,r}}{AP_{t_o,G}}, (t_o < t < t_f) \quad (1)$$

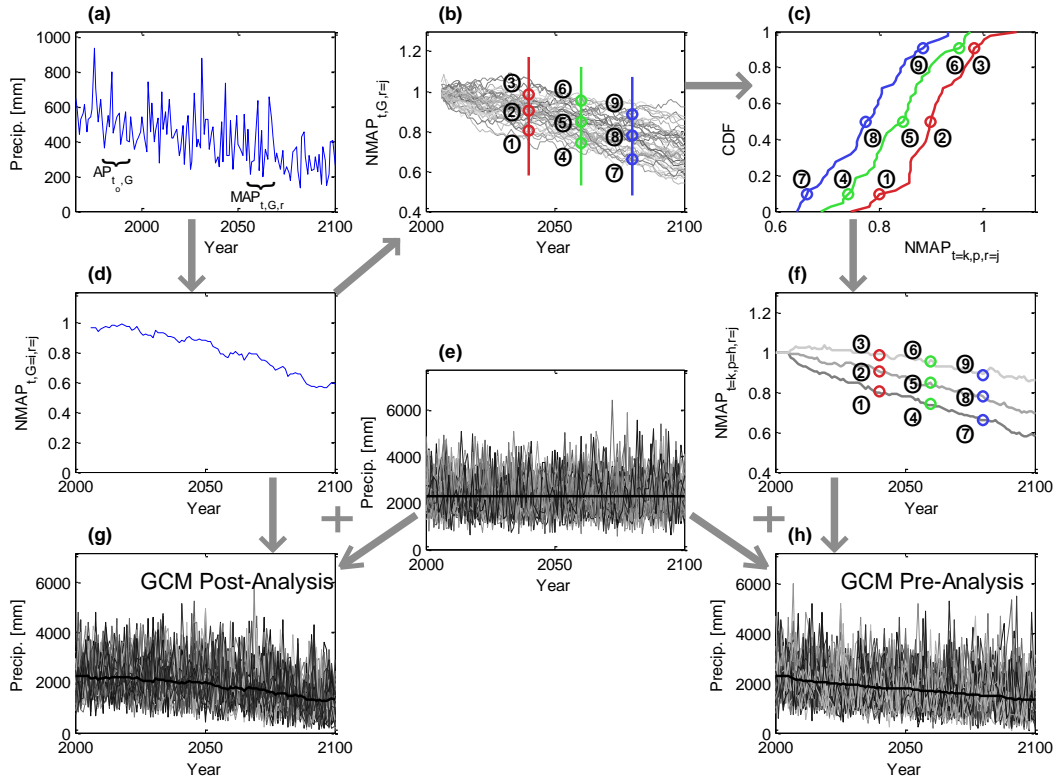


Figura 2. Representación esquemática del pre- y post-análisis de los GCM. Se utilizan las precipitaciones de los GCM (a) para calcular la media móvil normalizada (d). Con las media móvil normalizada y un generador de series anuales (e), se obtiene las series generadas por el post-análisis de los GCM (g). Por otro lado, se calcula los percentiles de varias medias móviles normalizadas (b y c) para obtener las tendencias (f). Con las tendencias y el generador de series anuales (e), se obtienen las series generadas por el pre-análisis de los GCM (h).

Para la temperatura se adopta una metodología similar. El cambio dado un G y r , para el año t de la temperatura ($DMAT_{t,G,r}$), se obtiene como la diferencia de la media móvil de la temperatura de los GCM ($MAT_{t,G,r}$) y el promedio del período de control de los GCM ($AT_{t_o,G}$):

$$DMAT_{t,G,r} = MAT_{t,G,r} - AT_{t_o,G}, (t_o < t < t_f) \quad (2)$$

Se adopta un proceso análogo para los cambios en las desviaciones estándares de la precipitación y la temperatura de los GCM. Se usa la desviación estándar móvil normalizada ($NMSDP_{t,G,r}$) en

el caso de las precipitaciones, la cual se obtiene como el cociente entre la desviación estándar móvil ($MSDP_{t,G,r}$) de los GCM y la desviación estándar del período de control de los GCM ($SDP_{t_0,G}$).

$$NMSDP_{t,G,r} = \frac{MSDP_{t,G,r}}{SDP_{t_0,G}}, (t_0 < t < t_f) \quad (3)$$

Para la temperatura, el cambio de la desviación estándar ($DMSDT_{t,G,r}$) de los GCM, se toma la diferencia entre la desviación estándar móvil ($MSDT_{t,G,r}$) de los GCM y la desviación estándar del período de control ($SDT_{t_0,G}$) de los GCM.

$$DMSDT_{t,G,r} = MSDT_{t,G,r} - SDT_{t_0,G}, (t_0 < t < t_f) \quad (4)$$

Generador de series climáticas anuales

Para generar datos anuales de precipitaciones y temperaturas (Fig. 2e), el proceso comienza por ajustar una curva de probabilidades a las series de datos anuales. Para evitar el obtener valores negativos en las precipitaciones, se utilizan curvas de probabilidades estrictamente no negativas. Las curvas de probabilidad $f_Y(y, \theta)$ de la variable Y , ya sea precipitación o temperatura, se elige por medio de minimizar el valor de Kolmogorov-Smirnov (KS) obtenido del test de bondad de ajuste KS (Ayyub y McCuen, 2011). El parámetro θ , depende tanto de la media (μ), como la desviación estándar (σ) y el coeficiente de asimetría en aquel caso en que la curva elegida tenga 3 parámetros (por ejemplo Gamma 3 Parámetros). Por lo que el valor de θ cambia a medida que pasa el tiempo, debido a los cambios de los GCM (Ec. 1 a 4). En este estudio se usan simplemente curvas estadísticas, dado que se analiza las precipitaciones y temperaturas de manera independiente. Si se quiere evaluar las precipitaciones y temperaturas a la vez o se usan varias estaciones meteorológicas en simultáneo, es necesario asegurarse de preservar las correlaciones entre las variables climáticas y/o las estaciones.

Incorporando los cambios de los GCM en el generador no-estacionario de series anuales

Se generan datos anuales de temperatura y precipitaciones que incorporan tanto los cambios presentes en la media y la desviación estándar del clima de los GCM, como la variabilidad natural propia de la localidad (Fig. 2g). Usando este enfoque los valores del clima para un año cualquiera son:

$$Y_{t,G,r} = F_Y^{-1}(u, \theta) = F_Y^{-1}(u, \mu^*(t, G, r), \sigma^*(t, G, r)) \quad (5)$$

Es importante notar que los parámetros de θ cambian a medida que cambia la media (μ^*) y la desviación estándar (σ^*) con los cambios de los GCM. La media (μ) y desviación estándar (σ) históricas de las precipitaciones del lugar de estudio se ajustan según las ecuaciones:

$$\mu^*(t, G, r) = \mu \cdot NMAP_{t,G,r} \quad (6)$$

$$\sigma^*(t, G, r) = \sigma \cdot NMSDP_{t,G,r} \quad (7)$$

Para las temperaturas, la media (μ^*) y la desviación estándar (σ^*) cambian según las ecuaciones:

$$\mu^*(t, G, r) = \mu + DMAT_{t,G,r} \quad (8)$$

$$\sigma^*(t, G, r) = \sigma + DMSDT_{t,G,r} \quad (9)$$

El uso de curvas de probabilidades cuyos parámetros cambian en el tiempo han sido implementadas para el cálculo de período de retorno en caudales por *Vogel et al.* (2011).

De ser necesario el uso de escalas temporales menores, los datos se pueden desagregar por el uso de métodos análogos como el *k-Nearest Neighbor*, usado por *Greene et al.* (2012), quien se basó en el estudio de *Rajagopalan y Lall* (1999). Otra alternativa de desagregación es planteada por *Thober et al.* (2014).

Pre-Análisis de los GCM

El pre-análisis de los GCM consiste en usar los cambios de los GCM extraído por las Ec. (1) a (4) para ser analizadas estadísticamente en la generación de tendencias. Las tendencias son generadas por medio de usar la curva acumulada de probabilidades de los cambios de un grupo de GCM, para cada año. Luego se elige una probabilidad para armar una tendencia. Finalmente se tiene una tendencia de la media y otra de la desviación estándar para cada una de las variables climáticas. Teniendo las tendencias se usa la información del clima local para generar series anuales de clima que incorporen la tendencia de los GCM.

Tendencias

Para generar las tendencias de las precipitaciones y las temperaturas, los valores de los cambios de los GCM ($NMAP_{t,G,r}$ y $DMAT_{t,G,r}$) calculados en las ecuaciones (1) y (2), se agrupan para el RCP r (Fig. 2b). Luego, para cada año t se calculan curvas de probabilidad acumulada empíricas (CDF) para los valor de $NMAP_{t,G,r}$ y de $DMAT_{t,G,r}$ (Fig. 2c). Las tendencias en el tiempo que están asociadas a un percentil o probabilidad de no excedencia p (por ejemplo, $NMAP_{t,p,r}$ y $DMAT_{t,p,r}$, Fig. 2f) se obtiene de los valores de $NMAP_{t,G,r}$ (o $DMAT_{t,G,r}$) con los mismos valores de p calculados de la CDF cada año. Por lo tanto, es posible extraer distintas tendencias (con percentiles 25, 50 o 75, por ejemplo), lo cual permite analizar distintos futuros escenarios de manera explícita y representar de esta manera la dispersión de un grupo de GCM, proveniente de un r .

Un proceso análogo es adoptado para las desviaciones estándar. Por lo que se calculan las CDF empíricas de $NMSDP_{t,G,r}$ y $DMSDT_{t,G,r}$, de las ecuaciones (3) y (4). Nuevamente hay que elegir percentiles, lo cual permite definir las tendencias continuas con percentil p ($NMSDP_{t,p,r}$ y $DMSDT_{t,p,r}$). Para evitar generar clima cuya tendencia del promedio y la desviación estándar sean inconsistente con los datos de los GCM, se eligen valores de p para $NMAP_{t,p,r}$, mientras que para $NMSDP_{t,p,r}$ se generan aleatoriamente considerando la correlación promedio entre $NMAP_{t,p,r}$ y $NMSDP_{t,G,r}$. El mismo proceso se adopta para $DMAT_{t,G,r}$ y $DMSDT_{t,G,r}$. Notar que

las temperaturas y las precipitaciones en este estudio se analizan de manera independiente. De ser necesario analizarlas en conjunto, se debiese considerar las correlaciones entre el promedio y la desviación estándar tanto de las precipitaciones como las temperaturas para obtener los valores de p .

Incorporando las tendencias de los GCM en el generador no-estacionario de series anuales

Se generan datos anuales de temperatura y precipitaciones que incorporan tanto las tendencias de la media y la desviación estándar del clima de los GCM, como la variabilidad natural propia de la localidad (Fig. 2h). Usando este enfoque los valores del clima para un año cualquiera son:

$$Y_{t,p_1,p_2,r} = F_Y^{-1}(u, \theta) = F_Y^{-1}(u, \mu^*(t, p_1, r), \sigma^*(t, p_2, r)) \quad (10)$$

Notar que la Ec. (10) es la misma que la Ec. (5), pero usa la tendencia proveniente de un grupo de GCM, en vez de los cambios de un único GCM como en la Ec. (5). Los valores de θ cambian con el tiempo, debido a los cambios de la media (μ^*) y la desviación estándar (σ^*) que cambian con las tendencias $NMAP_{t,p,r}$, $DMAT_{t,p,r}$, $NMSDP_{t,p,r}$ y $DMSDT_{t,p,r}$.

4. RESULTADOS

Para evaluar la efectividad del método pre-análisis de los GCM, primero se compara los momentos obtenidos por el pre- y post- análisis de los GCM. Luego se pasa a evaluar la duración y la probabilidad de ocurrencia de sequías usando ambos métodos. Por último se evaluará el error cometido con el pre-análisis de los GCM en comparación al post-análisis de los GCM, por medio de variar el número de tendencias utilizadas en el pre-análisis de los GCM.

La Fig. 3 compara los percentiles de los GCM de los tres primeros momentos obtenidos con el post- y el pre-análisis de los GCM (media μ , desviación estándar σ /coeficiente de variación CV y coeficiente de asimetría) del clima futuro (precipitaciones y temperatura) para las tres cuencas (Limarí, Maipo y Maule). Esta comparación utiliza la alternativa más simple para la elección de los percentiles de las tendencias, la cual consiste en usar los mismos percentiles para las tendencias de μ y σ en el pre-análisis de los GCM. No obstante, esta alternativa puede ser demasiado simplista para representar el clima futuro. Notar que el clima generado por el post-análisis de los GCM tienen 3 dimensiones: la de los GCM, la de las realizaciones aleatorias y el tiempo. Los momentos son calculados en la dimensión aleatoria, para luego por medio de una CDF empírica sobre los GCM, calcular los percentiles cada año (Fig. 3). En el caso del pre-análisis de los GCM, los percentiles son elegidos al minuto de elegir las tendencias y los momentos se calculan en la dimensión de las realizaciones aleatorias para cada año (Fig. 3). La selección de los percentiles de las tendencias para μ y σ previo a la generación de clima para el pre-análisis de los GCM, permite en su construcción el reproducir los mismos percentiles que el post-análisis de los GCM.

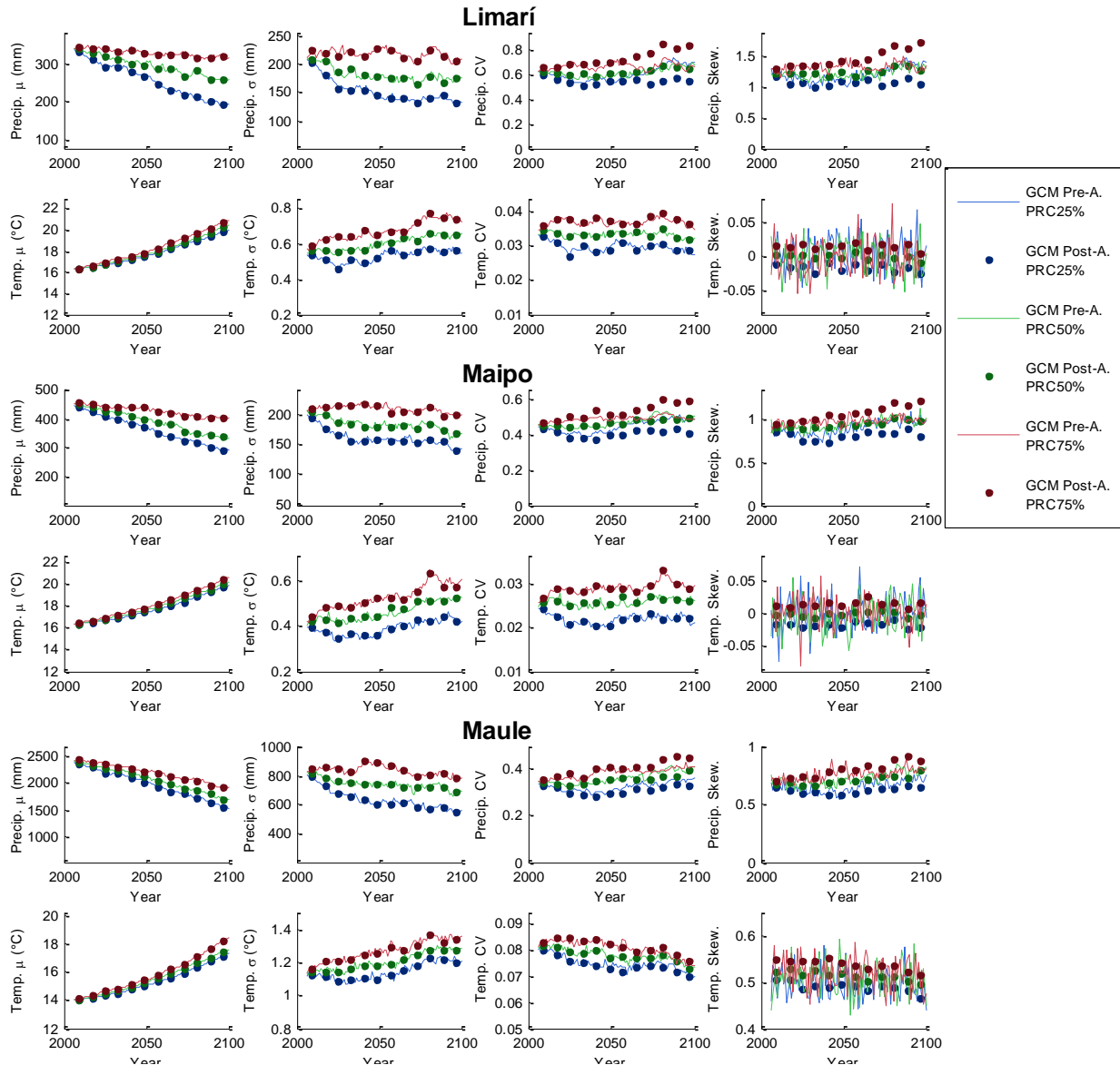


Figura 3. Comparación de los percentiles 25 (azul), 50 (verde) y 75 (rojo) de la media (primera columna), desviación estándar (segunda columna), coeficiente de variación (tercera columna) y coeficiente de asimetría (cuarta columna) obtenidos con el pre- y post- análisis de los GCM. Este análisis es realizado para las precipitaciones (primera, tercera y quinta fila) y las temperaturas (segunda, cuarta y sexta fila) en las cuencas del Limarí (primera y segunda fila), Maipo (tercera y cuarta fila) y Maule (quinta y sexta fila). Utilizando los mismos percentiles para la tendencia de la media y de la desviación estándar del pre-análisis de los GCM.

Se obtiene los mismos valores para la media y la desviación estándar, tanto para las precipitaciones, como las temperaturas en las tres cuencas (Fig. 3, primera y segunda columna) independientemente de si se usa el pre-análisis de los GCM o el post-análisis de los GCM, para los percentiles 25, 50 y 75. Por lo tanto, no solo μ y σ son iguales con ambos métodos, el pre-análisis de los GCM permite elegir los percentiles al principio de la simulación simplificando el análisis. El percentil 50, tanto del coeficiente de variación como de la asimetría de las

precipitaciones es el mismo para el pre- y post-análisis de los GCM (Fig. 3, tercera y cuarta columna). Sin embargo, el pre-análisis de los GCM tiene algo de problemas reproduciendo los percentiles 25 y 75, especialmente después del año 2050. Para las temperaturas se tienen similitudes entre los resultados obtenidos con el pre- y post-análisis de los GCM en el CV (Fig. 3, tercera columna), el cual presenta pequeñas diferencias en el Maule. Por último, en el coeficiente de asimetría de la temperatura se observan resultados similares con ambos métodos, pero el pre-análisis de los GCM tiene una mayor variabilidad (Fig. 3, cuarta columna). En síntesis, se puede decir que los momentos obtenidos por ambos métodos son bastante similares.

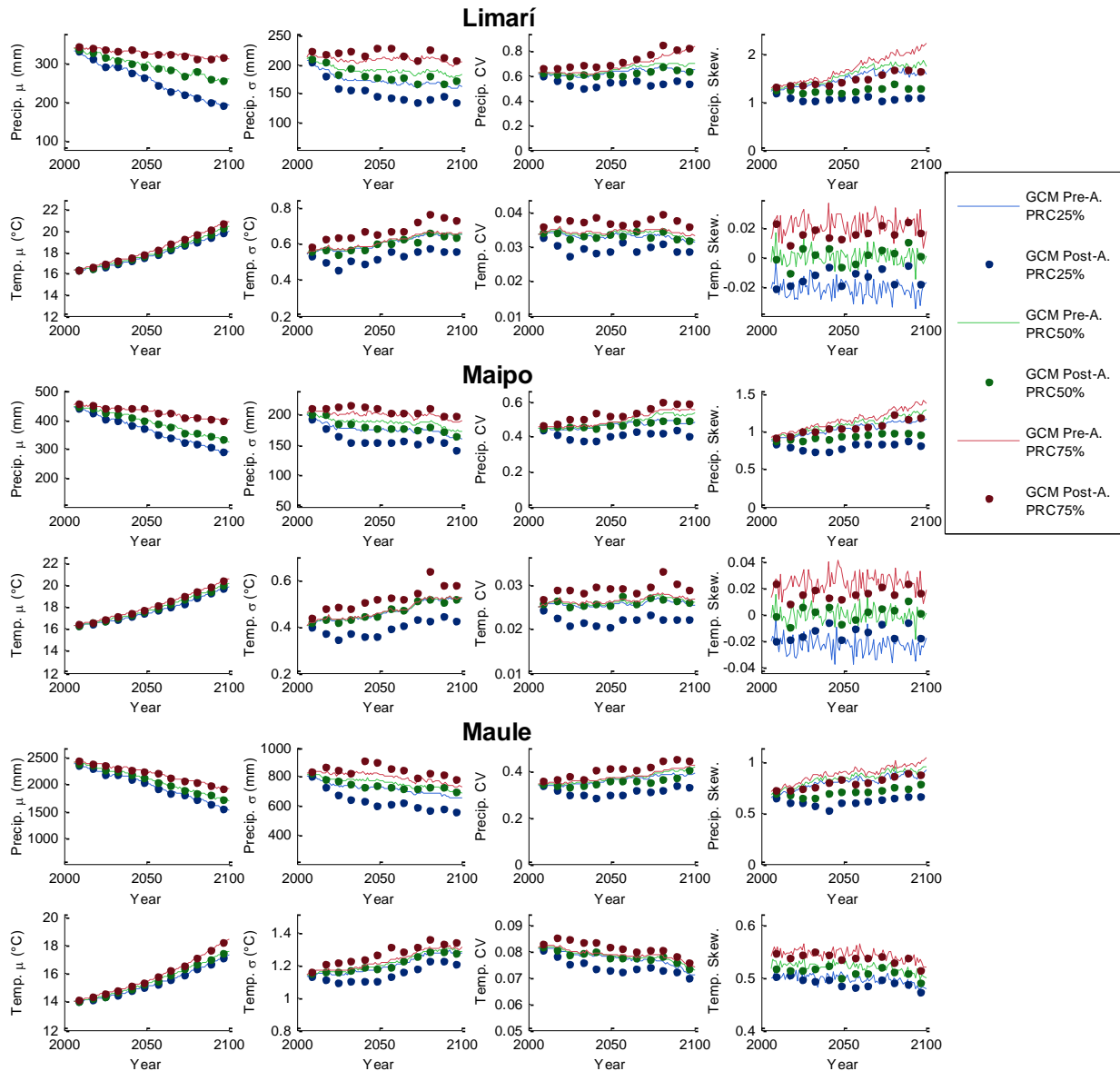


Figura 4. Comparación de los percentiles 25 (azul), 50 (verde) y 75 (rojo) de la media (primera columna), desviación estándar (segunda columna), coeficiente de variación (tercera columna) y coeficiente de asimetría (cuarta columna) obtenidos con el pre- y post- análisis de los GCM. Este análisis es realizado para las precipitaciones (primera, tercera y quinta fila) y las temperaturas (segunda, cuarta y sexta fila) en las cuencas del Limarí (primera y segunda fila), Maipo (tercera y

cuarta fila) y Maule (quinta y sexta fila). Utilizando percentiles de las tendencias de la desviación estándar que están correlacionados con los de la media para el pre-análisis de los GCM.

Gracias a que se eligen los mismos percentiles de las tendencias de μ y σ para el pre-análisis de los GCM en la Fig. 3, se obtienen momentos que son bastante parecidos a los obtenidos con el post-análisis de los GCM. Sin embargo, en realidad no necesariamente son los mismos, a pesar de que están correlacionados (un GCM con un gran cambio en la media, tiende a tener un gran cambio en la desviación estándar también). Fig. 4 presenta los mismos resultados que en la Fig. 3, no obstante el pre-análisis de los GCM considera esta diferencia entre las tendencias para μ y σ . En este caso, el pre-análisis de los GCM utiliza 45 percentiles equidistante para la media, mientras que los percentil de la desviación estándar son aleatorios considerando la correlación existente. Los momentos para el pre-análisis de los GCM se estiman en la dimensión aleatoria, para luego calcular los percentiles con la CDF empírica sobre los GCM para cada año (Fig. 4). Notar que los resultados del post-análisis de los GCM de la Fig. 3 y 4 son los mismos.

En las tres cuencas chilenas, la media de las precipitaciones y temperatura (Fig. 4, primera columna) son la misma para el pre- y post-análisis de los GCM, bajo los percentiles 25, 50 y 75. También se obtienen resultados similares entre el pre- y post-análisis de los GCM para el coeficiente de asimetría de la temperatura (Fig. 4, cuarta columna). Mientras que el coeficiente de asimetría de las precipitaciones no se parece, existiendo una sobre estimación de los valores del post-análisis de los GCM, por el pre-análisis de los GCM (Fig. 4, cuarta columna). Tanto para las precipitaciones, como las temperatura, se tiene que σ y el CV, solo tienen algunas de sus medianas similares, presentando diferencias en la mayoría de sus resultados (Fig. 4, segunda y tercera columna). Parte de las diferencias en σ se producen debido a que los percentiles de la tendencia de σ se eligieron de manera aleatoria, considerando la correlación con la tendencia de μ para el caso del pre-análisis de los GCM. Es importante mencionar que μ es el único de los momentos analizados que tiene una tendencia clara para todas las cuencas y variables climáticas (Fig. 3 y 4), presentando disminuciones en las precipitaciones y aumento en las temperaturas.

Se puede calcular cuan seco será el futuro en las cuencas del Limarí, Maipo y Muale, por medio de estimar la probabilidad de que los próximos 3, 6 y 10 años estén bajo un umbral de precipitaciones, independientemente de lo que pase antes o después. Para calcular esto, se usan 10.000 años de simulación para cada una de las 45 proyecciones futuras de clima, basándose en las proyecciones de los años 2050 (mediano plazo) y 2090 (largo plazo), en el post-análisis de los GCM. En dichas simulaciones se cuentan cuántas veces se está bajo los umbrales de precipitaciones, para luego dividirlo por el total de años y obtener la probabilidad. Para el pre-análisis de los GCM nuevamente se simulan 10.000 años con las proyecciones de los años 2050 y 2090, pero solo 5 tendencias equidistantes de la media son usadas. Al igual que en el caso anterior se cuenta cuántas veces se está bajo el umbral y luego se divide por el total de años para obtener la probabilidad. Más adelante se explica la lógica detrás de las 5 tendencias.

Las probabilidades descritas más arriba se presentan en la Fig. 5, para las 3 cuencas y los 2 períodos futuros (2050 y 2090). Por ejemplo, se tiene que para el año 2050 hay un 37% de probabilidades de que los siguientes 3 años sean menor al promedio de 341,5 mm en el Limarí (Fig. 5a). Notar que esta probabilidad combina tanto la incertidumbre asociada a la variabilidad natural (correspondiente a la desviación estándar de las precipitaciones), como la incertidumbre

proveniente de la discrepancia de los GCM bajo el escenario RCP 8,5. Para facilitar la lectura de la Fig. 5, las probabilidades de tener los próximos 3, 6 y 10 años con precipitaciones menores a la media para el Limarí, Maipo y Maule se encuentran tabulados en la Tabla 2. En la Tabla 2, también se encuentra la probabilidad de tener los próximos 3, 6 y 10 años bajo la media en un escenario estacionario con información histórica. En el caso estacionario histórico, hay un 23% de probabilidad de que los próximos 3 años sean de sequía (bajo la media) para el Limarí, un 24% para el Maipo y un 20% para el Maule (Tabla 2). Sin embargo, para el año 2050, la probabilidad de tener 3 años de sequía aumenta a un 40% para el Maule, un 38% para el Maipo y un 37% para Limarí (Tabla 2). Mientras que para el año 2090, la probabilidad de tener sequía en el Maule es de 60%, 38% y un 22% para los siguientes 3, 6 y 10 años (Tabla 2). Para el Maipo en el año 2090, se tienen probabilidades de 52%, 31% y 17%, para 3, 6 y 10 años, mientras que para el Limarí se tienen probabilidades de 46%, 25% y 13%, para 3, 6 y 10 años (Tabla 2). Claramente la cuenca que se verá más afectada es el Maule, bajo esta medición de sequía.

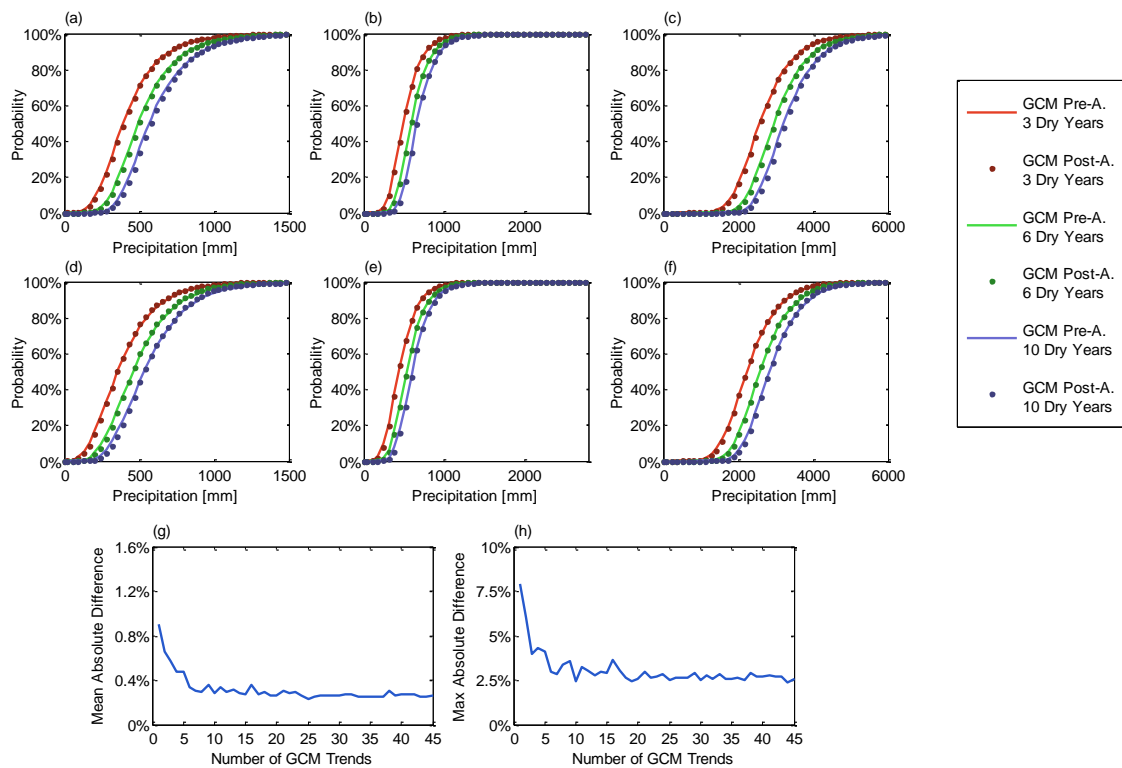


Figura 5. Probabilidad de observar una serie consecutiva de 3, 6 y 10 años con precipitaciones menores a un umbral usando el pre- y post-análisis de los GCM, para las cuencas del Limarí (a y d), Maipo (b y e) y Maule (c y f). El análisis es realizado para los años 2050 (a, b y c) y 2090 (d, e y f). La diferencia media (g) y máxima (h) de todos los resultados entre ambos métodos usando diferente número de tendencias en el pre-análisis de los GCM.

Las Fig. 5 g y 5h muestran la media y máxima diferencia absoluta de las probabilidades de años consecutivos secos entre el pre- y post-análisis de los GCM, para diferente número de tendencias de la media. Notar que estos gráficos se obtienen de las 3 cuencas y los 2 períodos futuros analizados. Usando 5 o más tendencias en el pre-análisis de los GCM, se puede reducir

considerablemente las diferencias con el post-análisis de los GCM. Por ejemplo, usando una sola tendencia en el pre-análisis de los GCM, las diferencias que se obtienen con el post-análisis de los GCM son más del doble que las obtenidas con 5 o más tendencias. Las Fig. 5g y 5h respaldan el uso del pre-análisis de los GCM por dos motivos. Primero, el usar 5 a 10 tendencias reduce significativamente el error con respecto a usar una única tendencia, lo cual es equivalente a *GCM ensemble* (usar un promedio o la mediana de un conjunto de GCM). Segundo, las diferencias entre el pre- y post-análisis de los GCM son bastante pequeñas.

Tabla 2. Probabilidad de observar una serie consecutiva de 3, 6 y 10 años con precipitaciones menores a la media histórica en las cuencas del Limarí, Maipo y Maule. Analizando 3 casos: un escenario estacionario (Esc. Est.) usando información histórica y bajo el RCP 8,5 escenarios de mediano plazo (2050) y largo plazo (2090).

Cuencas	Estaciones	Próximos 3 años			Próximos 6 años			Próximos 10 años		
		Esc. Est.	Año 2050	Año 2090	Esc. Est.	Año 2050	Año 2090	Esc. Est.	Año 2050	Año 2090
Limarí	Las Ramadas	23%	37%	46%	6%	16%	25%	1%	6%	13%
Maipo	Cerro Calán	24%	39%	52%	6%	17%	31%	1%	6%	17%
Maule	Armerillo	20%	39%	60%	4%	17%	38%	1%	6%	22%

5. CONCLUSIONES

Un grupo de GCM fue pre-analizado estadísticamente para extraer tendencias con percentiles, las que se combinan con la variabilidad histórica para generar series de clima futuro de precipitaciones y temperaturas. Estos resultados fueron comparados con los percentiles obtenidos del clima generado por extraer las tendencias de cada uno de los GCM y combinarlas con la variabilidad histórica. Esta comparación se realiza en 3 cuencas chilenas (Limarí, Maipo y Maule), en términos de los momentos estadísticos de las precipitaciones y temperaturas, la capacidad de estimar el largo, la intensidad y la probabilidad de ocurrencia de años secos consecutivos. Por último, se evalúa las diferencias entre ambos métodos, como una función del número de tendencias con percentiles consideradas con el método del pre-análisis estadístico de los GCM. Obteniendo las siguientes conclusiones:

- Los resultados entre el pre- y post-análisis de los GCM son muy parecidos. Se obtiene en promedio menos de un 0,4% de diferencia en la estimación de probabilidades de años secos futuros entre ambos métodos.
- Usar entre unas 5 a 10 tendencias representa una mejora considerable contra usar una sola tendencia de los GCM, aunque esta sea la media o mediana. El usar un pre-análisis tiene el atractivo que representa de buena manera no solo la mediana, sino también el rango de proyecciones de un grupo de GCM.
- El pre-análisis de los GCM es capaz de representar de buena manera los distintos percentiles tanto la media como la desviación estándar de la temperatura y de las

precipitaciones de un grupo de GCM. Los percentiles del coeficiente de asimetría y de variación no están del todo bien representados.

- El análisis de este trabajo solo se realiza bajo el escenario RCP 8,5. Es necesario analizar el resto de los escenarios de RCP para tener un análisis completo de la vulnerabilidad de las cuencas de estudio bajo escenarios de cambio climático. Dicho análisis debiese considerar además la cantidad de población en cada cuenca, los tipos de uso de suelo y las estrategias de adaptación.

Debido a que los percentiles de los GCM se pueden elegir al principio con el pre-análisis de los GCM, esta es un método atractivo para estudios del impacto y la incertidumbre del cambio climático. Además, como el método incorpora la variabilidad local, permite identificar la cuenca más vulnerable de una región o país. Dicha comparación ayuda a los tomadores de decisiones a priorizar sus inversiones. De las tres cuencas chilenas, la cuenca del Maule es la que tiene una mayor probabilidad de ser más seca en el futuro. No obstante, se debiese considerar factores socioeconómicos y los impactos ambientales de un futuro más seco, antes de tomar cualquier decisión.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer el financiamiento de los proyectos Fondecyt N° 1110297, Fondef N° D10I1051 e International Development Research Center (IDRC) N° 107081-001. Se agradece además el apoyo de CONICYT/FONDAP/15110017 y CONICYT/FONDAP/15110020. Asimismo, los autores expresan su agradecimiento a las becas CONICYT (folio número 21160861) entregada a Cristián Chadwick, así como también las becas Arturo Cousiño Lyon entregada por la Sociedad de Canal del Maipo, la beca entregada por Vice-rectoría de Investigación de la Universidad Católica de Chile y Suplemento Becario Conicyt entregada por Dirección Superior y la Dirección de la Escuela de Ingeniería de la Universidad Católica de Chile. Además se agradece a *World Climate Research Programme's Working Group on Coupled Modelling*, responsables de CMIP y a los centros de investigación que han desarrollado los GCM. Por último, se agradece a la Dirección General de Aguas, Chile (<http://snia.dga.cl/BNAConsultas/reportes>).

ANEXO

Modelos de Circulación General (GCM) usados en este estudio.

Número	GCM	Realización de GCM	Número	GCM	Realización de GCM
1	ACCESS1.0	r1i1p1	23	CSIRO-Mk3.6.0	r5i1p1
2	BCC-CSM1.1	r1i1p1	24	CSIRO-Mk3.6.0	r6i1p1
3	CanESM2	r1i1p1	25	CSIRO-Mk3.6.0	r7i1p1
4	CanESM2	r2i1p1	26	CSIRO-Mk3.6.0	r8i1p1
5	CanESM2	r3i1p1	27	CSIRO-Mk3.6.0	r9i1p1
6	CanESM2	r4i1p1	28	FGOALS-g2	r1i1p1
7	CanESM2	r5i1p1	29	GFDL-CM3	r1i1p1
8	CCSM4	r1i1p1	30	GFDL-ESM2G	r1i1p1
9	CCSM4	r2i1p1	31	GFDL-ESM2M	r1i1p1
10	CCSM4	r3i1p1	32	GISS-E2-R	r1i1p1
11	CCSM4	r4i1p1	33	INM-CM4	r1i1p1
12	CCSM4	r5i1p1	34	IPSL-CM5A-LR	r1i1p1
13	CNRM-CM5	r10i1p1	35	IPSL-CM5A-LR	r2i1p1
14	CNRM-CM5	r1i1p1	36	IPSL-CM5A-LR	r3i1p1
15	CNRM-CM5	r2i1p1	37	IPSL-CM5A-MR	r1i1p1
16	CNRM-CM5	r4i1p1	38	MIROC5	r1i1p1
17	CNRM-CM5	r6i1p1	39	MIROC-ESM	r1i1p1
18	CSIRO-Mk3.6.0	r10i1p1	40	MIROC-ESM-CHEM	r1i1p1
19	CSIRO-Mk3.6.0	r1i1p1	41	MPI-ESM-LR	r1i1p1
20	CSIRO-Mk3.6.0	r2i1p1	42	MPI-ESM-LR	r2i1p1
21	CSIRO-Mk3.6.0	r3i1p1	43	MPI-ESM-LR	r3i1p1
22	CSIRO-Mk3.6.0	r4i1p1	44	MRI-CGCM3	r1i1p1
			45	NorESM1-M	r1i1p1

REFERENCIAS

- Ayyub, B.M. and R.H. McCuen, 2011. Probability, Statistics and Reliability for Engineers and Scientists. 639 pp., CRC Press, Boca Ratón, FL, USA.
- Bown, F. and A. Rivera, 2007. Climate Change and Recent Glacier Behaviour in the Chilean Lake District. *Global and Planetary Change*, 59(1): 79-86. DOI: 10.1016/j.gloplacha.2006.11.015.
- Bras, R.L., R. Buchenan and K.C. Curry, 1983. Real Time Adaptation Closed Loop Control of Reservoir with the High Aswan Dam as a Case Study. *Water Resources Research* 19(1): 33-52. DOI: 10.1029/WR019i001p00033.
- Chen, J., F.P. Brissette and R. Leconte, 2011. Uncertainty of Downscaling Methods in Quantifying the Impact of Climate Change on Hydrology. *Journal of Hydrology*, 401(3): 190-202. DOI:10.1016/j.jhydrol.2011.02.020.
- Clark, M.P. and R.S. Pulwarty, 2003. Devising Resilient Responses to Potential Climate Change Impact. *Ogmios: Newsletter of the Center for Science and Technology Policy Research*, 5: 2-3.
- Datta, B. and M.H. Houck, 1984. A Stochastic Optimization Model for Real-Time Operation of Reservoirs Using Uncertain Forecasts. *Water Resources Research* 20(8): 1039-1046. DOI: 10.1029/WR020i008p0139.
- Fowler, H.J., C.G. Kilsby, P.E. O'connell, and A. Burton, 2005. A Weather-Type Conditioned Multi-Site Stochastic Rainfall Model for the Generation of Scenarios of Climatic Variability and Change. *Journal of Hydrology*, 308(1): 50-66. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.10.021.
- Giese, B.S., S.C. Urizar and N.S. Fučkar, 2002. Southern Hemisphere Origins of the 1976 Climate Shift. *Geophysical Research Letters*, 29(2). DOI: 10.1029/2001GL013268.
- Greene, A.M., M. Hellmuth and T. Lumsden, 2012. Stochastic Decadal Climate Simulations for the Berg and Breede Water Management Areas, Western Cape Province, South Africa. *Water Resources Research*, 48(6):1-13. DOI: 10.1029/2011WR011152.
- Hallegatte, S., 2009. Strategies to Adapt to an Uncertain Climate Change. *Global Environmental Change*, 19(2): 240-247. DOI: 10.1016/j.gloenvcha.2008.12.003.
- Hawkins, E. and R Sutton, 2011. The Potential to Narrow Uncertainty in Projections of Regional Precipitation Change. *Climate Dynamics*, 37(1-2): 407-418. DOI: 10.1007/s00382-010-0810-6.
- Kim, U. and J.J. Kaluarachchi, 2009. Climate Change Impacts on Water Resources in the Upper River Basin, Ethiopia. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 45(6): 1361-1378. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2009.00369.x.
- Kiparsky, M., A. Milman, and S. Vicuña, 2012. Climate and Water: Knowledge of Impacts to Action on Adaptation. *Annual Review of Environment and Resources*, 37: 163-194. DOI: 10.1146/annurev-environ-050311-093931.
- Lettenmaier, D.P., A.W. Wood, R.N. Palmer, E.F. Wood, and E.Z. Stakhiv, 1999. Water Resources Implications of Global Warming: A US Regional Perspective. *Climatic Change*, 43(3): 537-579. DOI: 10.1023/A:1005448007910.
- Milly, P.C.D., J. Betancourt, M. Falkenmark, R.M. Hirsch, Z.W. Kundzewicz, D.P. Lettenmaier, and R.J. Stouffer, 2008. Stationarity Is Dead: Whither Water Management? *Science*, 319(1): 573-574. DOI: 10.1126/science.1151915.
- Milly, P.C.D., J. Betancourt, M. Falkenmark, R. M. Hirsch, Z.W. Kundzewicz, D.P. Lettenmaier, R.J. Stouffer, M.D. Dettinger and V. Krysanova, 2015. On Critiques of “Stationarity is Dead: Whither Water Management?” *Water Resources Research*, 51(9): 7785-7789. DOI: 10.1002/2015WR017408.

- Moss, R.H., J.A. Edmonds, K.A. Hibbard, M.R. Manning, S.K. Rose, D.P. VanVuuren, T.R. Carter, S. Emori, M. Kainuma, T. Kram, G.A. Meehl, J.F.B. Mitchell, N. Nakicenovic, K. Riahi, S.J. Smith, R.J. Stouffer, A.M. Thomson, J.P. Weyant and T.J. Wilbanks, 2010. The Next Generation of Scenarios for Climate Change Research and Assessment. *Nature*, 436(7282): 747-756. DOI: 10.1038/nature08823.
- Myers, D., 1994. Spatial Interpolation: an Overview. *Geoderma*, 62(1): 17-28. DOI: 10.1016/0016-7061(94)90025-6.
- Obeyssekera, J. and J.D. Salas, 2013. Quantifying the Uncertainty of Design Floods Under Nonstationary Conditions. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7): 1438-1446. DOI: 10.1061/(ASCE)He.1943-5584.0000931.
- Ouyang, F., H. Lü, Y. Zhu, J. Zhang, Z. Yu, X. Chen and M. Li, 2014. Uncertainty Analysis of Downscaling Method in Assessing the Influence of Climate Change on Hydrology. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 28: 991-1010. DOI 10.1007/s00477-013-0796-9.
- Rajagopalan, B. and U. Lall, 1999. A k-nearest neighbor simulation for daily precipitation and other weather variables. *Water Resources Research*, 35(10): 3089-3101. DOI: 10.1029/1999WR900028.
- Schaefli, B., B. Hingray and A. Musy, 2007. Climate Change and Hydropower Production in the Swiss Alps: Quantification of Potential Impacts and Related Modelling Uncertainties. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 11(3): 1191-1205. DOI: 10.5194/hess-11-1191-2007,2007.
- Serinaldi, F. and C.G. Kilsby, 2015. Stationarity is Undead: Uncertainty Dominates the Distribution of Extremes. *Advances in Water Resources*, 77: 17-36. DOI: 10.1016/j.advwaters.2014.12.013.
- Shortridge, J., T. Aven and S. Guikema, 2017. Risk Assessment Under Deep Uncertainty: A Methodological Comparison. *Reliability Engineering & System Safety*, 159: 12-23. DOI: 10.1016/j.res.2016.10.017.
- Taylor, K.E., R.J. Stouffer and G.A. Meehl, 2012. An Overview of CMIP5 and the Experiment Design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4). DOI: 10.1175/BAMS-D-11-00094.1.
- Thober, S., J. Mai., and M Zink, 2014. Stochastic Temporal Disaggregation of Monthly Precipitation for Regional Gridded Data Sets. *Water Resources Research*, 50(11): 8714-8735. DOI: 10.1002/2014WR015930.
- Vogel, R.M., C. Yaindl and M. Walter, 2011. Nonstationarity: Flood Magnification and Recurrence Reduction Factors in the United States. *Journal of the American Water Resources Association*, 47(3): 464-474. DOI: 10.1111/j.1752-1688.2011.00541.x.
- Wilby, R.L. and S. Dessai, 2010. Robust Adaptation to Climate Change. *Weather*, 65(7), 180-185. DOI: 10.1002/wea.543.
- Yung, B.B., B.A. Tolson and D.H. Burn, 2011. Risk Assessment of a Water Supply System under Climate Variability: a Stochastic Approach. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 38(3): 252-262. DOI: 10.1139/L10-132.