



## X SEMINARIO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA Y OPERACIÓN PORTUARIA

### ANÁLISIS NO-ESTACIONARIO DE VALORES EXTREMOS (NEVA) EN UN CONTEXTO DE CAMBIO CLIMÁTICO

BENJAMÍN CARRIÓN<sup>1</sup> ROBERTO AGREDANO<sup>2</sup>

#### RESUMEN

En los últimos años se han observado cambios en variables hidrológicas y meteoceánicas hidrodinámicas tales como oleaje o caudales de ríos, en particular, en la frecuencia y magnitud de sus eventos extremos. Estas modificaciones se explican fundamentalmente como una respuesta al cambio climático global. Las herramientas tradicionales de evaluación de valores extremos (EVA) son insuficientes para analizar las tendencias observadas, ya asumen que los eventos extremos siguen una distribución de probabilidad estacionaria. Como alternativa se propone un análisis no-estacionario de valores extremos (NEVA), en donde los parámetros de la distribución a ajustar evolucionan en el tiempo. Se propone utilizar la concentración global de CO<sub>2</sub> como variable explicativa de estos parámetros. La metodología permite predecir la evolución de los valores extremos para distintos horizontes de evaluación como respuesta a diversos escenarios globales de emisión. Se presenta un caso de estudio en la zona central de Chile en donde NEVA permite evaluar de mejor manera los eventos extremos cambiantes, pero la metodología es aplicable de forma amplia, en particular para el oleaje.

---

<sup>1</sup>Coastal consultant lead, Ausenco, [benjamin.carrion@ausenco.com](mailto:benjamin.carrion@ausenco.com)

<sup>2</sup>Líder modelado matemático, PRDW, [ragredano@prdw.com](mailto:ragredano@prdw.com)

## **ANÁLISIS NO-ESTACIONARIO DE VALORES EXTREMOS (NEVA). CASO DE ESTUDIO: CAUDALES EXTREMOS RÍO MAIPO**

### **1. INTRODUCCIÓN**

El río Maipo es uno de los ríos más relevantes de la zona Central de Chile, en donde vive la mayor parte de la población. El río atraviesa zonas urbanas e industriales, aportando agua para riego, producción de agua potable, y generación eléctrica. Hidrológicamente presenta un régimen mixto, con sus mayores crecidas asociadas a eventos pluviales.

En los últimos 10 a 15 años se ha observado una marcada disminución de los caudales del río, tanto operacionales (medios) como extremos, en lo que ha sido denominado como una "mega sequía" o "sequía estructural" de la zona central (CR(2), 2015). Los efectos de esta disminución se han evidenciado mediante una mayor intrusión salina en el estuario, disminución de niveles en distintos sectores, y en su punto más álgido en el cierre de la boca del río, en el verano entre 2022 y 2023 (CIGIDEN, 2023).

En este trabajo proponemos utilizar los caudales extremos del Maipo cerca de su desembocadura como un caso ilustrativo de las deficiencias que existen en las metodologías de análisis de valores extremos (EVA<sup>1</sup>) tradicionalmente utilizadas, y proponer una estrategia para incorporar de manera eficiente las tendencias observadas en los datos. La metodología propuesta no está limitada a aplicaciones fluviales, sino a cualquier variable ambiental a la cual pueda realizarse un análisis de valores extremos. En particular, en el contexto del SIOP, esta metodología puede usarse para evaluar los valores extremos del oleaje, relevantes para proyectos portuarios.

### **2. ANÁLISIS DE VALORES EXTREMOS (EVA)**

El régimen extremo del río Maipo ha sido ampliamente estudiado, tanto por la academia como por la industria, por lo que en este trabajo no se detallará sus características hidrológicas. Se opta por un análisis estadístico que permita mantener el foco en la metodología de evaluación sin entrar al detalle de los procesos físicos particulares. Se trabaja con los datos de caudales instantáneos en la estación Cabimbao, cercana a la desembocadura del río. Estos son curados y puestos a libre disposición por la Dirección General de Aguas (DGA) en su portal de datos.

En términos generales, un EVA sobre datos históricos considera los siguientes pasos:

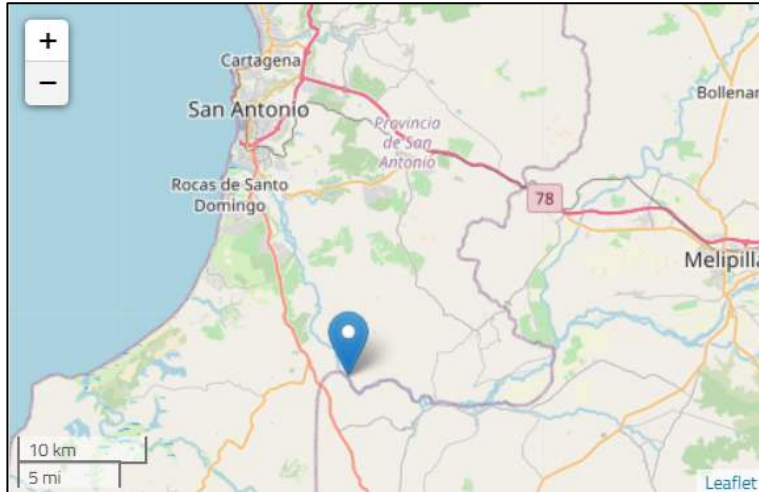
- A. Selección de los valores extremos.
- B. Determinación de frecuencia empírica de los datos.
- C. Ajuste de distribución teórica.
- D. Predicción de valores extremos para probabilidades no observadas.

Este último punto es crucial. El objetivo de un EVA suele ser estimar los valores extremos que determinarán el diseño de la infraestructura. Típicamente, interesan las bajas probabilidades de ocurrencia asociadas a períodos de retorno del orden de 100 o 200 años. Se volverá sobre este punto en la sección § 4.

---

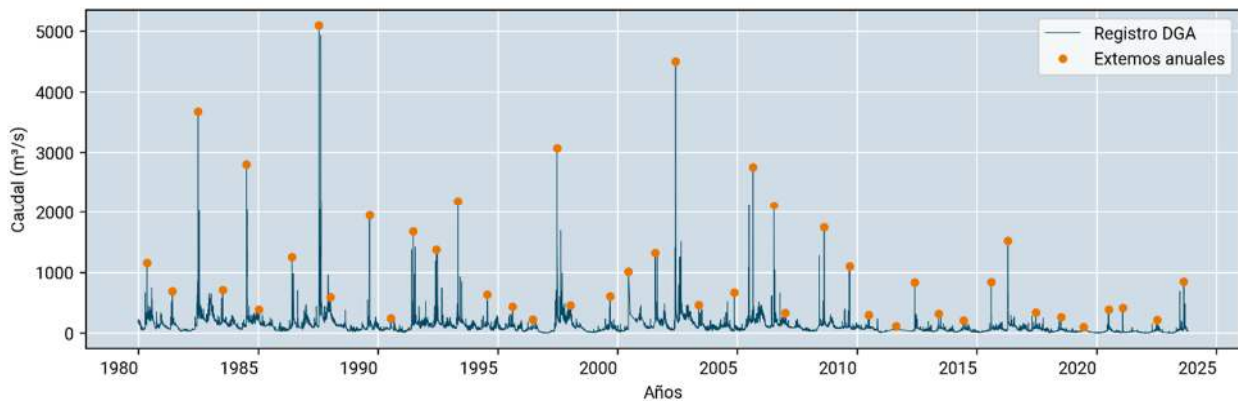
<sup>1</sup> Extreme Value Analysis, por sus siglas en inglés

**Figura 1: Ubicación referencial estación Cabimbao en río Maipo.**



En la **Figura 2** se presenta la serie de datos de caudales del río Maipo en Cabimbao, que serán la base del análisis de este documento. También se indican mediante puntos naranjos los máximos anuales, los que han sido seleccionados como valores extremos, cumpliendo así el paso A. Típicamente, es posible escoger valores extremos sobre un umbral (POT<sup>2</sup>) o valores máximos en un período de tiempo, como en este caso. La elección sobre un método u otro depende fuertemente de las características del sistema físico que se está analizando. En este trabajo dejaremos fuera el análisis POT para centrarnos en la metodología. En la práctica el umbral utilizado también podrá variar con la concentración de CO<sub>2</sub>.

**Figura 2: Caudales instantáneos y máximos anuales del Maipo en estación Cabimbao.**



Fuente: Dirección General de Aguas (DGA).

Para determinar la frecuencia empírica de los datos (paso B de la metodología) éstos son rankeados (ordenados de menor a mayor) y se realiza una estimación de la función acumulada de probabilidad (CDF<sup>3</sup>) siguiendo la ecuación (1), en donde **j** corresponde a la posición en el ranking del valor **x<sub>j</sub>**. La función adicionalmente utiliza dos parámetros adicionales, **α** y **β**, los que

<sup>2</sup> Peak Over Threshold, por sus siglas en inglés

<sup>3</sup> Cumulative Distribution Function, por sus siglas en inglés

permiten modificar ligeramente el ajuste, en función del tipo de variable analizada. En este caso se optó por un ajuste tipo Hazen, en donde  $\alpha = \beta = 0.5$ .

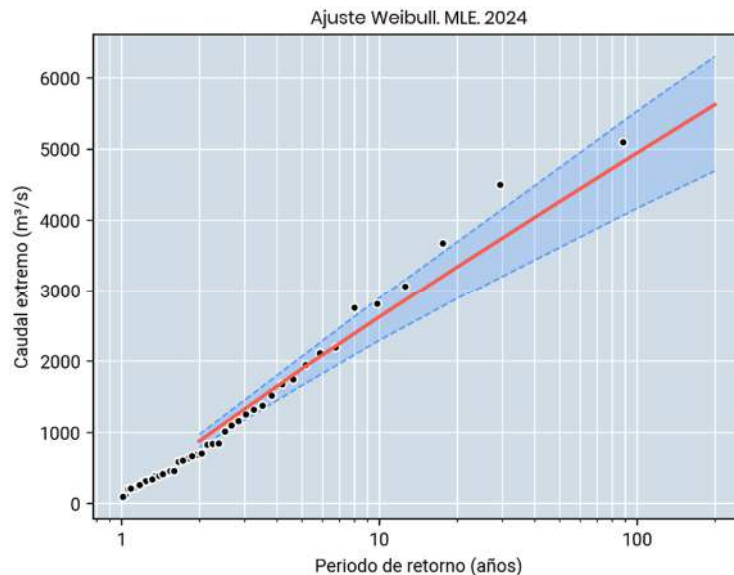
$$CDF(x_j|\alpha, \beta) = \frac{j - \alpha}{n + 1 - \alpha - \beta} \quad (1)$$

El paso C consiste en ajustar una distribución teórica a la distribución empírica observada, lo que en la práctica significa estimar el valor de los parámetros de la distribución. Existe un amplio abanico de distribuciones candidatas. Para este caso puntual se escoge la distribución Weibull, que tiene dos parámetros,  $\lambda$  asociado a la forma y  $\sigma$  asociado a la escala, según la ecuación (2). Tanto los parámetros como la variable  $x$  deben ser positivos.

$$pdf(x|\lambda, \sigma) = \frac{\lambda}{\sigma} \left(\frac{x}{\sigma}\right)^{\lambda-1} e^{-\left(\frac{x}{\sigma}\right)^\lambda} \quad (2)$$

Nuevamente, existen distintas alternativas para realizar la estimación de los parámetros. Típicamente se utilizan metodologías frecuentistas, es decir que entregan un único valor por parámetro, minimizando alguna métrica de similitud entre la distribución teórica y empírica. Las más utilizadas corresponden a estimación por mínimos cuadrados, el método de momentos, y método de máxima probabilidad (MLE<sup>4</sup>). Este último fue escogido en el análisis.

**Figura 3: EVA caudales extremos, método de máximo de probabilidad (MLE). Área azul muestra el intervalo de confianza al 50%.**



En la **Figura 3** se presenta el ajuste obtenido para el caso de estudio, mediante una curva roja. La coordenada horizontal representa el período de retorno, en un eje logarítmico, mientras que la coordenada vertical representa el valor del caudal instantáneo extremo. Los datos utilizados para ajustar la distribución se presentan mediante puntos negros, relacionando sus valores extremos

<sup>4</sup> Maximum Likelihood Estimator, por sus siglas en inglés

con el período de retorno estimado. El mejor ajuste se obtuvo para los parámetros de forma  $\lambda = 1.094$  y escala  $\sigma = 1223.8$ .

Finalmente, la estimación de los valores extremos para distintos períodos de retorno de diseño (paso D) se presenta en la Tabla 1, junto con una estimación del intervalo de confianza al 50%, también presentado gráficamente en la **Figura 2** mediante un área celeste.

**Tabla 1: Valores extremos estimados (MLE) para períodos de retorno característicos.**

Período de retorno (años)	Caudal instantáneo extremo (m <sup>3</sup> /s)		
	Mejor estimación	Límite inferior intervalo de confianza 50%	Límite superior intervalo de confianza 50%
50	4260	3865	4686
100	4945	4456	5414
200	5621	5013	6155

En rigor, los métodos frecuentistas no entregan directamente este intervalo de confianza, sino que deben ser calculados ex post, mediante alguna metodología ad-hoc como *bootstrapping* o test de hipótesis. En contraste, los métodos Bayesianos permiten obtener una estimación del histograma de los parámetros de la distribución de valores extremos (Carrión, 2018) haciendo la estimación de intervalos de confianza un proceso natural y controlable dentro del análisis.

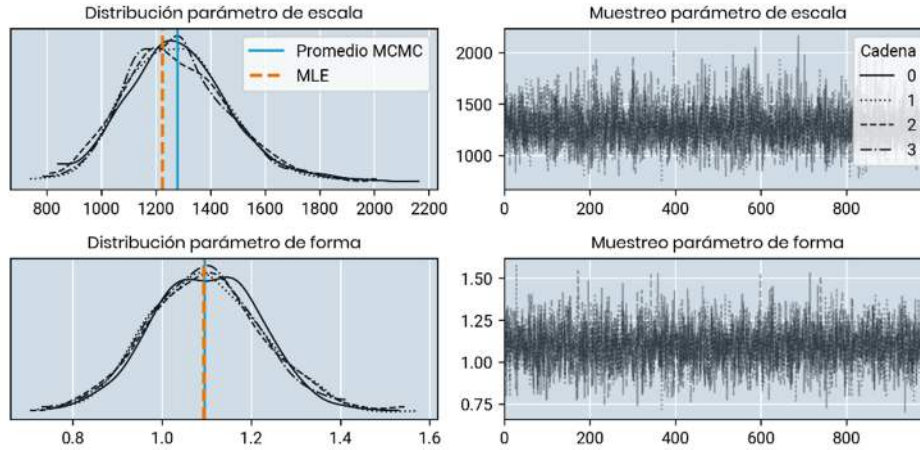
Adicionalmente, los métodos Bayesianos permiten agregar al modelo información a priori sobre sus parámetros y restricciones. El mayor costo computacional requerido por la inferencia Bayesiana (e.g. el algoritmo MCMC<sup>5</sup>) queda más que compensado con una mejor caracterización de los supuestos e incertidumbres del modelo.

A modo de ejemplo, en la **Figura 4** se presenta la distribución obtenida para los dos parámetros de escala y forma de la distribución Weibull. Se observa que los valores promedio son prácticamente idénticos a los obtenidos mediante el método frecuentista (MLE), pero se obtiene una detallada descripción de su rango de variación.

Hasta acá, todo es terreno conocido. Sin embargo, este enfoque es poco útil para evaluar tendencias en los datos, como las observadas por la sequía estructural de la zona central. El motivo es uno de los supuestos centrales del análisis, que muchas veces pasa desapercibido: se asume que los datos son independientes, e idénticamente distribuidos. En este trabajo proponemos que este supuesto de estacionariedad no se cumple en un contexto de cambio climático, caracterizado precisamente por el cambio en el tiempo de las variables ambientales.

<sup>5</sup> Monte Carlo Markov Chain, por sus siglas en inglés

**Figura 4: Distribución de parámetros de distribución Weibull, MCMC.**



### 3. CAMBIO CLIMÁTICO

Se conoce coloquialmente como cambio climático al proceso de generación antrópica de gases de efecto invernadero, aumentando la capacidad de la Tierra de retener energía desde el sol. Los principales efectos observados hasta el momento incluyen: aumento de la temperatura media global, aumento del nivel del mar global, derretimiento de glaciares, cambios en los patrones de clima, en particular una mayor frecuencia e intensidad de eventos extremos (IPCC, 2021).

El gas de efecto invernadero más abundante corresponde al dióxido de carbono, CO<sub>2</sub>. En la **Figura 5** se presentan registros históricos de su concentración en la atmósfera, mediante diversas técnicas de medición. Se observa que en los últimos ~60 millones de años, la concentración de CO<sub>2</sub> bajó desde un millón de partes por millón (ppm) hasta cerca de 300 ppm. También se observa que, durante el último millón de años, este valor se ha mantenido consistentemente en una banda entre los 200 y 300 ppm. Solamente en los últimos 150 años el nivel ha vuelto a subir a niveles por sobre 400 ppm, no vistas en millones de años.

Adicionalmente a los registros, se cuenta con predicciones de concentración como respuesta a potenciales familias de caminos de desarrollo socioeconómicos (SSP<sup>6</sup>), ordenados desde el más optimista (reducción inmediata de emisiones más esquemas agresivos de captura) al más pesimista (aumento exponencial de emisiones):

- SSP1: Sostenibilidad ("tomando el camino verde")
- SSP2: "Camino del medio"
- SSP3: Rivalidad regional ("camino rocoso")
- SSP4: Inequidad ("camino dividido")
- SSP5: Desarrollo basado en combustibles fósiles ("Tomando la carretera")

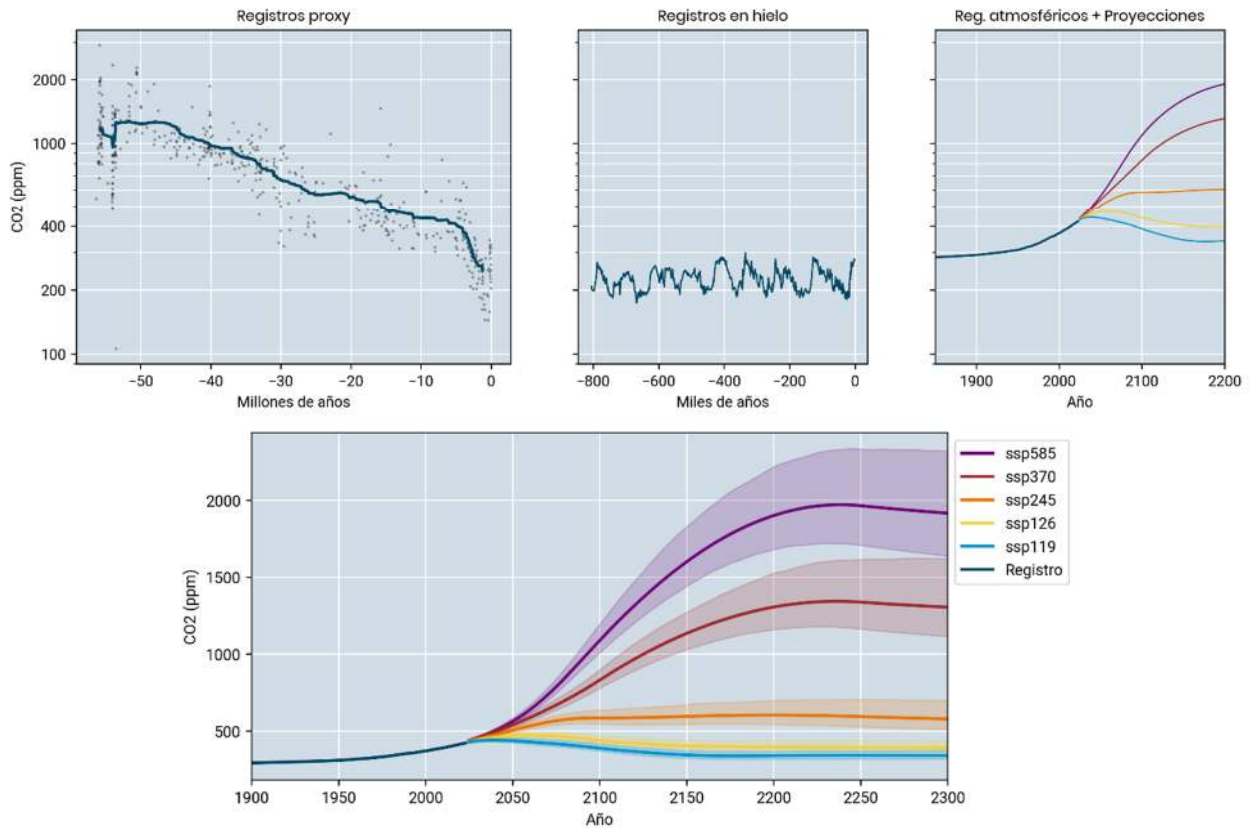
Las predicciones se presentan de forma comparativa con los registros históricos en el panel derecho superior de la **Figura 5**. El panel inferior presenta un acercamiento a las predicciones, con sus respectivas bandas de confianza, al 50%. Se observa que, en el escenario más

<sup>6</sup> Socioeconomic Share Paths, por sus siglas en inglés



desfavorable, se podría llegar a registros por sobre los observados más de 60 millones de años atrás. Si bien hay incertidumbre sobre cuál será el camino de desarrollo que realmente será seguido, hasta hoy se estima que lo más probable es que se ubique entre el 3 y 4.

**Figura 5: Registros históricos y proyecciones de CO<sub>2</sub> atmosférico según caminos socioeconómicos (SSP).**

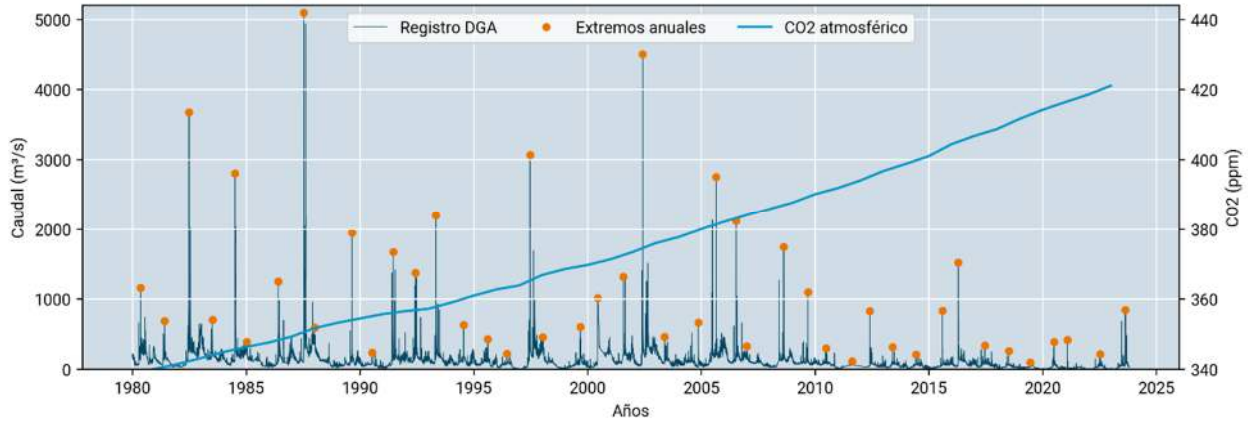


Fuente: IPCC, AR6, WG1 (2021).

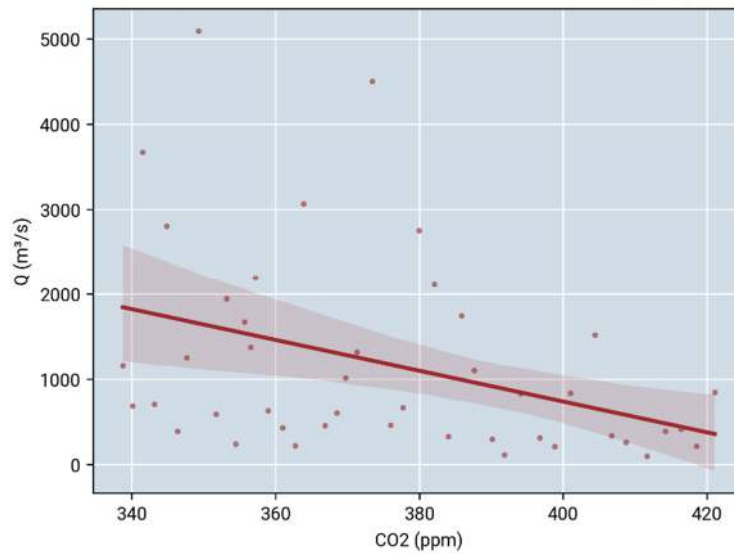
De forma simplificada, los efectos observados del cambio climático en Chile central incluyen un aumento de la temperatura promedio, junto con una disminución de las precipitaciones. En la **Figura 6** se presenta la serie de tiempo de caudales instantáneos en el río Maipo en la estación Cabimbao, pero ahora se incluye como referencia la concentración media de CO<sub>2</sub> atmosférico. Cualitativamente, se observa que los menores caudales, tanto promedio como extremos, se registraron durante los últimos ~15 años, cuando se han registrado las mayores concentraciones de dióxido de carbono.

Cuantitativamente, en la **Figura 7** se observa una correlación débil entre los caudales máximos anuales y la concentración de CO<sub>2</sub>. La correlación no es suficiente para explicar completamente la disminución de los caudales extremos, pero sí indica una tendencia clara. En principio, podría pensarse en algún mejor predictor, como la lluvia máxima o acumulada anual en algún lugar de la cuenca, la cual podría presentar un mayor poder predictivo de los caudales extremos.

**Figura 6: Series de tiempo de caudales instantáneos del Maipo y CO<sub>2</sub> atmosférico.**



**Figura 7: Correlación entre caudales máximos anuales del Maipo y CO<sub>2</sub> atmosférico.**



El principal problema de este enfoque es que es muy difícil contar con predicciones futuras de estas variables explicativas. En otras palabras: predecir cuál será el comportamiento futuro de, por ejemplo, las lluvias en Chile central es un problema igual de difícil de resolver que predecir la estadística de caudales. No obstante, con lo que sí se cuenta es con predicciones de CO<sub>2</sub>, en función de las políticas públicas que se adopten globalmente.

#### 4. ANÁLISIS NO-ESTACIONARIO DE VALORES EXTREMOS (NEVA)

Considerando la discusión presentada en las secciones anteriores, se propone evaluar los caudales extremos del Maipo mediante un análisis no-estacionario (NEVA). La idea central de este enfoque es considerar que los parámetros que definen la distribución a ajustar no son constantes, sino que varían en el tiempo (ver Robin et al. 2020, De Leo et al. 2021, Radfar et al. 2023). Este supuesto es consistente con la evidencia observada en el comportamiento del río.



En particular, en este trabajo se propone utilizar a la concentración de CO<sub>2</sub> atmosférico como variable explicativa, ya que se cuenta con un robusto registro histórico, y predicciones bien definidas. Si bien, con esta relación se deja fuera toda la compleja física de los procesos atmosféricos e hidrológicos, se considera que este supuesto es consistente con las tendencias observadas, en donde el efecto del cambio climático es estadísticamente significativo.

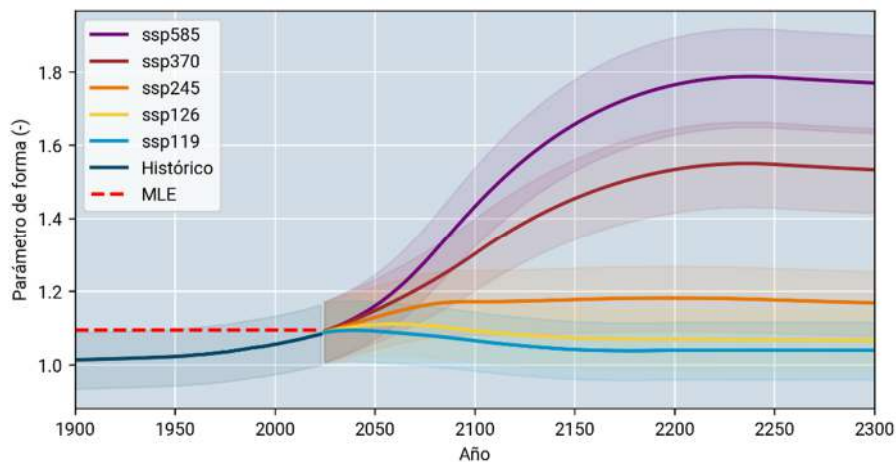
Al igual que en Carrión (2018), la herramienta propuesta para realizar el ajuste corresponde al algoritmo MCMC implementado en python en el paquete pyMC (Salvatier et al. 2016). El enfoque Bayesiano permite entregar información a priori de los parámetros del modelo y sus relaciones, cuya distribución es luego actualizada en función de la evidencia disponible. Como resultado se obtienen histogramas de los parámetros y sus relaciones.

Para simplificar el ejemplo, se ha decidido considerar como variable sólo al parámetro de forma  $\lambda$ , ya que las proyecciones Weibull son más sensibles a cambios en el parámetro de forma que al de escala, para los rangos estimados por el método MLE. Por lo tanto, la función de densidad de probabilidad Weibull que se busca ajustar con el método NEVA presenta la siguiente forma:

$$pdf(x | \lambda(CO_2), \sigma) = \frac{\lambda(CO_2)}{\sigma} \left(\frac{x}{\sigma}\right)^{\lambda(CO_2)-1} e^{-\left(\frac{x}{\sigma}\right)^{\lambda(CO_2)}} \quad (3)$$

Como punto de partida para ambos parámetros se consideran las distribuciones estacionarias (de valores positivos) obtenidas en el EVA. Para correlacionar el parámetro de forma con la concentración de CO<sub>2</sub> se propone corregir el valor estacionario por un factor, siempre positivo, que sigue una función asintótica con CO<sub>2</sub>. Esta es una decisión del modelo, y perfectamente podrían escogerse otras relaciones, en función del problema físico a resolver.

**Figura 8: Proyección parámetro de forma Weibull según caminos socioeconómicos (SSP).**



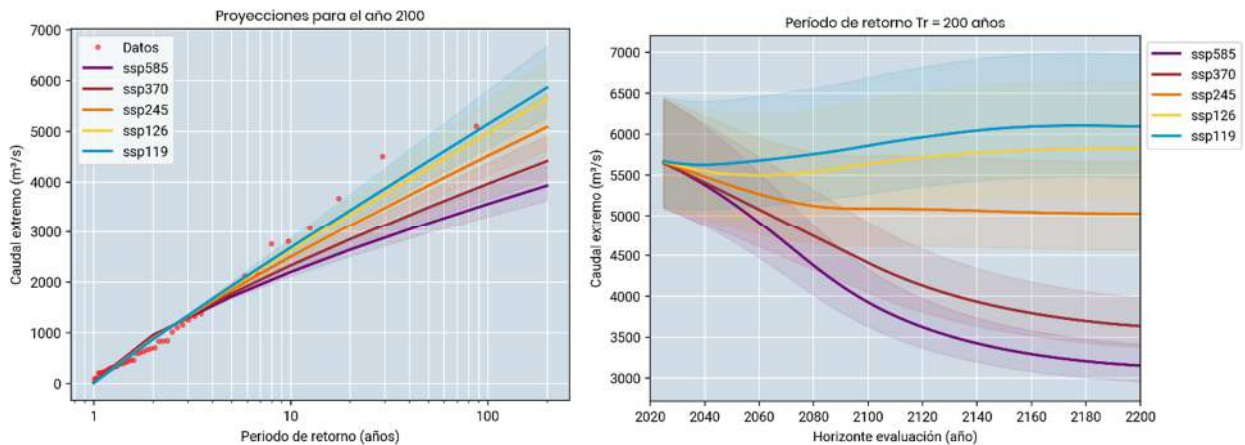
En la **Figura 8** se presenta la evaluación del factor de forma promedio en el tiempo (indirectamente, como función de la concentración de CO<sub>2</sub>, que cambia en el tiempo). Se presenta la evolución histórica y las proyecciones para los 5 SSP analizados. Las bandas de colores indican un intervalo de confianza del 50% para cada estimación. Adicionalmente, también se incluye el valor estacionario obtenido mediante MLE, como referencia.

Se observa que el valor estacionario es similar a la serie de tiempo histórica, por lo que los métodos EVA y NEVA son consistentes para concentraciones recientes de CO<sub>2</sub>. Se observa, además, una correlación positiva entre la concentración de CO<sub>2</sub> y el factor de forma: éste último aumenta a mayor CO<sub>2</sub>, y disminuye si la concentración de CO<sub>2</sub> baja.

Para los SSP más pesimistas, se observan aumentos del factor de forma cercanos a +70% en los próximos 70 años. Esto se traducirá en caudales extremos más bajos para un mismo nivel de probabilidad. En el panel izquierdo de la **Figura 9** se presenta una familia de curvas de ajuste Weibull evaluados al año 2100, agrupados por SSP. Nuevamente, las bandas corresponden a un 50% de confianza. Como referencia también se presentan los datos utilizados en el ajuste, graficados en sus probabilidades empíricas de ocurrencia (se hace énfasis al lector sobre el supuesto fundamental de este enfoque: que las probabilidades evolucionan en el tiempo).

En el panel derecho de la misma figura se presentan los valores de caudales extremos con una probabilidad de ocurrencia asociada a un período de retorno de 200 años, nuevamente agrupados por SSP. Se observa que para la mayoría de los SSP se espera una disminución de los caudales extremos para los próximos 40 años. Sólo para los SSP más optimistas los valores vuelven a los valores actuales y se mantienen relativamente constantes, lo que es consistente con una menor modificación del clima global.

**Figura 9: Ajuste Weibull por SSP para horizonte de evaluación 2100 (izquierda). Variación de caudal asociado a período de retorno 200 años por SSP (derecha).**



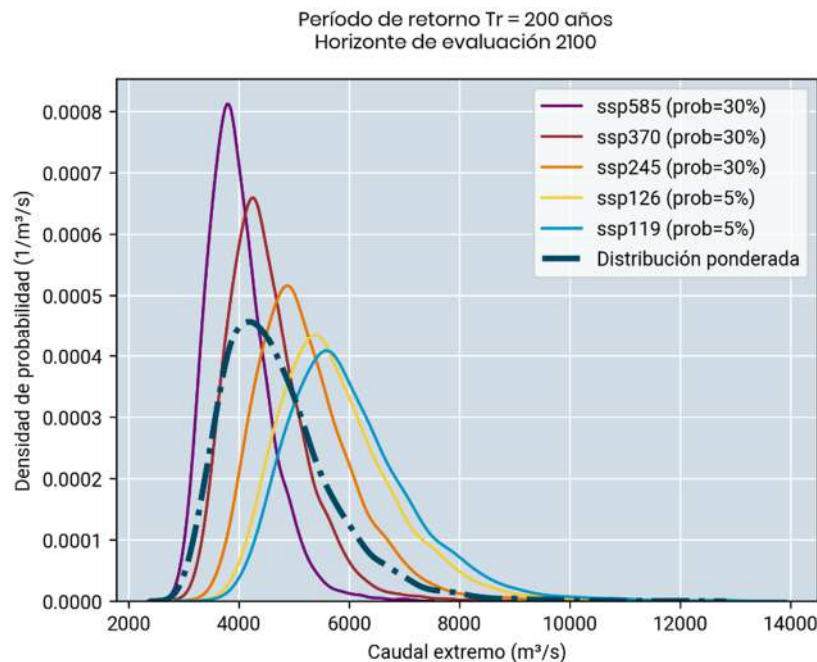
Siguiendo esta metodología NEVA es posible evaluar las tendencias observadas en el caudal del río Maipo durante las últimas décadas, y hacer predicciones de su comportamiento futuro. Esto es relevante tanto para la infraestructura ubicada en las cercanías del río, como para los procesos de producción de agua potable, generación eléctrica, y riesgos de inundación, entre otros.

Finalmente, es importante resaltar que los resultados se presentan asociados a distintos SSP y sus respectivos escenarios de emisión, existe incertidumbre sobre cuál camino será finalmente recorrido por la humanidad en los próximos años. Tradicionalmente, muchos diseños simplemente toman como criterio escoger alguno de estos caminos (por ejemplo, el más probable, o el más conservador). Sin embargo, este enfoque permite ir un paso más allá y asignar probabilidades a los distintos escenarios, obteniendo una única distribución para utilizar en el diseño. Por supuesto, asignar probabilidades a distintos escenarios es una decisión arbitraria, pero no es más arbitraria

que escoger sólo un escenario para la evaluación. Al contrario, permite incorporar conocimiento experto sobre el desarrollo del cambio climático e incorporar la información de cada resultado en el diseño.

A modo de ejemplo, en la siguiente figura se presenta una distribución ponderada para los valores extremos asociados a un período de retorno de 200 años, típicamente utilizados para el diseño, esperados para el horizonte de evaluación del año 2100. Se le entrega una misma probabilidad (30%) a los 3 escenarios más conservadores, y una baja probabilidad (5%) a los escenarios más favorables. Se observa que los caudales tienen a bajar drásticamente mientras mayor sea la concentración de CO<sub>2</sub> asociada al SSP escogido. La distribución ponderada presenta una varianza mayor a la de cada escenario individual, incorporando la incertidumbre inherente a la elección de un solo escenario para el diseño.

**Figura 10: Ajuste Weibull por SSP y ponderado.**



Finalmente, se reitera lo indicado en la introducción: la metodología presentada en este trabajo no está restringida a aplicaciones fluviales, sino que puede ser utilizada para evaluar el comportamiento extremo de cualquier variable ambiental. En particular, se plantea la necesidad de su uso para evaluar el oleaje extremo en un contexto de cambio climático, lo que suele ser una fuente de incertidumbre para los proyectos portuarios.

## 5. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentó un caso de estudio de análisis no-estacionario de valores extremos (NEVA) aplicado a los caudales extremos del río Maipo en su desembocadura. El río ha evidenciado una menor frecuencia y menores valores extremos durante los últimos ~15 años. Las metodologías tradicionales de análisis de valores extremos (EVA) son incapaces de incorporar

estas tendencias observadas, ya que se basan en el supuesto que todas las crecidas siguen una misma distribución de probabilidad.

Este supuesto claramente no se cumple en un contexto de cambio climático. Los caudales extremos del Maipo evidencian una correlación negativa con la concentración del gas de efecto invernadero más abundante en la atmósfera, el dióxido de carbono CO<sub>2</sub>. Como alternativa, se propone un análisis no-estacionario de valores extremos (NEVA) que asume una evolución temporal de los parámetros de la distribución a ajustar. Adicionalmente, se propone utilizar la concentración de CO<sub>2</sub> como variable explicativa de estos parámetros.

Se desarrolló un modelo de inferencia Bayesiana, el cual permite agregar información de la física relevante (sus valores esperados, distribuciones, y relaciones con el CO<sub>2</sub>) y obtener las distribuciones de los parámetros de la función de probabilidad extrema, y su variación en el tiempo como respuesta a las proyecciones de CO<sub>2</sub> asociadas a los distintos caminos socioeconómicos (SSP). De este modo es posible estimar la evolución de los valores extremos (normalmente de diseño) para distintos horizontes de tiempo.

El enfoque propuesto presenta claras ventajas. Permite estimar la tendencia de los valores extremos como respuesta al cambio climático, cuantificando la incertidumbre en las estimaciones. El desarrollo del modelo y el costo computacional son tareas menores comparadas con la alternativa (realizar simulaciones globales de clima para cada SSP, estimar climas de precipitaciones, acoplar con modelos hidrológicos para estimar escorrentía, etc.) por lo que es posible tener estimaciones en plazos acotados. El enfoque Bayesiano es altamente flexible y permite incorporar conocimiento experto sobre los procesos físicos y los parámetros que los representan.

Finalmente, permite evaluar las incertidumbres propias del cambio climático mediante un esquema de riesgos: cada camino socioeconómico posible presenta una distribución de valores extremos, que evoluciona en el tiempo. Una aplicación directa de este tipo de resultados es el diseño probabilístico, en el cual es necesario conocer la distribución de las fuerzas solicitantes. Se podría pensar en la minimización del riesgo total al que está expuesta la infraestructura durante toda su vida útil.

En contraparte, esta metodología también presenta limitaciones y desafíos. El principal supuesto es su aplicación es que la señal del cambio climático sobre la variable de interés es suficientemente clara. En caso de no ser así, un análisis EVA es suficiente, y no será posible estimar la evolución de los valores en el tiempo. También, al tratarse de una metodología estadística, es necesario contar con datos de buena calidad y registros de larga data, lo que puede ser desafiante en algunos escenarios. Necesariamente la física climática está simplificada y, por lo tanto, las correlaciones obtenidas pueden ser perfectibles. En este sentido, en principio es posible construir modelos más complejos, pero el mayor valor de este enfoque consiste en su simplicidad y entregar relaciones de tendencias y direcciones generales en etapas tempranas de proyectos, para orientar la toma de decisiones y refinar en etapas posteriores.

Por último, quizás el mayor desafío que presenta esta metodología consiste en la necesidad de contar con conocimiento experto, tanto en los procesos físicos como en la metodología estadística, para poder obtener resultados físicamente significativos. Es posible construir modelos cada vez más sofisticados, y descuidar los parámetros relevantes. *Garbage in, garbage out.* Aunque argumentamos que ese riesgo ya existe actualmente, con la aplicación errónea de

metodologías que no están diseñadas para lidiar con un clima cambiante. Todos los cálculos pueden estar bien hechos en un EVA, y aun así los resultados no representarán el clima de valores extremos de forma adecuada.

Cerramos este trabajo con un llamado a nuestros colegas, a la academia y a la industria. Nuestro clima está cambiando y sus efectos son visibles en nuestras costas y ríos. La forma en que seguirá cambiando es aún una incógnita y representa una incertidumbre y fuente de riesgo para nuestros proyectos costeros y fluviales. Este trabajo busca aportar a la discusión, presentando una metodología simple y aplicada, que permite cuantificar esta incertidumbre y gestionarla de una manera cuantitativa.

## 6. REFERENCIAS

Carrión, B., Puelma, A. 2018. Enfoque Bayesiano para la determinación de oleaje extremo. VIII Seminario Internacional de Ingeniería y Operación Portuaria SIO P. Talcahuano, Chile.

CIGIDEN, 2023. Cierre de desembocaduras de ríos: el colapso de los ecosistemas costeros en Chile. Disponible en <https://www.cigiden.cl/cierre-de-desembocaduras-de-rios-el-colapso-de-los-ecosistemas-costeros-en-chile/>

CR(2). 2015. Informe a la Nación. La mega-sequía 2010-2015: Una lección para el futuro

De Leo, F., Besio, G., Briganti, R., Vanem, E. 2021. Non-stationary extreme value analysis of sea states based on linear trends. Analysis of annual maxima series of significant wave height and peak period in the Mediterranean Sea. Coastal Engineering 167.

IPCC, 2021: Technical Summary. In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA

Radfar, S., Galiatsatou, P., Wahl, T. 2023. Application of nonstationary extreme value analysis in the coastal environment – A systematic literature review. Weather and Climate Extremes, 41.

Robin, Y., Ribes, A. 2020. Nonstationary extreme value analysis for event attribution combining climate models and observations. Adv. Stat. Clim. Meteorol. Oceanogr. ASCMO, 6, 205–221.

Salvatier, J., Wiecki, T. V., & Fonnesbeck, C. 2016. Probabilistic programming in Python using PyMC3. PeerJ Computer Science, 2, e55.