

**XXV CONGRESO LATINOAMERICANO DE HIDRÁULICA  
SAN JOSÉ, COSTA RICA, 9 AL 12 DE SEPTIEMBRE DE 2012**

**UTILIZACIÓN DE MODELOS NO ESTACIONARIOS PARA LA  
ESTIMACIÓN DE NIVELES DE MAREA EXTREMOS**

*Nicolás Tomazin, Roberto Castellano*

Programa de Hidráulica Marítima - Laboratorio de Hidráulica - Instituto Nacional del Agua  
Buenos Aires – Argentina  
[ntomazin@ina.gov.ar](mailto:ntomazin@ina.gov.ar); [rcastell@ina.gov.ar](mailto:rcastell@ina.gov.ar)

**RESUMEN:**

En este trabajo se propone una metodología para analizar características de no estacionariedad en series temporales y su incidencia en la estimación de valores de diseño. Como caso de aplicación se presenta el análisis de mareas extremas en el Puerto de Buenos Aires, utilizando la función de Gumbel para el ajuste de los datos.

Las hipótesis consideradas en la evaluación de modelos no estacionarios se encuentran vinculadas a la tendencia lineal asociada al incremento del nivel medio del mar y a la variabilidad climática representada por el Índice de Oscilación del Sur (IOS).

Los resultados obtenidos mostraron una mejora sustancial en el ajuste de los datos al incorporar la condición de no estacionariedad en el análisis de la serie. En ese sentido, se observó una fuerte vinculación entre el IOS y los niveles extremos de marea analizados.

Comparando valores de marea estimados por el modelo estacionario y por el no estacionario se observó que las diferencias porcentuales en favor del modelo no estacionario se incrementan gradualmente a medida que aumenta el período de retorno ( $Tr$ ) considerado, llegando a ser del orden del 6 % para valores de  $Tr = 500$  años.

**ABSTRACT:**

A methodology to analyze characteristics of non-stationary time series and his incident in the estimation of values of design is proposed by this work. Since case of application appears the analysis of extreme tides in the Port of Buenos Aires, using Gumbel distribution for the adjustment of the data.

The hypotheses considered in the evaluation of non-stationary models are linked to the linear trend associated with the increase of the mean sea-level and to the climate variability represented by the Southern Oscillation Index (SOI).

The obtained results showed a substantial improvement in the adjustment of the information on having incorporated the condition of non-stationary in the analysis of the series. In this sense, a strong entail was observed between the SOI and the extreme levels of tide analyzed.

Comparing values of tide estimated by the stationary model and by the non-stationary one was observed that the percentage differences in advantage of the not-stationary model increase gradually as it increases the return period considered ( $Tr$ ), managing to be of the order of 6 % for  $Tr = 500$  years.

**PALABRAS CLAVES:** *Mareas extremas; Modelos no estacionarios; Variabilidad climática.*

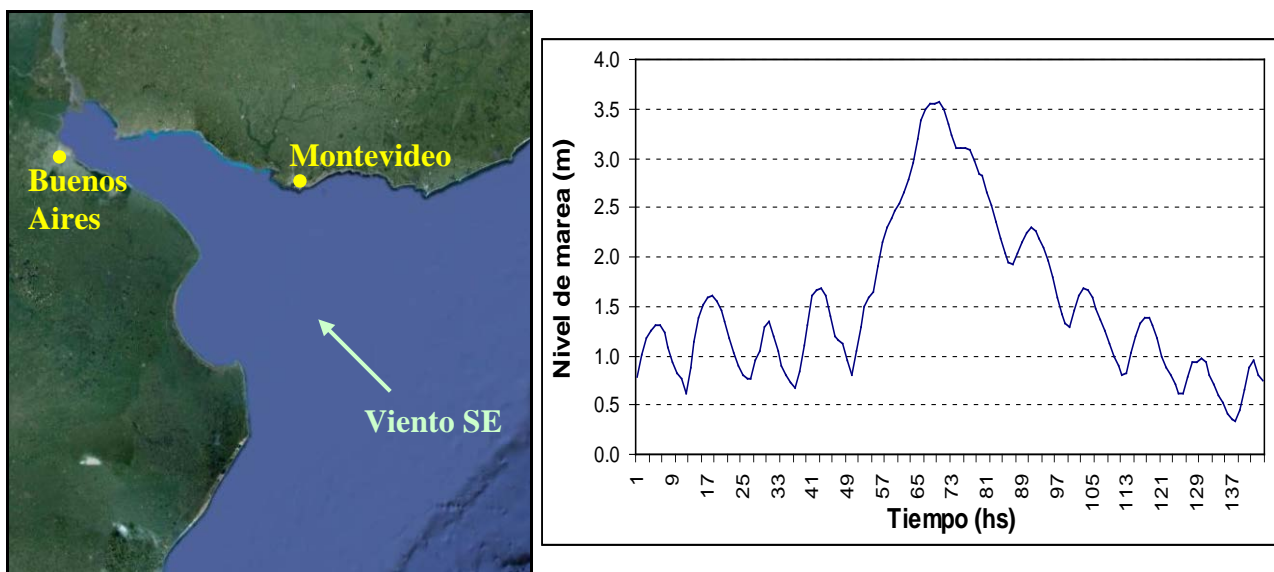
## INTRODUCCIÓN

En el campo de la ingeniería de costas, como en muchos otros, las estructuras que se diseñan con diversos propósitos están sujetas a solicitaciones de carácter esencialmente aleatorio, como el oleaje o el nivel del mar. La estimación de los valores extremos de esas variables, que tengan la probabilidad de presentarse a lo largo de la vida útil de la estructura es un aspecto básico en el dimensionamiento estructural y funcional de las mismas.

Las técnicas de análisis destinadas a estimar esos valores constituyen una herramienta de vital importancia y de uso ampliamente difundido para el dimensionamiento de obras en la ingeniería. En el caso particular de los niveles de marea, el conocimiento de valores extremos probables a largo plazo resulta fundamental para el diseño hidráulico de muchas estructuras costeras. Un ejemplo de ello son las obras de defensa contra las inundaciones, en áreas urbanas costeras o bien las obras de control contra la erosión en zonas costeras expuestas a fenómenos de sobre elevación de niveles del mar, los que resultan determinantes en el desarrollo de procesos erosivos.

Sobre el área costera de la provincia de Buenos Aires, Argentina, los eventos de niveles extremos se encuentran asociados la acción de vientos persistentes soplando desde el sector sudeste, conocidos como Sudestadas, y a la variación de la presión atmosférica sobre los niveles líquidos, lo que puede producir un significativo incremento del nivel del agua por encima de los valores de la marea astronómica.

Este fenómeno meteorológico resulta observable en el área marítima y particularmente en el estuario del Río de La Plata, haciéndose más notable a medida que se avanza hacia el interior del mismo. La Figura 1 muestra un ejemplo típico de la variación de niveles de marea observados durante un evento de sudestada en el área mencionada.



**Figura 1.** – Variación del nivel de la marea registrado en el Puerto de Buenos Aires durante un evento de sudestada.

Dada la aleatoriedad de este fenómeno, el análisis de la relación entre niveles de marea extremos y períodos de retorno puede ser abordado mediante la aplicación de distintas funciones de distribución de probabilidades, siendo mayormente utilizado el modelo de Valores Extremos Generalizados (GEV).

En los últimos años, los estudios vinculados a la variabilidad y el cambio del clima han orientado el desarrollo de nuevos métodos de estimación de parámetros que permiten incorporar condiciones de no estacionariedad en las series temporales de datos que sirven como base para la evaluación de valores probables a largo plazo. La aplicación de estas técnicas constituye un avance

en la representación de valores extremos y contribuye a mejorar la calidad en el ajuste de datos y, consecuentemente, en la estimación de los valores de diseño y en la seguridad de las estructuras.

Como muestra de ello, en este trabajo se ha seleccionado la función de Gumbel, como caso particular del modelo GEV, para estudiar la presencia de no estacionariedad y su impacto en la estimación de niveles de marea extremos.

Se han utilizado diferentes expresiones para representar la variación de los parámetros en el tiempo y se ha analizado la influencia de distintos procesos asociados a las variaciones del clima sobre los resultados del ajuste de las series de datos mediante la función de Gumbel.

## METODOLOGÍA

Los procesos no estacionarios poseen la característica de presentar cambios sistemáticos a lo largo del tiempo. En el contexto de los procesos hidrometeorológicos, la no estacionariedad puede manifestarse a través de la variabilidad de diferentes patrones climáticos, observable en escala estacional o interanual, o bien por medio tendencias asociadas a cambios de largo plazo.

En el análisis de series temporales, la presencia de no estacionariedad representa una importante restricción en la aplicación de los métodos clásicos para ajuste de valores extremos. De este modo, surge la necesidad de plantear alternativas que permitan detectar señales de no estacionariedad en un conjunto de datos e incorporar sus efectos en proyección de valores futuros.

Una de las expresiones más utilizadas en el análisis de valores extremos es la función de Gumbel, representada por la ecuación (1), con sus respectivos parámetros de posición ( $\mu$ ) y forma ( $\sigma$ ).

$$G(z) = \exp \left[ - \exp \left\{ - \left( \frac{z - \mu}{\sigma} \right) \right\} \right] \quad (1)$$

El procedimiento de ajuste de esta función para determinada serie de valores requiere la estimación de los parámetros  $\mu$  y  $\sigma$  en utilizando los datos disponibles, para lo cual puede emplearse el método de Máxima Verosimilitud, consistente en maximizar la expresión (2) (Función Logaritmo de Verosimilitud de Gumbel).

$$\ell(z; \mu, \sigma) = -m \log \sigma - \sum_{i=1}^m \frac{z_i - \mu}{\sigma} - \sum_{i=1}^m \exp \left\{ - \frac{z_i - \mu}{\sigma} \right\} \quad (2)$$

La condición de no estacionariedad para el análisis de una serie de datos implica asumir la variación en el tiempo de los parámetros de la función de Gumbel. Dada la versatilidad del método de Máxima Verosimilitud, es posible evaluar con relativa facilidad diferentes formas de variación en función del tiempo para ambos parámetros. Como ejemplo de esto, se proponen el siguiente caso el análisis de la variación lineal en el tiempo para el parámetro de posición, representada por la expresión (3)

$$\mu(t) = \beta_0 + \beta_1 * t \quad (3)$$

La adopción de esta función que representa el comportamiento de  $\mu$  constituye la incorporación un parámetro adicional en expresión de Gumbel. Reemplazando la relación (3) en la expresión (2) se obtiene la función Logaritmo de Verosimilitud de Gumbel correspondiente al modelo no estacionario.

$$\ell(z; \mu, \sigma) = -m \log \sigma - \sum_{i=1}^m \frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma} - \sum_{i=1}^m \exp \left\{ - \frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma} \right\} \quad (4)$$

Derivando esta función respecto de cada uno de los parámetros ( $\beta_0$ ,  $\beta_1$  y  $\sigma$ ), e igualando a cero, surge el sistema de ecuaciones no lineal constituido por las expresiones (5), (6) y (7).

La solución de este sistema de ecuaciones puede obtenerse a través de la aplicación del método de Newton Raphson. Con el resultado de este procedimiento de cálculo se consigue, mediante el reemplazo de los parámetro obtenidos en la expresión (4), el valor máximo de la función Logaritmo de Verosimilitud (Lmax).

$$\frac{\partial \ell(z; \mu(t), \sigma)}{\partial \beta_1} = \frac{m}{\sigma} - \sum_{i=1}^m \exp\left(-\frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma}\right) / \sigma = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial \ell(z; \mu(t), \sigma)}{\partial \beta_1} = \frac{m * t}{\sigma} - \sum_{i=1}^m t * \exp\left(-\frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma}\right) / \sigma = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial \ell(z; \mu(t), \sigma)}{\partial \sigma} = \sum_{i=1}^m \exp\left[-\frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma}\right] * \left(-\frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma^2}\right) - \sum_{i=1}^m \left(-\frac{z_i - \beta_0 - \beta_1 * t}{\sigma^2}\right) - \frac{m}{\sigma} = 0 \quad (7)$$

Para evaluar la significancia estadística en el ajuste del modelo considerado se utiliza el test de máxima verosimilitud, el cual se basa en la comparación del desvío estadístico  $D$  con la función de distribución Chi cuadrado ( $\chi_k^2$ ).

$$D = 2\{L \max(M_1) - L \max(M_0)\} \quad (8)$$

Siendo  $D$  el doble de la diferencia entre valores de máxima verosimilitud de dos modelos conocidos, donde debe satisfacerse la condición de que  $M_0$  sea un submodelo de  $M_1$ . Para el caso ejemplificado esto se cumple si se considera que  $M_1$  representa un modelo con  $\mu = \beta_0 + \beta_1 * t$  y  $M_0$  representa el modelo estacionario, donde  $\mu = \beta_0$ .

Conseguido el valor  $D$  se calcula el nivel de probabilidad correspondiente para la función  $\chi_k^2$ , el cual se corresponde con el nivel de significancia  $\alpha$  del test que puede ser aceptado o rechazado en función del valor de tolerancia previamente establecido.

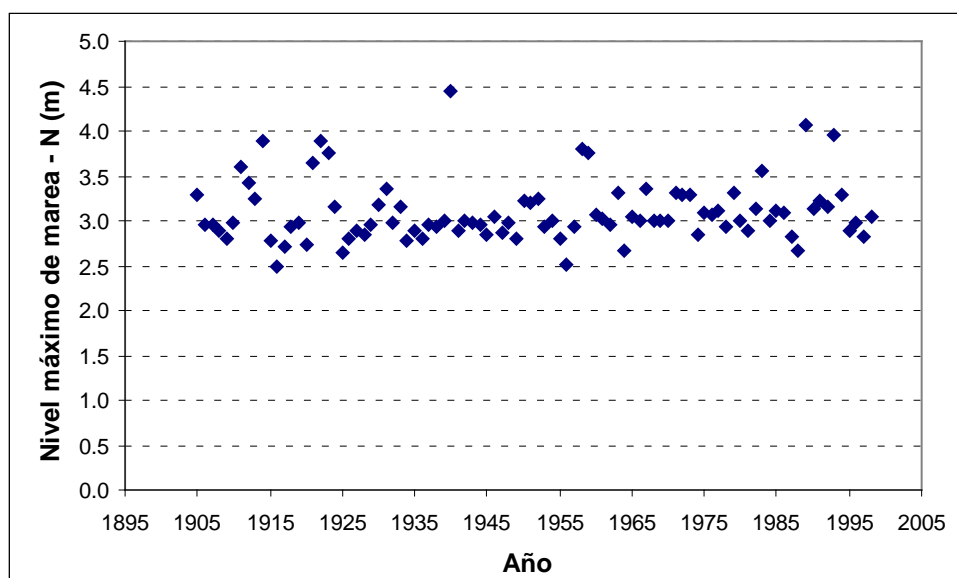
## APLICACIÓN PARA NIVELES DE MAREA EXTREMOS EN BUENOS AIRES

A continuación se presenta un caso de aplicación para el desarrollo de la metodología descrita en el apartado anterior. Los datos utilizados en este trabajo corresponden a una serie valores máximos anuales de niveles de marea registrados en el Puerto de Buenos Aires durante el período 1905-1998. La Figura 2 señala la serie de valores considerados en este estudio.

La serie de datos fue analizada inicialmente considerando la condición de estacionariedad mediante la aplicación de modelos de valores extremos utilizados habitualmente para el niveles de marea. Se realizó el análisis utilizando las funciones Lognormal, Gumbel, y GEV, obteniéndose los resultados presentados en la Tabla 1.

**Tabla 1.** – Resultado del ajuste de valores extremos

<b>Función</b>	<b>Parámetros</b>	<b>Lmax</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>
<b>Lognormal</b>	$\mu = 1.124$ $\sigma = 0.011$	-25.65	57.30	62.39
<b>Gumbel</b>	$\mu = 2.949$ $\sigma = 0.247$	-18.04	40.08	45.17
<b>GEV</b>	$\mu = 2.944$ $\sigma = 0.245$ $\varepsilon = -0.039$	-17.84	41.68	49.31



**Figura 2.** – Valores máximos anuales para niveles de marea registrados en el Puerto de Buenos Aires para el período 1905-2008

Los parámetros para cada modelo fueron estimados por medio del método de Máxima Verosimilitud y se utilizaron el criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de información bayesiano (BIC) para la evaluación del ajuste y selección del modelo.

Dado que los valores más bajos de AIC y BIC correspondieron a Gumbel, se comprobó que este modelo es el que resulta la más apropiada para la representación de la serie datos.

## HIPÓTESIS PARA LA VARIACIÓN DE LOS PARÁMETROS

La metodología presentada permite evaluar diferentes formas de variación para cualquiera de los dos parámetros de la función de Gumbel. De acuerdo con el interés de este trabajo, y habiéndose comprobado en ensayos previos una mayor incidencia del parámetro de posición  $\mu(t)$  sobre los resultados, se decidió para esta aplicación enfocar el análisis solamente sobre la variación de dicho parámetro, asumiendo la invariabilidad en el tiempo del parámetro de escala  $\sigma$  en todos los casos.

En consecuencia, resultó de particular interés analizar las hipótesis de no estacionariedad en la serie de datos vinculadas a dos situaciones diferentes: a) una tendencia de incremento lineal del nivel medio del mar en función del tiempo, y b) la variabilidad climática representada por la variación anual del Índice de Oscilación del Sur (IOS).

El Índice de la Oscilación del Sur (IOS) es un valor que se obtiene de la diferencia de los valores superficiales de presión atmosférica entre la isla de Tahití y Darwin (Australia). Los valores que puede adoptar este índice se encuentran fuertemente relacionados con la ocurrencia de importantes alteraciones de los patrones climáticos en diferentes regiones del planeta. La existencia de valores negativos sostenidos del IOS frecuentemente indican episodios del fenómeno de El Niño, mientras que por el contrario, los valores positivos del SOI se asocian al fenómeno de La Niña.

Numerosos autores han estudiado la vinculación entre el IOS y diferentes variables hidrometeorológicas en la cuenca del Río de La Plata. En particular, Jaime y Menéndez (2003) observaron una importante correlación entre las crecidas extremas del Río Paraná y la ocurrencia del fenómeno del Niño.

En virtud de ello, para el análisis de no estacionariedad fueron seleccionadas tres expresiones que representan: a) la variación lineal de  $\mu$  en el tiempo, correspondientes a la hipótesis de tendencia ( $M_1$ ), b) la variabilidad climática vinculada al IOS ( $M_2$ ), y c) la combinación de ambos efectos ( $M_3$ ). Dichas expresiones se indican a continuación, junto con la correspondiente a la condición estacionaria:

$$M_0 : \text{Modelo estacionario:} \quad \mu(t) = \beta_0 \quad (8)$$

$$M_1 : \text{Tendencia:} \quad \mu(t) = \beta_0 + \beta_1 * t \quad (9)$$

$$M_2 : \text{Influencia IOS:} \quad \mu(t) = \beta_0 + \beta_1 * IOS \quad (10)$$

$$M_3 : \text{Tendencia + IOS:} \quad \mu(t) = \beta_0 + \beta_1 * t + \beta_2 * IOS \quad (11)$$

Los valores de la serie IOS fueron obtenidos de la página web de The National Center for Atmospheric Research (NCAR) (<http://www.cgd.ucar.edu/cas/catalog/climind/soi.html>), donde se encuentran presentados como dato mensual en forma ininterrumpida desde el año 1886. Para este análisis se utilizaron mínimos anuales (indicadores de la posible ocurrencia del fenómeno de El Niño), asociados en cada caso al valor de marea máxima anual registrado en el puerto de Buenos Aires para ese mismo año.

## RESULTADOS

Por cada uno de los modelos empleados para evaluar el comportamiento no estacionario de la serie de valores se generó un sistema de ecuaciones no lineales, los cuales fueron resueltos mediante la aplicación del método de Newton Raphson obteniéndose el conjunto de parámetros respectivos presentados en la Tabla 2.

**Tabla 2.** – Valores de parámetros para los diferentes modelos

Modelo	Parámetros			
	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\sigma$
M <sub>0</sub>	2.949	---	---	0.247
M <sub>1</sub>	2.879	0.0015	---	0.242
M <sub>2</sub>	2.852	-0.0230	---	0.236
M <sub>3</sub>	2.800	0.0012	-0.0216	0.232

Reemplazando el valor de los parámetros en las ecuaciones correspondientes se obtuvo el valor máximo para la función logaritmo de verosimilitud Lmax, con el cual se calculó posteriormente el valor del estadístico D y se evaluó en cada caso el nivel de significancia  $\alpha$  del test, tal como se encuentra indicado en la Tabla 3.

**Tabla3.** – Resultados del test de Verosimilitud

Puerto de Buenos Aires				
Modelo	L max	D	$\alpha$	Result. test
M <sub>0</sub>	-18.04	----	----	---
M <sub>1</sub>	-16.77	2*(LM <sub>1</sub> -LM <sub>0</sub> ) = 2.54	0.111	rechazado
M <sub>2</sub>	-14.69	2*(LM <sub>2</sub> -LM <sub>0</sub> ) = 6.71	0.010	aceptado
M <sub>3</sub>	-13.74	2*(LM <sub>3</sub> -LM <sub>2</sub> ) = 1.90	0.168	rechazado

La información señalada en la Tabla 3 representa la síntesis del resultado obtenido en la evaluación de las hipótesis de no estacionariedad seleccionadas para el este análisis y permite obtener importantes conclusiones acerca de la validez de cada uno de los modelos para la representación de los datos.

En primer lugar, para la hipótesis de tendencia representada por  $M_1$ , contrastada contra el caso estacionario, se observa un aumento del valor de verosimilitud  $L_{max}$  con el que se alcanza un nivel de significancia de  $\alpha = 0.111$ . Considerando un nivel de tolerancia razonable, utilizado habitualmente para este tipo de evaluaciones, de  $\alpha \leq 0.05$ , la hipótesis resulta rechazada. En este caso, el modelo estacionario, con un parámetro menos que en el caso no estacionario, resulta más apropiado para el ajuste de la serie.

Por el contrario, el efecto de la variabilidad climática, representado por la influencia del IOS en la expresión de  $M_2$ , muestra un aumento muy importante del valor  $L_{max}$  respecto del caso estacionario, el cual se traduce en un valor de significancia de  $\alpha = 0.010$  para el test de verosimilitud. Esto indica la aceptación de la hipótesis, señalando que la incorporación del IOS en la expresión del parámetro de posición del modelo constituye una mejora sustancial en la representación del conjunto de datos.

Para el modelo  $M_3$ , en el cual se consideran simultáneamente la tendencia lineal y la variabilidad climática, se obtuvo el valor de verosimilitud  $L_{max}$  más elevado. En este caso, donde se incorpora un parámetro más en relación a los dos modelos no estacionarios anteriores, la exigencia para la aceptación de la hipótesis resulta mayor. Tal es así que el contraste para el cálculo del estadístico  $D$  se realiza contra  $M_2$ , por ser éste el que representa la mejor opción de ajuste entre los casos anteriormente evaluados, obteniéndose un nivel de significancia de  $\alpha = 0.168$  que obliga al rechazo de la hipótesis.

Este resultado señala que la incorporación de un parámetro adicional para describir la variación en el tiempo de  $\mu$  no introduce mejoras en ajuste de los datos, siendo por tal motivo el modelo  $M_2$  el más apropiado entre los tres casos evaluados en este trabajo para la consideración de la no estacionariedad de la serie analiza.

## INFERENCIA DE VALORES PARA DISTINTOS PERÍODOS DE RETORNO

El resultado obtenido en la evaluación de los modelos para la variación del parámetro  $\mu$  permitió la estimación de valores de marea para el Puerto de Buenos Aires correspondientes a distintos períodos de retorno considerando las características de no estacionariedad de la serie analizada.

Mediante la expresión (12) es posible estimar los valores de una variable ( $Z$ ), representada por una distribución de Gumbel, en función de un período de retorno  $Tr$ . Siendo  $\mu$  y  $\sigma$  los parámetros correspondientes a un modelo estacionario.

$$Z_{Tr} = \mu - \sigma * \log\{-\log(1 - 1/Tr)\} \quad (12)$$

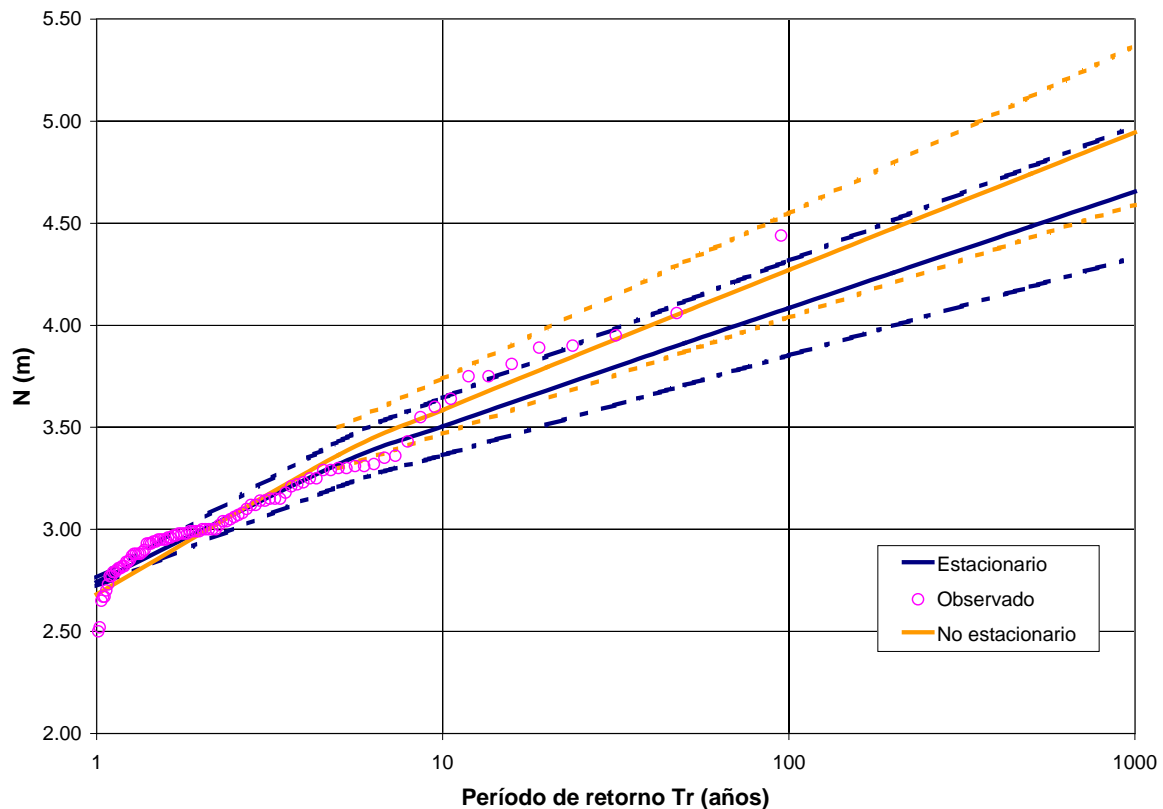
Reemplazando en (12) el valor de  $\mu$  por la función de variación (10) se obtiene la expresión (13), en la cual  $Z_{Tr}$  representa el valor de marea que se desea estimar asociado un período de retorno  $Tr$ ; donde  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  y  $\sigma$  son los parámetros del modelo presentados en la Tabla 2 correspondientes a  $M_2$ ; e  $IOS_{Tr}$  es un valor del índice asociado al mismo período de retorno que la variable  $Z$ .

$$Z_{Tr} = \beta_0 + \beta_1 * IOS_{Tr} - \sigma * \log\{-\log(1 - 1/Tr)\} \quad (13)$$

Para estimar el conjunto de valores  $IOS_{Tr}$  necesarios en esta aplicación se consideró a la serie de valores anuales IOS como un conjunto de datos independientes. Los mismos fueron ajustados por medio de una distribución de Gumbel y se utilizó la expresión (12) para obtener los valores asociados a los distintos períodos de retorno.

Mediante estas expresiones se construyeron las curvas exhibidas en de la Figura 3, las cuales representan (en trazo lleno) la relación entre valores extremos de marea y períodos de retorno para el Puerto de Buenos Aires obtenidas para el modelo estacionario  $M_0$  y para la condición de no estacionariedad representada por  $M_2$ , respectivamente.

Esta figura incorpora además la serie de valores registrados en el período 1905-1998 y los intervalos de confianza para un nivel del 95 % de ambos modelos (trazo punteado), calculados por el método del perfil de verosimilitud.



**Figura 3.** – Comparación visual del ajuste de los modelos estacionario ( $M_0$ ) y no estacionario ( $M_2$ )

El análisis visual de la Figura 3 muestra una apreciable ventaja del modelo  $M_2$  sobre  $M_0$  en la representación de la serie de valores, ajustándose de manera más eficiente a los datos observados, fundamentalmente para períodos de retorno superiores a 10 años. Esta observación se encuentra en concordancia con el resultado obtenido en la evaluación de las hipótesis de no estacionariedad, sugiriendo, en el mismo sentido, que la incorporación de variabilidad climática en el procedimiento de estimación de los parámetros contribuye a mejorar la calidad del ajuste.

Con el propósito de cuantificar las diferencias que pueden obtenerse en la proyección de valores asociados a distintos períodos de retorno utilizando ambos métodos, se estimaron los datos puntuales presentados en la Tabla 4.

**Tabla 4.** – Diferencias obtenidas en la proyección de valores

TR (años)	Nivel de marea $N$ (m)		
	Estacionario	No estacionario ( $M_2$ )	Diferencia (%)
5	3.32	3.36	1.4
10	3.50	3.58	2.3
50	3.91	4.07	3.9
100	4.09	4.27	4.5
200	4.26	4.47	5.1
500	4.48	4.74	5.8

Esta tabla refleja el incremento en los valores de marea estimados para el Puerto de Buenos Aires que se obtienen al considerar la variabilidad climática representada por la influencia del IOS en el análisis de la serie datos.

Se observa que las diferencias porcentuales en favor del modelo no estacionario se incrementan gradualmente a medida que aumenta el período de retorno considerado, llegando a ser del orden del 6 % para valores de  $Tr = 500$  años.

Estos resultados señalan la importancia de tomar en consideración la hipótesis de no estacionariedad de una serie de datos para el análisis de valores extremos. Tal como se deduce de este ejemplo, la estimación en los valores para una variable de diseño hidráulico podrían verse sensiblemente afectados por la presencia de efectos de tendencia o variabilidad climática.

## CONCLUSIONES

Se presentó una metodología que permite incorporar efectos de procesos no estacionarios en la estimación de los parámetros en modelos de valores extremos, señalando diferencias significativas con la teoría clásica que considera la estacionariedad de las series temporales.

Los resultados obtenidos sobre la serie de valores extremos analizada mostró que la incorporación del Índice de Oscilación del Sur (IOS) dentro del procedimiento de estimación de los parámetros puede contribuir a mejorar sustancialmente la calidad del ajuste. En ese sentido, los resultados señalaron una fuerte vinculación entre el IOS y los niveles extremos de marea para el Puerto de Buenos Aires, y una incidencia menor de la hipótesis de tendencia.

Las diferencias observadas en la comparación de valores estimados para diferentes períodos de retorno sugieren que la consideración de la no estacionariedad de las series de datos puede contribuir sustancialmente a mejorar la estimación de valores de diseño que pueden obtenerse mediante la aplicación de los métodos clásicos.

## REFERENCIAS

**Coles, S. G.** (2001). *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. London: Springer.

**Brodtkorb, P.A., Johannesson, P., Lindgren, G., Rychlik, I., Rydén, J. and Sjö, E.** (2000). "WAFO - a Matlab toolbox for analysis of random waves and loads". *Proceedings of the 10th International Offshore and Polar Engineering conference*, Seattle, Vol III, pp. 343-350.

**Jaime, P. R. y Menéndez, A. N.** (2003). 'Vinculación entre el caudal del río Paraná y el fenómeno de El Niño'. Informe LHA 02-216-03, Instituto Nacional del Agua.

**CGD's Climate Analysis Section, NCAR.** Southern Oscillation Index (SOI). <http://www.cgd.ucar.edu/cas/catalog/climind/soi.html>.