

A
N
E
J
O



CARACTERIZACIÓN DE LOS AGENTES EN EL EMPLAZAMIENTO

B.1.	Introducción	16
B.2.	Métodos	19
B.2.1.	Datos brutos y su transformación	19
B.2.2.	Caracterización del régimen medio	24
B.2.3.	Caracterización del régimen extremal	30
B.2.4.	Caracterización de los ciclos de solicitud	33
B.2.5.	Dependencia temporal	36
B.2.6.	Simulación aleatoria de agentes climáticos	37
B.2.7.	Herramientas de clasificación y agrupamiento	41
B.2.8.	Caracterización de los efectos del calentamiento global	42
B.3.	Herramientas	42
B.3.1.	Lectura y pretratamiento	42
B.3.2.	Transformación de los estados meteorológicos	46
B.3.3.	Descripción estadística univariada	49
B.3.4.	Descripción estadística bivariada y multivariada	56
B.3.5.	Regresiones	57
B.3.6.	Modelos autoregresivos	58
B.3.7.	Simulación de series temporales	58

B.1 Introducción

Preámbulo

Los métodos y herramientas empleados en el Anejo “Caracterización de los agentes en el emplazamiento” se sustentan en los capítulos 3 y 4 de las “Recomendaciones del diseño y ejecución de las Obras de Abrigo”, ROM 1.0-99.

En las etapas de diseño, construcción y reparación de obras marítimas, y, en concreto, en las de diques de abrigo, se precisa conocer los agentes climáticos en el emplazamiento, su intensidad y variabilidad. Los agentes climáticos se pueden describir admitiendo que son procesos aleatorios y que sus descriptores estadísticos son, aproximadamente constantes, en un intervalo de tiempo de duración limitada, el estado.

Cualquier agente puede medirse y registrarse en una base de datos climáticos. La base de datos climáticos de Puertos del Estado es suficientemente amplia como para permitir un análisis conjunto de los estados climáticos. La información que se dispone de ésta y otras fuentes de información se encuentra en el Anejo A.

En algunos casos, la información es incompleta y será preciso aplicar ciertas técnicas de pretratamiento con el fin de conseguir series homogéneas de los distintos estados, de duración y calidad adecuada para el proyecto. El conocimiento de los regímenes en un emplazamiento dado requiere en muchos casos el uso de modelos numéricos de transformación (propagación) de los agentes, o técnicas que permitan conocer el comportamiento de un determinado agente a partir de la información de éste en profundidades indefinidas. Esta transformación recibe el nombre de downscaling. Los datos brutos utilizados para la caracterización del clima marítimo y su transformación se discuten en B.2.1.1.

Los descriptores que caracterizan el estado de un agente climático (descriptores de estado) son variables aleatorias. Su caracterización como tales se aborda en forma general en los apartados B.2.2 y B.2.3 de la sección *Métodos* (B.2), manteniendo la diferenciación habitual en ingeniería marítima entre la caracterización del régimen medio y extremal.

Las variables aleatorias que caracterizan el estado de los agentes climáticos siguen modelos de probabilidad, los cuales describen y caracterizan la frecuencia en la que una variable climática se presenta. En el apartado B.2.2.2 se incluye una serie de modelos de probabilidad que contemplan: (1) un comportamiento que se puede caracterizar por las funciones de probabilidad simples; (2) un comportamiento diferente del cuerpo central y las colas (distribuciones mixtas); (3) un comportamiento circular, para variables como la dirección de incidencia del oleaje o del viento (distribuciones circulares); y/o (4) un comportamiento claramente diferenciado en el tiempo, a través, por ejemplo, de las estaciones (distribuciones no estacionarias).

Muchos de los agentes atmosféricos y marítimos comparten las causas forzadoras por lo que su descripción conjunta debe apoyarse en el análisis de la presentación conjunta. Algunas de las herramientas estadísticas más utilizadas para este fin se encuentran en los apartados B.2.2.3

B.2.2.3.1 y B.2.2.3.3.

La fase de proyecto, y en particular, la vida útil del dique o duración de la fase de servicio, se mide en años meteorológicos, por lo que la descripción de los agentes y las acciones de una fase de proyecto se puede realizar considerando los valores de los descriptores en el año (ROM 1.0-09). Sin embargo, habitualmente es necesario caracterizar la evolución de los estados en una escala intermedia entre el estado individual y el año meteorológico, definida por la duración de los temporales. En esta base aparece el ciclo de solicitación como el tiempo en que el valor de las variables que definen el estado permanece de forma continua por encima de un valor umbral por sobre el cual se compromete la seguridad u operatividad de la obra. La caracterización del ciclo de solicitación se discute en el apartado B.2.4 de la sección *Métodos* (B.2).

En la escala temporal de la vida útil de la obra, la cual habitualmente comprende algunas decenas de años meteorológicos, resulta fundamental tener en cuenta los posibles efectos del Cambio Climático sobre el clima marítimo, tanto en lo que refiere a los regímenes medio extremal como a la caracterización de los ciclos de solicitación. Esto se discute en el apartado B.2.8 de la sección *Métodos* (B.2).

Por último, el proceso de verificación del dique para cualquier modo de fallo frente a la seguridad, servicio y explotación se analiza de forma eficaz aplicando técnicas de simulación numérica. Estas técnicas permiten disponer con relativa facilidad de un número elevado de realizaciones conjuntas de las variables de interés con el fin de asegurar que la fiabilidad, funcionalidad y operatividad de la obra se encuentra dentro de los límites preestablecidos. La simulación de agente climáticos se describe en el apartado B.2.6 de la sección *Métodos* (B.2).

En los apartados B.3.1 y B.3.2 se incluyen las herramientas para el pretratamiento y la transformación de los datos climáticos.

En los apartados B.3.3, B.3.4 y B.3.5 se incluyen algunas de las herramientas más utilizadas para la caracterización estadística univariada y multivariada de los agentes atmosféricos y marítimos.

Por último, el apartado B.3.6 describe modelos específicos para la simulación de series temporales, cuyo uso, en combinación con los modelos presentados en los apartados previos, se detalla en el apartado B.3.7.2.

18 | Anejo B. Caracterización de los agentes en el emplazamiento

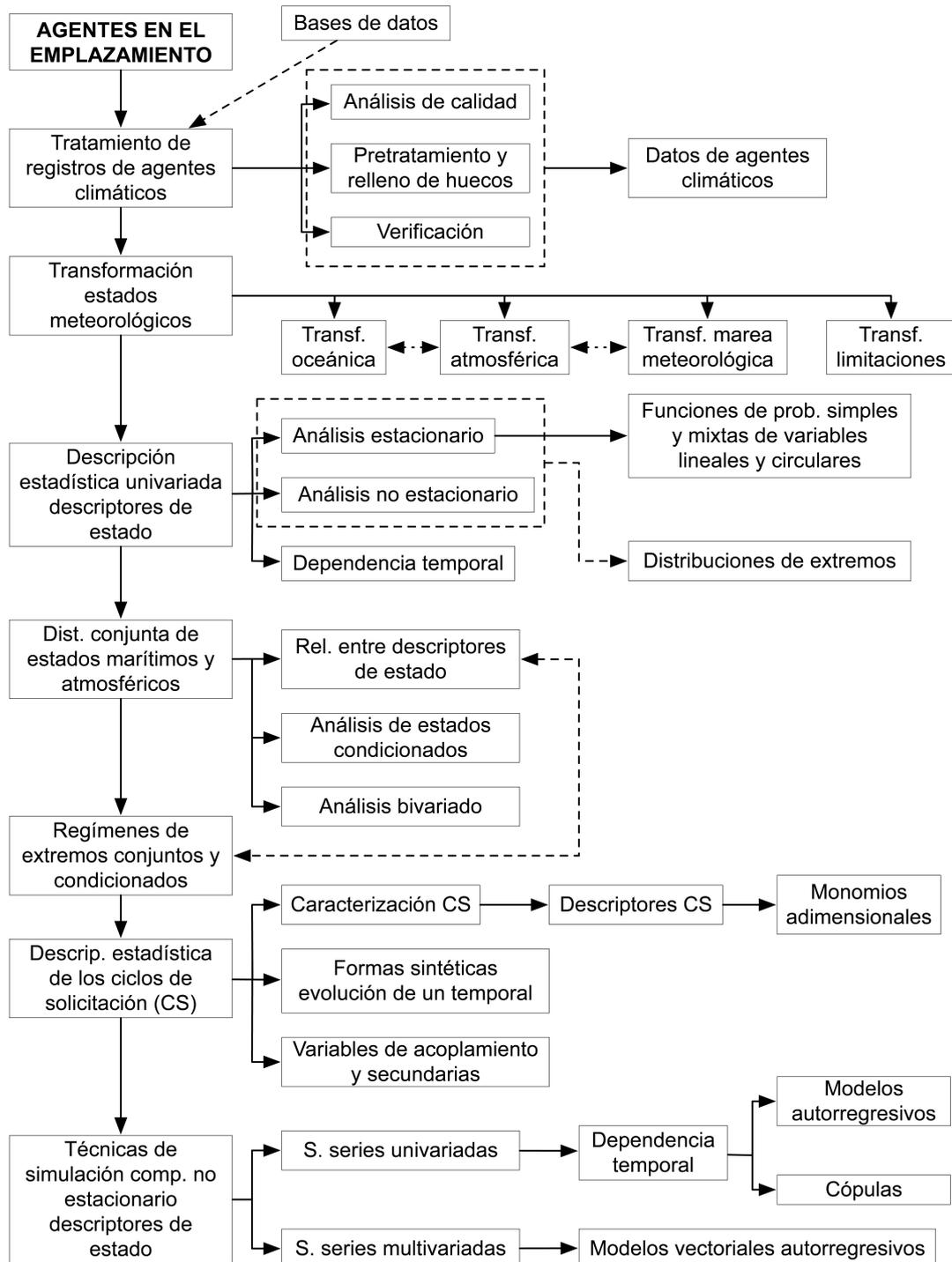


Figura B.1: Organigrama caracterización de agentes en el emplazamiento: flujo metodológico

B.2 Métodos

En este capítulo se describen una serie de aproximaciones metodológicas utilizadas para llevar a cabo la caracterización de los agentes climáticos sin entrar en la descripción de las herramientas matemáticas y numéricas necesarias para su ejecución, algunas de las cuales se incluyen en el capítulo siguiente.

B.2.1 Datos brutos y su transformación

ROM 1.0-09 3.7.1.5

Se recomienda que el número mínimo de años sea igual o superior a $V/3$.

ROM 1.0-09 3.11

Siempre que sea posible, esta descripción se apoyará en medidas instrumentales específicas en el emplazamiento. En su defecto, en el litoral español se utilizarán los datos de la Red de Puertos del Estado (www.puertos.es) y de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET, www.aemet.es) y se trasladarán al emplazamiento mediante la aplicación de modelos numéricos debidamente contrastados.

En general la caracterización del clima marítimo se realiza a partir de curvas de estado (o series temporales de las variables de estado) que caracterizan a los agentes climáticos marítimos y atmosféricos de interés. La duración de cada uno de los estados depende de la variabilidad temporal del proceso en el punto considerado, aunque en general, se puede admitir que una duración representativa de los agentes climáticos marítimos se encuentra en el intervalo de tiempo entre 30 y 45 minutos, y de los climáticos atmosféricos entre 5 y 15 minutos. Por ello, si bien se habla de curva, en realidad la información es una secuencia temporal discreta de histogramas de duración determinada. Antes de proceder al análisis estadístico, es preciso efectuar un pretratamiento de la información disponible con un análisis en términos de calidad y cantidad y emplear técnicas de relleno de huecos (B.2.1.1.2), si resultara necesario.

En lo que sigue, y siempre que no se explicita lo contrario, los términos datos, datos climáticos y variables climáticas hacen referencia a series temporales de variables de estado (o curvas de estado).

La duración mínima de la serie de datos climáticos a utilizar será igual a un tercio de la vida útil de la obra (ver ROM 1.0-09 apartado 3.7.1.5), aunque se recomienda utilizar series ininterrumpidas de 30 años de duración o más, lo que permitirá realizar una caracterización más rigurosa del clima marítimo y su variabilidad, contemplando escalas de variación interanual.

Siempre que sea posible se utilizarán medidas instrumentales específicas del emplazamiento (ver ROM 1.0-09 apartado 3.11). De no existir medidas instrumentales en el emplazamiento, o en caso de existir pero no cumplir con requisitos mínimos de calidad y cantidad, se podrán utilizar datos medidos en puntos cercanos y/o datos provenientes de modelos numéricos.

Para el proyecto de diques de abrigo en las costas peninsulares e insulares españolas es aconsejable utilizar la base de datos oceanográficos y meteorológicos de Puertos del Estado, que puede consultarse de modo interactivo en su web <http://www.puertos.es>. Asimismo existen varias

bases de datos que proporcionan información de agentes climáticos marítimos y atmosféricos. Con carácter general, cualquiera sea el origen de los datos utilizados, se deberá: (a) verificar la calidad y consistencia de los datos utilizados, tanto de los instrumentales como de los obtenidos de modelación numérica, y (b) validar y en su caso corregir los datos provenientes de modelación numérica utilizando los datos instrumentales disponibles.

En la sección B.3.1 se presentan algunas herramientas de utilidad a la hora de realizar la lectura y el pretratamiento de los datos.

Transformación de los estados meteorológicos

Cuando los datos disponibles no sean específicos del emplazamiento se deberá proceder a la transformación de los mismos. El término transformación de estados comprende aquellas técnicas, numéricas y estadísticas, cuyo objetivo consiste en caracterizar los agentes climáticos (marítimos y atmosféricos) en un emplazamiento concreto a partir de información disponible en otros puntos. En muchas ocasiones este proceso implica una reducción de escala espacial y temporal de los datos, lo que en inglés se conoce como *downscaling*. En general las bases de datos de oleaje offshore no incorporan los efectos derivados de la interacción con el lecho marino y los consiguientes efectos de no linealidad y rotura. Una situación similar ocurre con las bases atmosféricas globales y los rasgos topográficos de escala local. Por estas razones, es necesario efectuar la transformación de los agentes hacia el emplazamiento. En general, existen tres enfoques para abordar esta tarea:

- Transformación dinámica. En este caso se emplean simulaciones numéricas que resuelven las ecuaciones de gobierno correspondientes a cada agente en un dominio computacional.
- Transformación estadística. Se basa en relaciones empíricas que se establecen entre información de carácter global o regional e información de carácter local durante un periodo de simultaneidad entre registros.
- Transformación híbrida. Combina los dos enfoques anteriores, utilizando simulaciones numéricas para transformar un subconjunto de la población inicial y modelos empíricos calibrados con los resultados obtenidos de las simulaciones para transformar los datos restantes.

En la sección B.3.2 se presentan algunas herramientas de utilidad a la hora de realizar la transformación de los datos.

Las series temporales obtenidas mediante los procedimientos de transformación de oleaje, viento y nivel deben verificar ciertas relaciones físicas a nivel de agente individual, pero también en relación al resto de agentes y a las particularidades del emplazamiento de estudio (coherencia física, compatibilidad y simultaneidad). En este sentido, debe comprobarse:

- Distribución de altura de ola en relación con el fetch y la velocidad y dirección de viento en profundidades indefinidas.
- Distribución de altura de ola en relación con el espectro del oleaje y la velocidad y dirección de viento en profundidades indefinidas.
- Distribución del peralte o del índice de rotura según los criterios recogidos en la ROM 1.0.

- Distribución del periodo en relación con las características de la oscilación.
- Distribución de la dirección de incidencia del oleaje en relación con la batimetría y la orientación de la línea de costa.

Para los proyectos de Clase II y/o de Repercusiones Altas ($IRE \geq 20$ Y $ISA \geq 20$) se recomienda contar con un sistema de medición en el emplazamiento, de forma tal de contar con al menos un año de información instrumental previo a alcanzar la etapa de Proyecto de Construcción. Siempre que no se disponga de información instrumental en el emplazamiento el proyectista deberá considerar la incertidumbre adicional que esto implica para la caracterización del clima marítimo.

Downscaling híbrido

En general, el planteamiento dinámico aplicado a la serie completa constituye la manera más precisa de abordar el problema. Sin embargo, el coste computacional asociado puede resultar impracticable. Por esta razón, se proporcionan herramientas para desarrollar metodologías híbridas basadas en la propagación de un subconjunto representativo de la variabilidad de la serie original.

La metodología implementada en la herramienta para realizar la transformación de estados oceanográficos se basa en la selección de un subconjunto representativo de la serie offshore, cuyos descriptores de estado de oleaje han de ser propagados mediante un modelo numérico. Los descriptores de estado empleados en la selección pueden corresponder a estados de oleaje, estados de oleaje y viento o estados de oleaje, viento y nivel. Posteriormente, se definen unas funciones de transferencia que permiten reconstruir el resto de instantes no propagados.

Selección de casos representativos

La selección de estados se realiza mediante el algoritmo de máxima disimilitud (MDA; Camus y col., 2011a; Del-Rosal-Salido y col., 2017b), basado en la distancia euclídea-circular. Para equiparar los pesos relativos de las diferentes variables, éstas son normalizadas de manera que la distancia entre dos puntos de la serie quede definida en el intervalo [0,1]. Así, las variables escalares son transformadas linealmente mediante sus valores máximo y mínimo, mientras que las variables circulares se dividen por π (puesto que la mayor distancia posible en el círculo es de π radianes). Si se consideran los descriptores de estado relativos a oleaje, viento y marea meteorológica:

$$H_n = \frac{H_s - H_{s,min}}{H_{s,max} - H_{s,min}}; T_n = \frac{T_z - T_{z,min}}{T_{z,max} - T_{z,min}}; \theta_n = \frac{\theta}{\pi}; \quad (B.1)$$

$$U_n = \frac{U_{10} - U_{10,min}}{U_{10,max} - U_{10,min}}; \theta_{un} = \frac{\theta_u}{\pi}; \eta_n = \frac{\eta_{mm} - \eta_{mm,min}}{\eta_{mm,max} - \eta_{mm,min}} \quad (B.2)$$

donde el subíndice n indica que se trata de variables normalizadas. Una vez normalizados los descriptores de estado, la distancia entre dos puntos $x_i = (H_{s,i}, T_{z,i}, \theta_i, U_{10,i}, \theta_{u,i}, \eta_{mm,i})$ y $x_j = (H_{s,j}, T_{z,j}, \theta_j, U_{10,j}, \theta_{u,j}, \eta_{mm,j})$ queda definida mediante la siguiente expresión:

$$\|x_i - x_j\| = \sqrt{(H_{n,i} - H_{n,j})^2 + (T_{n,i} - T_{n,j})^2 + m\theta_n + (U_{n,i} - U_{n,j})^2 + m\theta_{nu}} \quad (\text{B.3})$$

Donde $m\theta_n = \min(|\theta_{n,i} - \theta_{n,j}|, 2 - |\theta_{n,i} - \theta_{n,j}|)^2$ y $m\theta_{nu} = \min(|\theta_{un,i} - \theta_{un,j}|, 2 - |\theta_{un,i} - \theta_{un,j}|)^2$. El proceso requiere de la inicialización del primer vector d_1 , que se corresponde con el estado de H_s máxima. El resultado final es un subconjunto d_j de m casos representativos de la variabilidad de la muestra $x_i, i = 1, \dots, N$, donde N es el número total de estados de la serie.

Interpolación y reconstrucción

La transformación entre los datos offshore y su propagación al emplazamiento se caracteriza mediante funciones de base radial (RBF; Camus y col., 2011b; Del-Rosal-Salido y col., 2017b; Myers, 1999). Se parte del subconjunto d_j resultado de la aplicación del MDA a la serie offshore normalizada y de los valores de la transformación dinámica correspondientes ($d_{p,j}$). Para el resto de puntos no propagados x_i se definen unos interpolantes RBF con la siguiente estructura:

$$RBF(x_i) = p(x_i) + \sum_{j=1}^m a_j \Phi(\|x_i - d_j\|) \quad (\text{B.4})$$

donde $p(x_i) = b_0 + b_1 H_{s,i} + b_2 T_{z,i} + b_3 U_{10,i} + b_4 \theta_i + b_5 \theta_{u,i} + b_6 \eta_{mm,i}$ es un polinomio de grado 1 y Φ es una función gaussiana cuyo parámetro de forma es c :

$$\Phi(\|x_i - d_j\|) = \exp\left(-\frac{\|x_i - d_j\|^2}{2c^2}\right) \quad (\text{B.5})$$

El valor óptimo de c se estima mediante el algoritmo de Rippa (1999), basado en la minimización de una función coste que representa el error entre el interpolante radial y los valores de la función a aproximar. Los coeficientes b y a se obtienen de imponer las condiciones de interpolación:

$$RBF(d_j) = d_{p,j} \quad (\text{B.6})$$

De esta manera, se define una función de interpolación para cada descriptor de estado (RBF_H, RBF_T y RBF_θ) a partir de los casos representativos seleccionados y de sus valores en el emplazamiento. Estos interpolantes se emplean para trasladar el resto de puntos x_i de la serie original. De este modo se tiene:

$$\begin{aligned} H_{sp,i} &= RBF_H(d_j, H_{sp,j}, x_i); j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, N \\ T_{zp,i} &= RBF_T(d_j, T_{zp,j}, x_i); j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, N \\ \theta_{p,i} &= RBF_\theta(d_j, \theta_{p,j}, x_i); j = 1, \dots, m; i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (\text{B.7})$$

Transformación de marea meteorológica

El procedimiento para realizar la transformación de los estados de marea meteorológica es similar al desarrollado para la transformación de los estados de oleaje (sección B.2.1.1.1). La

diferencias consiste en que: (1) los casos se seleccionan sobre series temporales de presión al nivel del mar y/o velocidad y dirección de viento, y (2) la propagación se lleva a cabo mediante modelos de onda larga.

La base teórica de las técnicas de transformación de marea meteorológica se corresponden con la desarrollada para transformación oceanográfica. El método de selección de casos representativos se lleva a cabo mediante el algoritmo de máxima similitud, mientras que la interpolación y reconstrucción se realiza a través de funciones de base radial (Del-Rosal-Salido y col., 2017a).

Método de análogos

La metodología propuesta para realizar la transformación de los estados atmosféricos parte de datos globales de re-análisis atmosférico y de información del clima local que abarque cierto periodo de tiempo estadísticamente representativo (generalmente de varios años y no inferior a uno). Estos datos que contienen información de pequeña escala pueden ser obtenidos a partir de bases de datos experimentales o bien mediante simulación numérica de mesoescala (transformación dinámica). A través de las relaciones entre datos locales y datos globales, puede reconstruirse la serie de observaciones en el intervalo carente de información. En virtud de la procedencia de los datos locales, se habla de transformación estadística si provienen de fuentes experimentales o híbrida si lo hacen de simulaciones numéricas.

Las relaciones entre datos globales y locales se establecen mediante técnicas basadas en conjuntos de análogos (Delle Monache y col., 2011; Vanvyve y col., 2015). Se parte de dos registros de diferente alcance (datos históricos y datos observados o locales) que presentan disponibilidad simultánea durante cierto periodo de tiempo (periodo de entrenamiento). Las variables registradas en los datos históricos se conocen como predictores, mientras que las variables que van a ser reconstruidas se denominan predictandos. Las relaciones entre ambos conjuntos de datos durante el periodo de entrenamiento son empleadas para reconstruir la serie observada durante el periodo para el cual no existen observaciones (periodo a reconstruir). Así, para cada instante t del periodo a reconstruir se procede de la siguiente manera:

1. En la serie histórica, se consideran los valores de los predictores para un intervalo de tiempo centrado en t (tendencia de análogos, A_{trend}).
2. Se identifican aquellos instantes del periodo de entrenamiento cuyas condiciones en la serie histórica sean análogas a las del instante t . Los candidatos a análogos se buscan en un intervalo de tiempo (ventana de búsqueda, sw) centrado en la misma hora del día para todos los días del periodo de entrenamiento.
3. Se seleccionan los K mejores análogos y se extraen los valores observados para los instantes correspondientes, que se emplean para estimar el valor medio del instante reconstruido y su incertidumbre.

Los datos relativos al instante τ (perteneciente a la serie histórica en el periodo a reconstruir dentro de la ventana de búsqueda) se clasifican mediante su similitud con las condiciones del instante t del periodo de entrenamiento a través de la siguiente métrica:

$$m_{t,\tau} = \sum_{p=1}^P \frac{w_p}{\sigma_p} \sqrt{\sum_{i=-\delta}^{\delta} (X_{p,t+i} - X_{p,\tau+i})^2} \quad (\text{B.8})$$

Análogamente al caso de la transformación de estados oceanográficos, el término elevado al cuadrado se modifica para atender al carácter circular de las variables direccionales. X_p es el valor del predictor p evaluado en el instante correspondiente, δ es el número de intervalos temporales correspondiente a media tendencia de análogos, P es el número total de predictores y w_p es un factor de ponderación de cada predictor que se normaliza con su desviación estándar a lo largo del periodo a reconstruir (σ_p). Los K valores de menor m definen los instantes τ_k ($k = 1, \dots, K$) y sus valores de la serie observada O_k . El valor del predictor en el instante t se calcula como una media ponderada de O_k :

$$A_t = \sum_{k=1}^K \gamma_k O_k \quad (\text{B.9})$$

donde el factor de ponderación de γ_k es proporcional a la inversa de la distancia m :

$$\gamma_k = \frac{m_{t,\tau_k}^{-1}}{\sum_{i=1}^K m_{t,\tau_i}^{-1}} \quad (\text{B.10})$$

En este apartado se describen una serie de métodos que permiten llevar a cabo la caracterización de los agentes climáticos, sin entrar en la descripción de las herramientas matemáticas y numéricas, incluidas en el apartado B.3.

B.2.2 Caracterización del régimen medio

ROM 1.0-09 1.4

Régimen medio: función de distribución de los estados de oleaje en el año medio, utilizando la altura de ola significante como descriptor estadístico del estado de oleaje.

ROM 1.0-09 3.7.1.2.1

Si se considera que los años meteorológicos son sucesos independientes, entonces la muestra de M años contiene M realizaciones del suceso $Hs \gg 0$ por cada año meteorológico. El cálculo del régimen medio puede aplicarse considerando el año meteorológico como intervalo de tiempo representativo de las excedencias en un año "medio". De forma análoga se puede definir la excedencia en otros intervalos de tiempo tales como las estaciones, invierno-verano, monzones, etc.

El régimen medio hace referencia a la caracterización estadística del rango de valores que habitualmente toman las variables climáticas. Se puede asumir que el régimen medio abarca el rango de valores, centrado respecto a la media o la moda de la distribución, que tienen una probabilidad de ocurrencia media acumulada de 90% a 99% en un determinado periodo de tiempo, típicamente un año (ver también ROM 1.0-09 apartado 3.7.1.2.1).

Dado que el régimen medio caracteriza la probabilidad de ocurrencia media, o esperada, en un determinado período de tiempo (un año, una estación, un mes), es posible realizar su caracterización mediante técnicas no-paramétricas (apartado B.2.2.1), estimando valores esperados de los estadísticos de interés (por ejemplo la frecuencias medias de superación de un determinado umbral).

Asimismo, el uso de herramientas paramétricas (apartado B.2.2.2) para la caracterización del régimen medio puede ser de utilidad en determinadas condiciones, como por ejemplo para la implementación de modelos de simulación de series temporales que cubran todo el rango de valores posibles de una variable (apartado B.2.6).

Caracterización no-paramétrica

La caracterización no-paramétrica del régimen medio se basa en estimar el valor esperado de la frecuencia de ocurrencia de distintos sucesos y su posterior representación gráfica en formatos estandarizados. Ejemplos habituales de esto son:

- Probabilidad de no superación de distintos umbrales de una única variable, representada en gráficos de probabilidad acumulada empírica
- Probabilidad de que una variable tome valores en un determinado intervalo, representado en histogramas o tablas de frecuencia.
- Probabilidad de que dos variables tomen valores en un determinado rango de valores de forma simultánea, representado en tablas de frecuencia de doble entrada o rosas cuando una de las variables es direccional.

La caracterización no-paramétrica puede realizarse para un año medio, una estación media, un mes medio, o inclusive contemplando la variabilidad interanual en cualquiera de las escalas anteriores (e.g. caracterizando años Niño y años Niña por separado), según sean las necesidades del proyecto.

Caracterización mediante funciones paramétricas

ROM 1.0-09 3.7.1.3

No existe una base científica para seleccionar uno u otro modelo de probabilidad para ajustar los datos de excedencias; se han aplicado modelos de funciones de distribución tales como log-normal, log-normal modificada, Weibull bi- y triparamétrica, exponencial modificada, etc. En general, el modelo log-normal se ajusta bien a los valores centrados de la muestra mientras que la función Weibull triparamétrica reproduce mejor el comportamiento de los valores de la cola superior. Por su comportamiento similar a la lognormal en la cola centrada y a Weibull en la cola superior, en ausencia de mejor información, se recomienda la siguiente función gamma generalizada como modelo de probabilidad para el conjunto de datos de H_s .

La descripción paramétrica del régimen medio se basa en construir modelos paramétricos (funciones) de probabilidad que reproduzcan adecuadamente el comportamiento de las variables climáticas de interés en el rango de valores medio de las mismas. En general estos modelos se

componen de al menos una distribución de probabilidad cuyos parámetros se estiman a partir de los datos disponibles usando un método de ajuste, como ser máxima verosimilitud, mínimos cuadrados o momentos-L, entre otros posibles. Dichas distribuciones pueden ser univariadas o multivariadas, así como estacionarias o no estacionarias, según lo requiera el proyecto.

Si bien en muchos casos no existe base científica para seleccionar una u otra distribución de probabilidad para una determinada variable climática, en B.2.2.2.1 se incluyen varias distribuciones habitualmente utilizadas en ingeniería marítima (ver también ROM 1.0-09 apartado 3.7.1.3). En ocasiones estas distribuciones no logran representar adecuadamente el comportamiento de una determinada variable, por lo que es necesario recurrir a distribuciones mixtas (B.2.2.2.2). Es habitual recurrir a distribuciones mixtas cuando se desea capturar la multimodalidad de una variable o el comportamiento diferencial que puede presentarse en las colas superior e inferior. La extensión de un modelo de probabilidad paramétrico de estacionario a no estacionario es tan simple como incluir dependencia temporal en los parámetros del modelo, según se describe en B.2.2.2.4.

En general los métodos de construcción de modelos de probabilidad bi- y multivariados más flexibles se basan en utilizar los modelos de distribución de probabilidad univariada (distribuciones marginales) descritos anteriormente, agregando uno o más modelos que reproduzcan la dependencia estadística entre las variables. Entre estos métodos se destacan las cópulas (B.2.2.3.1) y la construcción de distribuciones bivariadas a partir de distribuciones condicionadas y regresiones (B.2.2.3.2).

Funciones de probabilidad simple

En este apartado se trata la primera fase del análisis estadístico. Se considera de manera individual los descriptores de estado como variables unidimensionales, continuas y definidas por una única función de probabilidad. Con la serie de la variable dada, el primer paso es seleccionar la función de probabilidad que mejor se ajusta. En la tabla B.1 se muestran las funciones de probabilidad más utilizadas en el análisis del clima.

Nombre	F(x)	Restricciones
N	$\frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x-\mu}{\sigma\sqrt{2}} \right) \right]$	con $\mu \in \Re$ y $\sigma > 0$
LN	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_l x} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln x - \lambda_l}{\delta_l} \right)^2 \right]$	$x \geq 0$
Γ	$\frac{x^{a/b} b^{-1}}{\Gamma(\frac{b}{c})} \exp \left(-\frac{x}{a} \right)^c$	
Poisson	$\left(\frac{n!}{x!(n-x)!} \right) p^x (1-p)^{n-x}$	con $x = 0, 1, 2, 3, \dots$
WBm	$1 - \exp \left[-\left(\frac{x-\lambda}{\delta} \right)^\beta \right]$	con $x \geq \lambda$, $\beta > 0$ y $\delta > 0$.
GBM	$\exp \left[-\exp \left(-\frac{x-\lambda}{\delta} \right) \right]$	con $-\infty \leq x \leq \infty$ y $\delta > 0$
GEV	$\exp \left[-\left(1 - \beta \left(\frac{x-\lambda}{\delta} \right) \right)^{-\frac{1}{\beta}} \right]$	donde $\lambda, \beta \in \Re, \delta > 0$
Rayleigh	$1 - \exp \left[-\frac{x^2}{2a^2} \right]$	para $x \geq 0$
GPD	$1 - \left(1 + \frac{\beta(x-\lambda)}{\delta} \right)^{-\frac{1}{\beta}}$ para $\beta \neq 0$ y $1 - \exp \left(-\frac{x-\lambda}{\delta} \right)$ para $\beta = 0$	con $x \geq \lambda$ si $\beta \geq 0$ $\lambda \leq x \leq \lambda - \frac{\delta}{\beta}$ si $\beta < 0$

Tabla B.1: Funciones de distribución de probabilidad más usadas en el análisis del clima. N: normal; LN: lognormal; Γ : gamma; WBm: weibull de mínimos; GBM: Gumbel de máximos; GEV: generalizada de extremos; GDP: Pareto generalizada

Funciones de probabilidad mixta

Las funciones de ajuste que se muestran en este apartado tienen una estructura mixta, de modo que incorporan conjuntamente la caracterización de las diferentes clases estadísticas de la muestra: cuerpo central y colas inferior y superior. De forma general, las funciones de densidad y de distribución mixtas del agente vendrán dadas por las ecuaciones B.11 y B.12:

$$f(x) = \begin{cases} f_m(x)F_c(u_1) & x < u_1 \\ f_c(x) & u_1 \leq x \leq u_2 \\ f_M(x)(1 - F_c(u_2)) & x \geq u_2 \end{cases} \quad (\text{B.11})$$

$$F(x) = \begin{cases} F_m(x)F_c(u_1) & x < u_1 \\ F_c(x) & u_1 \leq x \leq u_2 \\ F_c(u_2)F_M(x)(1 - F_c(u_2)) & x \geq u_2 \end{cases} \quad (\text{B.12})$$

siendo:

- f_c y F_c las funciones de densidad y distribución asumida para el régimen central
- f_m y F_m las funciones de densidad y distribución para el régimen de mínimos
- f_M y F_M las funciones de densidad y distribución para el régimen de máximos
- los parámetros u_1 y u_2 , los umbrales que definen el régimen de mínimos y máximos, respectivamente.

En todos los casos, el ajuste de los parámetros se realiza mediante la función logarítmica negativa de máxima verosimilitud.

Funciones de probabilidad para variables direccionales

En el caso de la dirección de procedencia del viento y del oleaje, se incorpora el carácter circular de las variables direccionales y sus particularidades desde el punto de vista estadístico.

Modelo mixto de normales truncadas

Se plantea un modelo mixto formado por M funciones normales truncadas en 0° y en 360° .

$$f(\theta) = \sum_{i=1}^M \alpha_i f_{Ni}(\theta) [F_{Ni}(360) - F_{Ni}(0)]^{-1} \quad (\text{B.13})$$

donde f_{Ni} y F_{Ni} son las funciones de densidad y de distribución de la distribución normal, respectivamente, $\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1$.

Modelo mixto de normales enrolladas

Se plantea un modelo mixto formado por distinto número de distribuciones normales enrolladas. Su función de densidad viene dada por:

$$f(\theta) = \sum_{i=1}^M \alpha_i WN(\theta | \mu_i, p_i) \quad (\text{B.14})$$

$$WN(\theta | \mu, p) = \frac{1}{2\pi} \left(1 + 2 \sum_{p=1}^{\infty} \rho^{p^2} \cos(p(\theta - \mu)) \right) \quad (\text{B.15})$$

donde $\sum_{i=1}^4 \alpha_i = 1$, $0 \leq \alpha_i \leq 1$, $0 \leq \theta \leq 2\pi$ y $0 \leq \rho \leq 1$ siendo los parámetros (μ, ρ, α)

Análisis no estacionario

Los modelos simples y mixtos propuestos se extienden a condiciones no estacionarias. De esta forma se consigue captar la estacionalidad o variabilidad climática en el tiempo de los agentes marítimos y atmosféricos (Solari y Losada, 2011; Solari y Losada, 2012b). A tal efecto, los parámetros de las funciones de probabilidad se modelan mediante series de Fourier, cuyo período principal es el periodo de la variación a estimar, lo que permite incluir en el modelo los ciclos de variación estacionales, anuales e interanuales de la variable (ecuación B.16).

$$\beta(t) = \beta_0 + \sum_{k=1}^N (\beta_{ak} \cos(2\pi kt) + \beta_{bk} \sin(2\pi kt)) \quad (\text{B.16})$$

Los parámetros de las funciones se ajustan mediante máxima verosimilitud. Se usa el Criterio de Información Bayesiano (BIC, ecuación B.17) para seleccionar el número de parámetros a incluir en el modelo.

$$BIC = -2\log(L) + \log(N_d)p \quad (B.17)$$

donde L es el valor de la función de verosimilitud, N_d es el número de datos disponibles y p es el número de parámetros del modelo. De esta forma, el modelo finalmente escogido es el de menor BIC con un orden de aproximación que proporcione un balance entre la mejora del ajuste y el número de parámetros a calcular.

Caracterización estadística bivariada y multivariada

Cóputas

Una forma de encarar el ajuste de los regímenes conjuntos es a partir de cóputas. Las cóputas son funciones de distribución multivariantes con marginales uniformemente distribuidas en el cubo unidad $[0, 1]^m$. En la última década han sido ampliamente utilizadas (Martín Soldevilla y col., 2009 y Martín Hidalgo, 2015). Las cóputas más utilizadas son la Gumbel, Gaussiana, Frechet, Clayton y Plackett.

En el caso de la Copula de Fourier, los pasos a seguir para determinar los coeficientes y la función de densidad y distribución bivariadas son:

1. Se calcula la distribución empírica o marginal de cada una de las variables.
2. Se calcula la función de distribución bivariada.
3. Se obtienen los parámetros de la cóputa.
4. Se devuelve el valor de la función de distribución bivariada mediante la función inversa de Fourier a partir de los coeficientes.

El uso de Copulas puede extenderse para modelar distribuciones multivariadas, sin embargo esto no resulta inmediato excepto para algunos casos particulares (e.g. Copula Gaussiana), por lo que en caso de necesitar construir un modelo multivariado se recomienda referirse a la bibliografía especializada.

Análisis de estados condicionados

Este método obtiene el régimen conjunto a partir del análisis univariado, concretamente, la función marginal de los estados de la variable secundaria (periodo pico, dirección media de incidencia, velocidad del viento, etc.) condicionados a la variable principal (siendo frecuente la altura de ola signficante).

El método ajusta, a través de una ventana móvil, la serie concomitante de la variable secundaria en los instantes en los que se producen picos en la variable principal con la función condicional. Se ajusta una función de regresión a cada uno de los parámetros de la distribución condicional con la variable principal mediante el uso del método de mínimos cuadrados no lineal.

Regresiones

Éste es el método más general que relaciona la variable considerada principal y secundaria mediante una función de regresión. El método consiste en la búsqueda de los parámetros de la

función de regresión que minimizan el residuo. El método de ajuste que se ha considerado es el de mínimos cuadrados no lineales (NLLS) con funciones de regresión polinómicas, potenciales, hiperbólicas y parabólicas. Éstas vendrán prefijadas por el usuario. El método calcula el intervalo de confianza y lo extrapola a partir de la relación:

$$ci = y_p \pm t \sqrt{s^2 + xSx^T} \quad (\text{B.18})$$

Donde ci es el valor del intervalo de confianza, y_p es el valor extrapolado del ajuste, t depende del nivel de significancia (α) y se calcula usando la inversa de la función de distribución t-Students, x es el Jacobiano de la función de regresión (x^T es la transpuesta) y S es la matriz de covarianza de los coeficientes estimados.

En algunos emplazamientos ha sido contrastado el uso de relaciones específicas entre algunos de los agentes. Estas relaciones podrán utilizarse dentro de los rangos de aplicación expuestos con sus respectivos intervalos de confianza. Cabe resaltar que es muy importante inspeccionar el ajuste y confirmar que presenta una tendencia realista.

Se ha considerado también el caso particular del régimen conjunto $h_s - t_p$ mejorado con los valores de viento por su especial utilidad.

Caso particular $h_s - t_p$

En este caso el proceso general de ajuste es similar con la distinción de que la regresión entre ambas variables se adapta a los valores límite del ajuste para los monomios adimensionales dados por $\left(\frac{h_s g}{v^2}\right)$ y $\left(\frac{t_p g}{v}\right)$. Los valores límite que se han adoptado son 0.254 y 7.944, respectivamente, correspondientes al oleaje totalmente desarrollado sin limitaciones por fetch o profundidad.

Los pasos necesarios para conseguir los parámetros del ajuste y los intervalos de confianza son: (1) buscar los parámetros óptimos a partir del NLLS, (2) calcular el Jacobiano de la función de regresión y evaluarla para los valores posibles de la variable principal, y (3) obtener los intervalos de confianza.

B.2.3 Caracterización del régimen extremal

ROM 1.0-09 3.7.4

El término valor extremo se adjudica al valor mayor que una variable aleatoria puede tomar en un número de observaciones dado. El valor mayor es, a su vez, una variable aleatoria que depende del tamaño de la muestra. Esta definición se puede aplicar a la altura de ola máxima en: (1) un estado de oleaje de una hora de duración, (2) un ciclo de solitización de duración aleatoria, (3) un año meteorológico o (4) en la vida útil.

La caracterización del régimen extremal busca cuantificar la probabilidad de ocurrencia de valores particularmente altos o bajos de las variables climáticas, pertenecientes a las colas superior e inferior de su distribución, en general por fuera del rango de valores de los datos disponibles.

Se distingue entre régimen extremal univariado, en el cual se caracteriza únicamente la ocurrencia de valores extremos de una única variable, y régimen extremal multivariado, en el cual se caracteriza la ocurrencia simultánea de valores extremos de más de una variables.

Los dos métodos tradicionales para caracterizar el régimen extremal univariado son el de máximos anuales y picos sobre el umbral. Estos métodos suelen asociarse al uso de las distribuciones de probabilidad de Extremos Generalizada (GEV) y Pareto Generalizada (GPD) respectivamente (apartados B.2.3.1-B.2.3.2; ver también ROM 1.0-09 apartado 3.7.4).

En general es necesario acompañar la caracterización del régimen extremal univariado de una variable climática marítima o atmosférica con distribuciones de probabilidad bivariadas o multivariadas utilizando los modelos descritos en el apartado B.2.2.3 que describen la ocurrencia conjunta de los valores extremos de dicha variable con otras variables climáticas relevantes en el proceso de diseño. Se deberá ser particularmente cuidadoso en la caracterización de la dependencia entre variables en aquellos casos en que las otras variables también tomen valores extremos. En este caso será recomendable recurrir a métodos específicamente desarrollados para modelar distribuciones bivariadas y multivariadas de extremos, como ser las Cópulas de extremos.

En algunos casos puede ser útil el análisis del régimen extremal condicionado a otra variable (e.g. a la dirección de procedencia del oleaje o viento, al nivel de mar, etc.) o suceso (e.g. régimen extremal condicionado a la ocurrencia de patrones de circulación atmosférica particulares). Esta aproximación puede facilitar la identificación de subconjuntos de datos extremos homogéneos. En caso de reconstruir el régimen extremal “total” o incondicional a partir de los regímenes condicionados (e.g. régimen extremal omnidireccional a partir de los regímenes direccionales) se deberá analizar la dependencia estadística entre los regímenes extremos condicionales y, en caso de que estos últimos no fueran independientes, modelar adecuadamente la dependencia de cara a la reconstrucción del régimen extremal “total”.

Función de distribución de picos sobre umbral

El valor máximo del descriptor de estado en los ciclos de sollicitación $H_{s,maxciclo}$ es una variable aleatoria cuya secuencia de valores en el intervalo de tiempo constituye una muestra de elementos estadísticamente independientes. Seleccionado un valor del estado de oleaje umbral ($H_{s,cr}$) suficientemente alto, la función de distribución $F_{H_{s,maxciclo}}(H_s)$, en general, se aproxima adecuadamente a la función de distribución generalizada de Pareto, $GPD(\sigma_P, \xi_P)$ (Tabla B.1).

La estimación de $H_{s,cr}$ se realiza a partir de la metodología propuesta por Solari y col., 2017, que se basa en el uso del estadístico del test Anderson-Darling modificado

$$A_R^2 = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1)[\ln(z_i) + \ln(1-z_{n+1-i})] - n \quad (\text{B.19})$$

donde los parámetros de la función de distribución $F(x)$ usados para calcular $z_i = F(x_i)$, se estiman las n observaciones ordenadas independientes. Se dispone de la distribución del estadístico A_R^2 para distintas ternas de los parámetros de forma, localización y escala, obtenidos mediante simulación.

32 | Anejo B. Caracterización de los agentes en el emplazamiento

En primer lugar, se identifican todos los picos de la serie mediante el uso de una ventana móvil cuya duración tiene en cuenta las características del proceso estudiado, de modo que se garantiza la obtención de eventos estadísticamente independientes. A continuación, se estiman los tres parámetros (k , σ , μ) que definen la distribución generalizada de Pareto (GP) mediante el método de L-Moments (Ecuación B.20).

$$k = (3t_3 - 1)/(1 + t_3), \quad \sigma = l_2(1 - k)(2 - k), \quad u = l_1 - \sigma/(1 - k) \quad (\text{B.20})$$

donde

$$l_1 = n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i, \quad l_2 = n^{-1} \sum_{i=1}^n |(2p_i - 1)x_i|, \quad l_3 = n^{-1} \sum_{i=1}^n [(1 - 6p_i + 6p_i^2)x_i] \quad (\text{B.21})$$

$$t_3 = L_3/l_2, \quad p_i = (1 - 0,35)/n \quad (\text{B.22})$$

Para una serie de umbrales posibles se estiman los parámetros de la distribución GP mediante el método L-Moments, sus los intervalos de confianza mediante remuestreo, se calcula A_R^2 usando (eq. B.19) y su correspondiente p-valor teniendo en cuenta el tamaño de la muestra por encima del umbral. Luego se elige el umbral que maximiza el p-valor.

Una vez obtenido el valor del umbral ($H_{s,cr}$), se estiman los parámetros de escala, forma y posición de la GPD a partir de aquellos valores que cumplen $H_s \geq H_{s,cr}$.

Función de distribución del máximo anual

El régimen del máximo anual o extremal es la función de distribución del valor mayor en cada año meteorológico del descriptor de estado que, con alta probabilidad, coincidirá con el pico de alguno de los ciclos de solicitud ($X_{\text{máx}} \approx \text{máx} X_{\text{pico}}$). Considerando que los sucesos de cada año son estadísticamente independientes, entonces la muestra está formada por n elementos igualmente espaciados e independientes. La función de distribución del máximo valor de las n observaciones es $G_{H_s, \text{máx anual}}(x)$. La función de distribución del valor máximo de la serie de datos de tamaño n , cuando $n \rightarrow \infty$ tiende asintóticamente a la función generalizada de valores extremos $GEV(\sigma_E, \delta_E, \mu_E)$, cuya expresión se observa en la tabla B.1. Para el ajuste de la función es conveniente que la muestra contenga un número suficiente de años ($n > 10$).

En este caso, si el intervalo de confianza del parámetro de forma contiene el caso $\sigma_E = 0$ se añadirá en todo el proceso el resultado de ajustar una Gumbel.

B.2.4 Caracterización de los ciclos de solicitud

ROM 1.0-09 3.7.3

El ciclo de solicitud está formado por una secuencia aleatoria de estados meteorológicos en cada uno de los cuales la probabilidad de que se produzca un modo de fallo frente a la seguridad o el servicio en la vida útil es significativa. En consecuencia la descripción estadística de los ciclos de solicitud es la llave para el cálculo de la seguridad o el servicio de la obra en condiciones de trabajo extremas. Para el caso de los estados de oleaje los principales descriptores del ciclo son su duración o persistencia, el valor máximo del estado o pico máximo y el número de ciclos de solicitud en la vida útil.

Un ciclo de solicitud se compone de una secuencia aleatoria de estados en cada uno de los cuales la probabilidad de ocurrencia de un modo de fallo es significativa (ver ROM 1.0-09 apartado 3.7.3 y ROM 0.0-01 apartado 2.4 y 7.3.4). De este modo, en el contexto de la caracterización de los agentes climáticos, un ciclo de solicitud queda definido como un período de tiempo en que las variables climáticas superan una serie de umbrales predefinidos.

Las variables características de los ciclos de solicitud se obtienen a partir de la serie temporal del descriptor de estado que condicione el modo de fallo del dique (por ejemplo, la altura de ola significativa $H_s(t)$) y del valor umbral que marca la ocurrencia del ciclo de solicitud (el modo de fallo puede estar condicionado por más de un descriptor de estado, caso en el cual el ciclo de solicitud deberá caracterizarse teniendo en cuenta que existe más de un variable principal).

La evolución temporal de la curva del descriptor de estado proporciona información sobre la forma del temporal y los procesos de generación. Esta curva se puede descomponer en tres ramas: (1) generación y crecimiento, (2) máximo y (3) decaimiento. La primera rama depende de la velocidad de viento, su uniformidad sobre el fetch y las dimensiones de éste, que a su vez dependen del tamaño y dimensiones de la borrasca que origina el temporal, la presión en el centro y el gradiente de presiones. La rama alrededor del máximo y su duración depende de la velocidad de traslación y de giro de la borrasca que viene condicionada por las condiciones sinópticas de contorno que, finalmente, son las que regulan la rama de decaimiento conjuntamente con los procesos de dispersión angular y radial y la forma de la costa.

Los ciclos de solicitud se caracterizan por su frecuencia de ocurrencia, su duración, los valores máximos (o picos) alcanzados durante el ciclo y el comportamiento de sus ramas de generación y crecimiento y decrecimiento. Si bien el análisis extremal univariado y multivariado basado en el método de Picos Sobre el Umbral sirve de punto de partida para caracterizar los ciclos de solicitud, es necesario también incorporar modelos de probabilidad que reproduzcan el comportamiento del resto de las variables que caracterizan al ciclo; como mínimo será necesario disponer de: (a) un modelo de probabilidad para el número de ciclos por año, (b) un modelo de probabilidad para la duración de los ciclos y (c) un modelo (de probabilidad o determinístico) para la evolución temporal de la variable principal a partir de la cual se define el ciclo de solicitud.

Atendiendo al *Articulado*, parece razonable adoptar distintas metodologías para el análisis de los ciclos de solicitud de acuerdo con el nivel de desarrollo o alcance del proyecto. La

primera metodología planteada determina el ciclo de solicitud a partir de formas geométricas sencillas. Este método ha sido ampliamente utilizado y contrastado (véase Soldevilla y col., 2015 o Martín Hidalgo, 2015 para más información sobre estos métodos) y se basa en la hipótesis previa de asumir una forma determinada de la evolución del temporal (triangular, trapezoidal, etc.). Este método permite, de manera sencilla, la caracterización del ciclos de solicitud (apartado B.2.4.1) y la simulación de su evolución temporal (B.2.6.1.1). Una segunda metodología permite reconstruir el ciclo de solicitud a partir del uso del modelo vectorial autoregresivo (VAR) y es el objeto del apartado B.2.6.1.

Caracterización de los ciclos de solicitud mediante monomios adimensionales

Las variables que caracterizan los ciclos de solicitud son (1) el valor umbral (ya sea físico o estadístico, generalmente asociado a condiciones de seguridad u operatividad), (2) el valor máximo o pico máximo del ciclo, (3) la duración o persistencia del ciclo, (4) la duración de la rama ascendente (desde el inicio del ciclo hasta su valor máximo), y (5) el número de ciclos de solicitud de cada año del registro de la serie temporal.

De todas ellas, existen tres variables principales: valor máximo o de pico del ciclo, duración total del ciclo y duración de su rama ascendente. Pueden relacionarse entre sí mediante tres monomios adimensionales a partir de la velocidad de viento. De esta manera pueden definirse y construirse formas sintéticas de evolución de los ciclos de solicitud.

Las principales variables de cada ciclo se relacionan mediante los siguientes monomios adimensionales:

$$\frac{g X_{max,i}}{U_{10}^2}, \frac{g D_{t,i}}{U_{10}}, \frac{g D_{asc,i}}{U_{10}} \quad (\text{B.23})$$

donde X_{max} es el pico del descriptor de estado que marca la ocurrencia del ciclo (por coherencia dimensional, X se corresponde bien con H_s o bien con η_{MM}), D_t es la duración o persistencia del ciclo, D_{asc} es la duración de la rama ascendente (desde el inicio del ciclo hasta que ocurre el pico), y el índice i denota cada ciclo de solicitud encontrado en la serie temporal. En general, en aguas indefinidas, estos monomios presentan una variabilidad relativamente reducida y pueden asumirse los valores promedio como representativos de los ciclos de solicitud de un registro concreto. Sin embargo, en los casos en los que exista una marcada variabilidad direccional, se recomienda sectorizar por direcciones principales y realizar todo el proceso de caracterización de los ciclos de solicitud por sectores.

Finalmente, resulta conveniente realizar dos comprobaciones en cuanto a la caracterización estadística de los ciclos. La primera de ellas versa sobre el número medio de eventos por año, que constituye una variable aleatoria discreta que en general suele ajustarse a un modelo de Poisson. La segunda se refiere a la duración de los ciclos, la cual suele ajustarse a una distribución exponencial

Dada la serie temporal del descriptor del estado que condicione la ocurrencia de un modo de fallo, así como el valor umbral, el procedimiento para determinar los ciclos de solicitud es el siguiente:

1. Identificar los ciclos de solicitud. En la serie temporal se obtienen todas las posiciones de los pasos ascendentes y descendentes sobre el umbral, así como el tiempo donde comienza y termina cada ciclo.
2. Picos máximos y filtrado. Para cada ciclo de solicitud, se calcula el valor máximo del ciclo o pico máximo. Identificados los valores máximos, se filtran aquellos ciclos (y sus variables) cuya separación sea menor que la separación mínima entre temporales y, posteriormente, se filtran los ciclos cuya duración o persistencia sea menor que la duración mínima previamente definida.
3. Descriptores de los ciclos de solicitud y monomios adimensionales. Para cada ciclo de solicitud, se determina:
 - Pico máximo.
 - Duración o persistencia.
 - Duración de la rama ascendente.
 - Número de ciclos por cada año de la serie temporal.
 - Registros de los descriptores de estado condicionados a la ocurrencia de los ciclos.
 - Monomios adimensionales.
4. Comprobaciones sobre la duración de los ciclos y el número de eventos por año.

El proceso para obtener la forma sintética característica de los ciclos de solicitud de la serie temporal es el siguiente:

1. Valor máximo asociado al periodo de retorno ($X_{max,TR}$). Para el estudio de alternativas y soluciones del dique se define el periodo de retorno T_R que condiciona la probabilidad de fallo en la vida útil del dique. A partir de este periodo de retorno, se calcula el valor máximo o pico del descriptor de estado que condiciona el modo de fallo.
2. Velocidad de viento. Con el valor medio del monomio adimensional de la serie temporal que relaciona el valor máximo del descriptor principal con la velocidad de viento, se obtiene esta última asociada al pico.
3. Duración del ciclo y duración de la rama ascendente. A partir de los valores medios de los monomios que relacionan, respectivamente, la duración del ciclo y la duración de la rama ascendente con la velocidad de viento, se obtienen ambas duraciones medias para la velocidad de viento calculada en el paso anterior.
4. Forma sintética. A partir del valor pico y de las duraciones calculadas se construye la forma sintética triangular que modela la evolución temporal del descriptor principal en un ciclo de solicitud cuyo valor máximo es $X_{max,TR}$.

El procedimiento para caracterizar la evolución temporal de una variable principal condicionada a la ocurrencia de un ciclo de solicitud en otra variable principal, así como la relación de ésta con el resto de descriptores de estado es el siguiente:

1. Se parte de los ciclos de solicitud definidos mediante la superación por parte de la primera variable principal, v_1 , de un umbral físico o estadístico.

36 | Anejo B. Caracterización de los agentes en el emplazamiento

2. Para cada ciclo de solicitud, se obtienen:
 - Los valores máximos o picos de v_1 .
 - La duración de cada ciclo.
 - Las series temporales de v_1 durante cada ciclo.
3. A partir de la serie temporal de la segunda variable principal, v_2 , se obtienen:
 - El valor de v_2 concomitante con el pico de v_1 ($v_{2|v_{1,p}}$), que se relaciona con $v_{1,p}$.
 - Los valores de v_2 en el inicio del ciclo de v_1 ($v_{2,i}$), que se relaciona con $v_{2|v_{1,p}}$.
 - Los valores máximos de v_2 en el ciclo de v_1 ($v_{2,max}$), que se relaciona con $v_{2|v_{1,p}}$.
 - Los valores de v_2 en el finales del ciclo de v_1 ($v_{2,f}$), que se relaciona con $v_{2|v_{1,p}}$.
 - El desfase entre picos (Δ), que se relaciona con la serie de duraciones totales de los ciclos.
4. A partir de las series temporales del resto de descriptores de estado (variables secundarias), se obtienen sus valores condicionados a la ocurrencia de un ciclo en v_1 y se relaciona cada registro con el correspondiente a esta variable.

B.2.5 Dependencia temporal

Análisis univariado

La metodología propuesta para el análisis univariado de la dependencia temporal puede ser una de las siguientes:

- Modelos autorregresivos, cuyo fundamento y uso se detalla en el apartado B.2.5.1.1.
- Cópulas bivariadas, cuyo fundamento y uso se detalla en el apartado B.2.2.3.1.

Modelos autorregresivo

El modelo autorregresivo (AR) se basa en suponer que cada variable simulada depende linealmente de los valores que toma en los estados anteriores. El número de estados pasados que afectan a cada uno nuevo determina el orden del modelo. De este modo, cada elemento de un modelo autorregresivo de orden p puede expresarse del modo siguiente:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (\text{B.24})$$

donde X_t es el valor de la variable en el instante t , ϕ_i es el parámetro i del modelo, c es una constante y ε_t es el ruido.

Análisis multivariado

En el caso del análisis multivariado de la dependencia temporal se propone la metodología de modelos vectoriales autorregresivos cuyo fundamento y uso se detalla en el apartado B.2.5.2.1.

Modelos vectoriales autorregresivos

Los modelos vectoriales autorregresivos (VAR) constituyen la extensión de los modelos AR al caso de múltiples variables. El ajuste del modelo permite explicar la evolución de cada variable a partir de los valores que toma en los estados anteriores tanto ella como las restantes. El número de estados pasados que afectan a cada uno nuevo determina el orden del modelo. Cada elemento de un modelo VAR de orden p puede expresarse del modo siguiente:

$$\vec{X}_t = \vec{c} + \sum_{i=1}^p A_i \vec{X}_{t-i} + \vec{\varepsilon}_t \quad (\text{B.25})$$

donde \vec{X}_t es el vector con los valores que toman las variables en el instante t , A_i es la matriz con los parámetros i del modelo, \vec{c} es un vector de constantes y $\vec{\varepsilon}_t$ es el vector ruido en el instante t .

B.2.6 Simulación aleatoria de agentes climáticos

Las técnicas de simulación aleatoria de agentes climáticos permiten generar secuencias de los descriptores de estado que se utilizan en la aplicación de los métodos de verificación de Nivel III.

En general las técnicas de simulación no reproducirán todos los aspectos observados en una curva de estados medida, sino únicamente aquellos contemplados en el modelo de probabilidad implementado para la simulación. Qué procesos incluir en un determinado modelo dependerá del objetivo de la simulación (e.g. qué variables aleatorias, en qué rango de valores, con qué escala temporal y qué dependencias entre variables). En general se prestará mayor cuidado a representar adecuadamente el comportamiento de las variables principales que desencadenan el modo de fallo o parada que a representar las variables secundarias o de acompañamiento, y se prestará mayor atención a aquellas variables a las que el resultado final es más sensible que a las restantes.

Distinguiendo según el nivel de complejidad del modelo de probabilidad requerido para la simulación, se tiene:

1. Simulación de secuencias de estados sin necesidad de reproducir la dependencia temporal entre estados sucesivos.
2. Simulación de secuencia de estados en un rango acotado de valores de alguna de las variables, reproduciendo la dependencia temporal entre estados sucesivos.
3. Simulación de secuencia de estados en todo el rango de valores de las variables, reproduciendo la dependencia temporal entre estados sucesivos.

La simulación de secuencias de estados sin reproducir la dependencia temporal entre estados sucesivos es el caso más sencillo de simulación de agentes y, en general, es suficiente simular de forma aleatoria a partir de los modelos de probabilidad habitualmente utilizados para caracterizar el régimen medio y extremal de los descriptores de estados de los agentes. Un ejemplo típico de esta aproximación es la simulación aleatoria de la máxima altura de ola significativa en la vida útil, la cual puede acometerse directamente a partir de los regímenes de Picos sobre el Umbral (apartado B.2.3.1) o de Máximos Anuales (apartado B.2.3.2).

El caso típico de simulación de secuencias de estados en un rango acotado de valores teniendo en cuenta la dependencia entre estados sucesivos es la simulación aleatoria de ciclos de solici-tación. En este caso se distinguen dos niveles de complejidad, según se asuma o no una forma característica para la evolución del ciclo, los cuales se discuten a continuación. En B.3.7.1 se presentan herramientas útiles para la simulación de ciclos de solici-tación.

La simulación de secuencias de estados en todo el rango de valores de las variables, teniendo en cuenta la dependencia entre estados sucesivos, es el caso de mayor complejidad contemplado en este documento. En este caso es necesario incorporar modelos de probabilidad adicionales a los utilizados en las caracterización del régimen medio y extremal de las variables, tales que reproduzcan la dependencia entre valores sucesivos de las variables de estado (ver B.3.7.2).

Simulación de ciclos de solici-tación

La finalidad de la simulación de ciclos de solici-tación es generar series de ciclos de solici-tación cuya ocurrencia y duración describa el comportamiento de las tormentas en el emplazamiento. Cada ciclo, a su vez, estará compuesto por una serie temporal de estados que describe la inten-sidad, evolución e interdependencia de las variables de estado principales y secundarias que permiten verificar la ocurrencia o no del modo de fallo o parada.

La ocurrencia y duración de los eventos de tormenta reside en la escala sinóptica (días/sema-nas) mientras que la transición estado-estado se fundamenta en la escala horaria. Una forma de proceder para la simulación de ciclos de solici-tación es implementar modelos diferenciados para cada escala de tiempo, en donde las variables características de cada escala son:

- Descriptoras del ciclo: duración del ciclo de solici-tación, D , y duración del ciclo de calmas, D_c .
- Descriptoras del estado: la altura de ola significativa H_s , el periodo pico asociado T_p , la dirección media de incidencia θ .

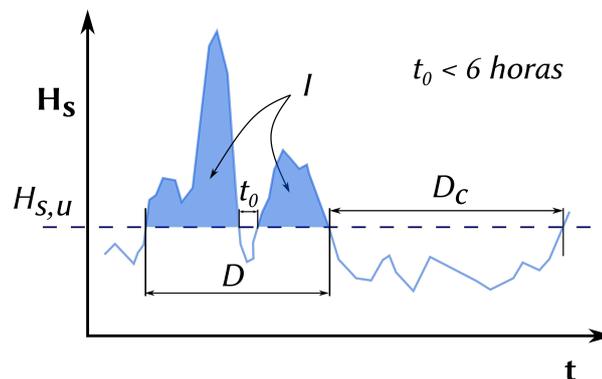


Figura B.2: Esquema de caracterización de los parámetros principales que definen la secuencia temporal de ciclos de solici-tación

La figura B.2 muestra los parámetros que caracterizan la secuencia temporal de ciclos de solici-tación.

Se discuten a continuación las aproximaciones propuestas para modelar cada una de las esca-

las temporales, diferenciando entre dos aproximaciones posibles de distinto nivel de complejidad para la simulación de los descriptores de estado.

Las variables características de los ciclos de solicitud se obtienen a partir de la serie temporal del descriptor de estado que condicione el modo de fallo del dique y del valor umbral que marca la ocurrencia del ciclo de solicitud. Para garantizar la dependencia estadística de cada ciclo de solicitud, se debe establecer una separación mínima entre picos del orden de la duración de un temporal (aproximadamente 4 ó 5 días). Además, con el fin de poder caracterizar de manera adecuada las distribuciones de las variables de los ciclos, se recomienda asignar una duración o persistencia mínima del ciclo del orden de 10 ó 15 horas.

Formas sintéticas de la evolución de un temporal

En general para simular la ocurrencia y duración de los ciclos de solicitud se requiere al menos de: (1) un modelo de probabilidad discreto que de el número de ciclos por año y su momento de ocurrencia (típicamente un modelo de Poisson, el cual puede ser homogéneo o no, según se requiera) y (2) un modelo de probabilidad para la variable duración del ciclo (típicamente una distribución de Weibul), el cual podrá estar condicionado a otras variables, como ser intensidad máxima en el ciclo o duración de las calmas (previa y/o posterior).

Una vez simulado el número, duración e instante de ocurrencia de los ciclos de solicitud, el siguiente paso será simular su intensidad y evolución temporal mediante la hipótesis previa de asumir una forma determinada de la evolución del temporal (triangular, trapezoidal, etc.) como se ha descrito en el apartado B.2.4.1.

Simulación multivariada de ciclos de solicitud

Una segunda aproximación permite reconstruir el ciclo de solicitud a partir del uso del modelos multivariados de simulación de series temporales. En este caso no se asume una forma predefinida a priori, por lo que el método posee mayor capacidad de innovación en lo que respecta a las posibles secuencias de estados generadas. En B.3.7.1 se incluyen una serie de herramientas para facilitar la implementación de esta aproximación. Para condicionar la duración del ciclo a otras variables se podrá recurrir a los métodos y herramientas de construcción de distribuciones bivariadas y multivariadas (ver B.2.2.3).

Análisis estadístico de los descriptores de estado del ciclo

Se analizan la serie temporal de los valores por encima del umbral de la variable principal y los concomitantes para el resto de variables mediante modelos de probabilidad simples (apartado B.2.2.2.1). En general, las variables lineales (H_s y T_p) se ajustarán a modelos de probabilidad de extremos (pareto generalizado o exponencial, por ejemplo), mientras que las variables direccionales seguirán la distribución normal.

Para cada variable se obtienen los parámetros de forma, localización y escala del modelo de probabilidad que describa su comportamiento. Este ajuste se realiza con la ayuda del método de máxima verosimilitud (MLE).

Dependencia temporal de los descriptores de estado en el ciclo de solicitud

El procedimiento desarrollado en el apartado anterior define una base de datos de ciclos de solicitud y los modelos de probabilidad marginales de las variables de estado. La correlación entre variables y la dependencia temporal, tanto con ellas mismas como con las restantes, se puede obtener mediante distintos métodos (B.2.5). Por su sencillez y robustez, se emplea un modelo vectorial autorregresivo (VAR). Con la ayuda del modelo VAR, se obtienen los parámetros que permiten conocer el valor de las variables de estado en un momento dado a partir de los instantes pasados de todas de ellas. El método se describe en el apartado B.2.6.2.2. El orden se obtiene a partir del Criterio de Información Bayesiana (BIC, ecuación B.17), que determina el número óptimo de estados anteriores.

Dependencia de los ciclos de calma y solicitud

Como se ha visto en el apartado B.2.6.1, la ocurrencia, generación y evolución de tormentas se basa en dos escalas de tiempo: horaria (o de estado) y diaria/semanal (o de ciclo). En este caso, para condicionar la duración del ciclo a otras variables se podrá recurrir a los métodos y herramientas de construcción de distribuciones bivariadas y multivariadas (ver B.2.2.3) como la Copulas.

La ocurrencia y duración de las tormentas está relacionada con la estación del año en el que se encuentra, por lo tanto, se analiza por estaciones la relación entre ambas variables (D y D_c). Se utilizarán las cópulas que mejor describan el binomio $D-D_c$.

Simulación del registro temporal de los ciclos de solicitud

El proceso de simulación sigue la metodología desarrollada en los apartados anteriores y que se resume a continuación.

En primer lugar, se aplica el modelo VAR con los parámetros ajustados de las series de estados normalizadas con los modelos de probabilidad que describen el comportamiento de las funciones marginales de cada variable.

La aplicación del modelo VAR proporciona una serie de descriptores de estado de ciclo y de ciclos continua en el tiempo. La separación de ciclos se realiza ajustando la función de distribución de la duración de la serie simulada de ciclos a la función de distribución de la duración registrada. Esto se consigue por aproximaciones sucesivas, modificando el umbral en la serie simulada, de modo que la distribución de duraciones sea semejante.

Finalmente, se separan los ciclos en el tiempo mediante el uso de cópulas. En función de la duración del ciclo previo y la estación del año en la que terminó, se entra en la cópula correspondiente y se extrae el valor de la duración del ciclo de calma. Se continua hasta que la serie temporal registre el número de años de simulación que se determine.

Simulación de series completas

El objetivo de las técnicas de simulación consiste en generar secuencias compuestas por un cierto número de estados de las variables aleatorias de interés que se ajusten a una serie de requisitos definidos a priori. Cada estado generado representa un intervalo de tiempo en el que se asume que las variables pueden considerarse estacionarias en sentido estadístico y, por tanto,

pueden caracterizarse por medio de descriptores.

Los requisitos que se imponen a las secuencias de estados generadas en este caso son los siguientes:

- El comportamiento de cada descriptor se ajusta a unas características impuestas por su función de probabilidad marginal (estacionaria o no estacionaria según el alcance del estudio) tanto en el rango de su cuerpo central como en sus colas inferior y superior (distribución mixta).
- La serie generada refleja la dependencia temporal de cada descriptor consigo mismo y con el resto de descriptores.

Las técnicas de simulación varían principalmente en el modo en el que se caracteriza la dependencia entre variables. A continuación se describen brevemente algunos métodos basados en el uso de modelos autoregresivos y en el uso de cópulas, tanto para el caso de simulación de series univariadas como para el más general de simulación de series multivariadas (ver también (Solari y Losada, 2015)).

Simulación de series univariadas

La simulación de series univariadas debe ser capaz de reproducir el comportamiento estadístico mixto (estacionario o no estacionario) del descriptor de estado de una única variable aleatoria, así como la dependencia temporal de cada estado simulado con los anteriores. En primer lugar se define una distribución de probabilidad mixta que reproduzca de forma adecuada la distribución marginal de la variable aleatoria (ver B.2.2.2). En segundo lugar se define un modelo de probabilidad que reproduzca la dependencia entre estados sucesivos; entre otros posibles, este modelo puede estar basado en el uso de cópulas o puede recurrirse a un modelo autoregresivo (ver B.2.5)

Simulación de series multivariadas

La simulación de series multivariadas debe ser capaz de reproducir el comportamiento estadístico mixto (estacionario o no estacionario) del descriptor de estado de cada una de las variables aleatorias consideradas, así como la dependencia temporal de cada estado simulado con los anteriores tanto de cada variable consigo misma como con las restantes. En primer lugar se define una distribución de probabilidad mixta para cada una de las variables involucradas, tal que reproduzca de forma adecuada la distribución marginal de la variable aleatoria (ver B.2.2.2). En segundo lugar se define un modelo de probabilidad que reproduzca la dependencia entre las distintas variables, tanto dentro de un mismo estado como en estados sucesivos. A diferencia de lo que ocurre en la simulación de series univariadas, en este caso el uso de cópulas puede resultar sumamente engorroso dado que el número de cópulas a utilizar crece rápidamente a medida que aumenta el número de variables involucradas. Los modelos autoregresivos en cambio son fácilmente extensibles al caso multivariado (ver B.2.5).

B.2.7 Herramientas de clasificación y agrupamiento

Agrupación de eventos por mapas sinópticos

La identificación de los patrones sinópticos característicos de una zona de estudio permite agrupar los agentes por eventos de la misma naturaleza en virtud de las condiciones meteorológicas.

lógicas que los hayan desencadenado. A la hora de definir, describir y caracterizar los ciclos de solicitud puede resultar de interés esta clasificación por patrones.

La clasificación por mapas sinópticos (Bermejo y Ancell, 2009; Camus y col., 2014; Rueda y col., 2016) permite definir situaciones meteorológicas generalizadas que proceden de clasificar los patrones atmosféricos típicos de una región concreta. A partir de los campos de presión a nivel del mar y de su gradiente, la definición de los n_{WT} patrones característicos de una zona de estudio se efectúa en cuatro pasos sucesivos. En primer lugar, se agrupan los datos para obtener condiciones medias representativas de cierto número de días y almacenar, en cada instante, la historia reciente en cada punto (por ejemplo, se realizan medias diarias y medias móviles 3-diarías). A continuación se realiza un análisis de componentes principales (PCA; Preisendofer y Mobley, 1988) para reducir la dimensión de los datos a la vez que se conserva un porcentaje mínimo de la varianza inicial (generalmente del 95%). El siguiente paso consiste en realizar propiamente la clasificación mediante el algoritmo k-medias (KMA; Anderberg, 1973) en el espacio de las componentes principales para obtener n_{WT} clusters representados por sus centroides y los estados más próximos a cada centroide. La clasificación se inicializa mediante el algoritmo de máxima disimilitud (véase apartado B.2.1.1.1). Por último, mediante el algoritmo de mapa autoorganizado (SOM; Kohonen, 2016), los n_{WT} clusters se organizan en una malla bidimensional de modo que se minimice la distancia entre centroides.

Establecidos todos los patrones característicos, puede determinarse la probabilidad de ocurrencia de cada uno en función del número de estados atmosféricos asociados a cada cluster. Asimismo, puede realizarse la caracterización estadística de los ciclos de solicitud correspondientes a cada situación sinóptica mediante el procedimiento descrito en el apartado anterior.

B.2.8 Caracterización de los efectos del calentamiento global

Según se establece en el *Articulado*, la caracterización de los efectos del calentamiento global variará en función del grado de desarrollo del proyecto. En todos los Estudios Previos y en los Estudios de Alternativas y de Soluciones de proyectos de Clase I se considerarán los efectos del calentamiento global de forma simplificada, adoptando valores razonables del nivel del mar en función de la vida útil del dique y de las estimaciones de los organismos competentes. En los Estudios de Alternativas y de Soluciones de proyectos de Clase II se considerarán los potenciales efectos del calentamiento global con base en los escenarios futuros propuestos por los organismos competentes y teniendo en cuenta el ciclo vital del dique de abrigo. Por último, en el Anteproyecto y en el Proyecto de Construcción se considerarán de forma específica los efectos del calentamiento global por medio de covariables que afecten a los parámetros de los modelos de probabilidad de los factores de proyecto.

B.3 Herramientas

B.3.1 Lectura y pretratamiento

El módulo de lectura permite la entrada de archivos de texto de información de oleaje y viento de puntos WANA, SIMAR, mareógrafos del conjunto REDMAR, series de nivel de mar Nivmar, archivos de agentes atmosféricos de registros de ERA-Interim, así como de archivos genéricos que contengan información de los descriptores de estado de oleaje, viento y nivel del mar y proporciona una visualización de las distintas series temporales. Los descriptores de estado

que se obtienen del módulo de lectura son:

- Altura de ola significativa, H_s
- Periodo pico, T_p
- Dirección media de procedencia del oleaje, θ
- Velocidad media de viento a 10 m de altura, U
- Dirección media de procedencia del viento, θ_U
- Presión atmosférica, p_s
- Nivel medio del mar, η

A continuación, el módulo *pretratamiento* permite realizar un primer análisis de calidad de los datos, efectuando las siguientes tareas:

- Analizar la longitud de la serie de datos en relación con la vida útil de la obra y el alcance del proyecto.
- Analizar la longitud y la continuidad de datos a lo largo de toda la serie temporal.
- Establecer la misma cadencia para toda la serie temporal.
- Rellenar la información de nivel de mar a partir de un primer análisis armónico de la señal. La componente astronómica es una variable determinista y puede ser extraída de la señal de nivel. Se obtiene la marea astronómica y se determina el residuo meteorológico como la diferencia entre la señal de nivel y la componente astronómica.
- Verificar y validar las series de retroanálisis si se dispone de una serie instrumental para ello.
- Completar la serie, cuando sea necesario, mediante el método de análogos para el relleno de huecos.
- Homogeneizar las series temporales de los distintos agentes. Se limita el registro a la serie con menor periodo de tiempo.

En la figura B.3 se muestra el diagrama de flujo del esquema de funcionamiento de los módulos de lectura y pretratamiento de los datos.

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con el proceso de lectura y pretratamiento de los registros temporales:

`entrada_datos.lectura.lectura_wana(ruta, nombre_fichero)`

Función que analiza el fichero de entrada tipo WANA y devuelve un dataframe de oleaje y otro atmosférico (API 1.9.2).

44 | Anejo B. Caracterización de los agentes en el emplazamiento

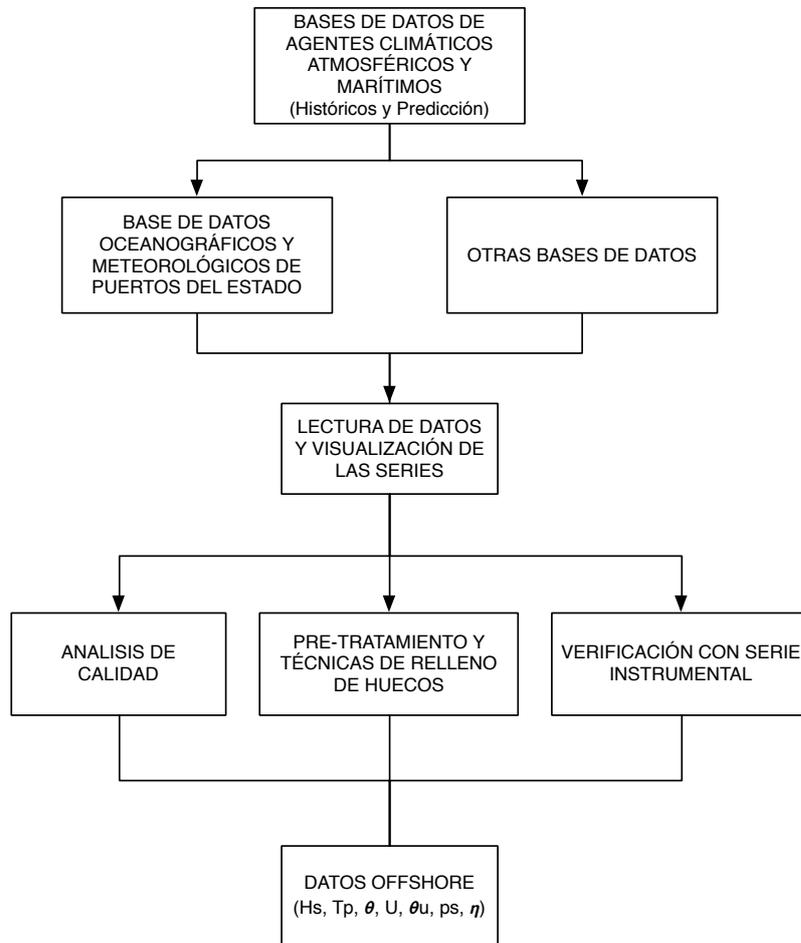


Figura B.3: Esquema de caracterización de la lectura y pretratamiento de series temporales de variables climáticas

entrada_datos.lectura.lectura_simar(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada tipo SIMAR y devuelve un dataframe de oleaje y otro atmosférico (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_redcos(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada de boya de la red REDCOS y devuelve un dataframe de oleaje (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_remro(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada de boya de la red REMRO y devuelve un dataframe de oleaje (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_redext(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada de boya de la red REDEXT y devuelve un dataframe de oleaje y otro atmosférico (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_mareografo(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada tipo REDMAR y devuelve un dataframe de nivel del mar (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_nivmar(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada tipo NivMar y devuelve un dataframe de nivel del mar (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_viento(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada de viento tipo ERA - WRF y devuelve un dataframe de viento (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.lectura_generica(ruta, nombre_fichero)

Función que analiza el fichero de entrada genérico y devuelve un dataframe de oleaje, viento y nivel del mar (API 1.9.2).

entrada_datos.lectura.plot_series_temporales(df, nvars, nombre)

Función que representa las series temporales de las distintas variables del agente (API 1.9.2).

entrada_datos.pretratamiento.analisis_calidad_series(df, nvars, informe, agente)

Función que analiza las características de longitud y continuidad (huecos) de las series temporales de un agente en relación a todas sus variables (API 1.9.3).

entrada_datos.pretratamiento.huecos_variables_series(df_in, nvars, informe)

Función que analiza las características de longitud y continuidad (huecos) de las series temporales de un agente en relación a todas sus variables (API 1.9.3).

entrada_datos.pretratamiento.establecer_cadencia_series(df, cadencia, maxinterp, informe)

Función que establece la misma cadencia a lo largo de toda la serie (API 1.9.3).

entrada_datos.pretratamiento.recomend_alcance_series(alcanceproyecto, vidautil, df, nvars, informe)

Función que analiza la longitud de las series climáticas en relación al alcance del proyecto y la vida útil de la obra (API 1.9.3).

entrada_datos.pretratamiento.interseccion_series(df_oleaje, df_viento, df_marea, cadencia, informe, agentes=None)

Función para obtener la serie temporal de datos simultáneos de todos los agentes (API 1.9.3).

analogos.reconstruct_analogs.input_data_analogos_relleno(df_loc, df_pred)

Función para obtener la información necesaria para el método de análogos para el relleno de huecos (API 1.1.3).

analogos.reconstruct_analogs.input_data_analogos_downscaling(df_loc, df_pred)

Función para obtener la información necesaria para el método de análogos (API 1.1.3).

analogos.reconstruct_analogs.reconstruct_analogs(df_loc_ttrain, df_pred_ttrain, df_pred_trec, esc_pred, circ_pred, par)

Función para reconstruir una serie temporal mediante el método de análogos (API 1.1.3).

analogos.reconstruct_analogs.output_data_analogos(df_loc, df_loc_trec)

Función para unir los datos locales con los datos reconstruidos (API 1.1.3).

analogos.reconstruct_analogs.plot_reconstruct_analogs(df_loc, df_loc_trec)

Función para la salida gráfica de la reconstrucción mediante análogos (API 1.1.3).

clima_maritimo.clima_maritimo.pretratamiento_clima.niv2ma_mm(df, latitud=36)

Como análisis previo, extrae las componentes armónicas de la señal de nivel. Rellena los huecos para mejorar el análisis y lo repite (API 1.4.7).

Toda la información del análisis de calidad de las series y el pre-tratamiento realizado se guarda en un informe de salida.

B.3.2 Transformación de los estados meteorológicos**Downscaling híbrido**

El proceso de transformación oceanográfica parte de una serie multivariada de estados de oleaje, viento y nivel en profundidades indefinidas, así como de sus umbrales y clases estadísticas definidas previamente. Para una o varias poblaciones de la muestra original, se define en cada caso el número m de estados representativos a elegir mediante el MDA. Estos casos deben ser propagados hacia el emplazamiento de la obra incorporando los efectos derivados de la interacción del oleaje con la batimetría y el viento. La propagación de los casos seleccionados, junto con sus valores offshore, permiten definir las funciones de interpolación que caracterizan la transferencia al emplazamiento. La aplicación de estos interpolantes a toda la serie inicial permite materializar su reconstrucción. En principio, cuanto mayor sea el tamaño del subconjunto que se propaga de manera numérica, mayor precisión presentará la reconstrucción. Sin embargo, existe un valor de m a partir del cual la reducción del error derivada del incremento del número de casos seleccionados es poco representativa. Se recomienda efectuar la reconstrucción con un número m de estados representativos de las condiciones climáticas suficientemente elevado para verificar esta tendencia. En la figura B.4 se muestra el diagrama de flujo del esquema de funcionamiento.

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con la transformación híbrida oceanográfica:

mda_rbf.normalizar(x, v)

Función para normalizar variables respecto a la distancia máxima entre sus valores (API 1.10.4).

mda_rbf.mda(x, esc, circ, m, id_)

Función para aplicar el algoritmo de máxima disimilitud (API 1.10.3).

mda_rbf.radial_basis_functions(d_j, v_pj, esc, circ, c)

Función para la determinación de las funciones de interpolación de base radial (API 1.10.5).

mda_rbf.reconstruction_rbf(x, d_j, a, b, c, esc, circ)

Función para la reconstrucción de la serie temporal a través de las funciones de base radial (API 1.10.6).

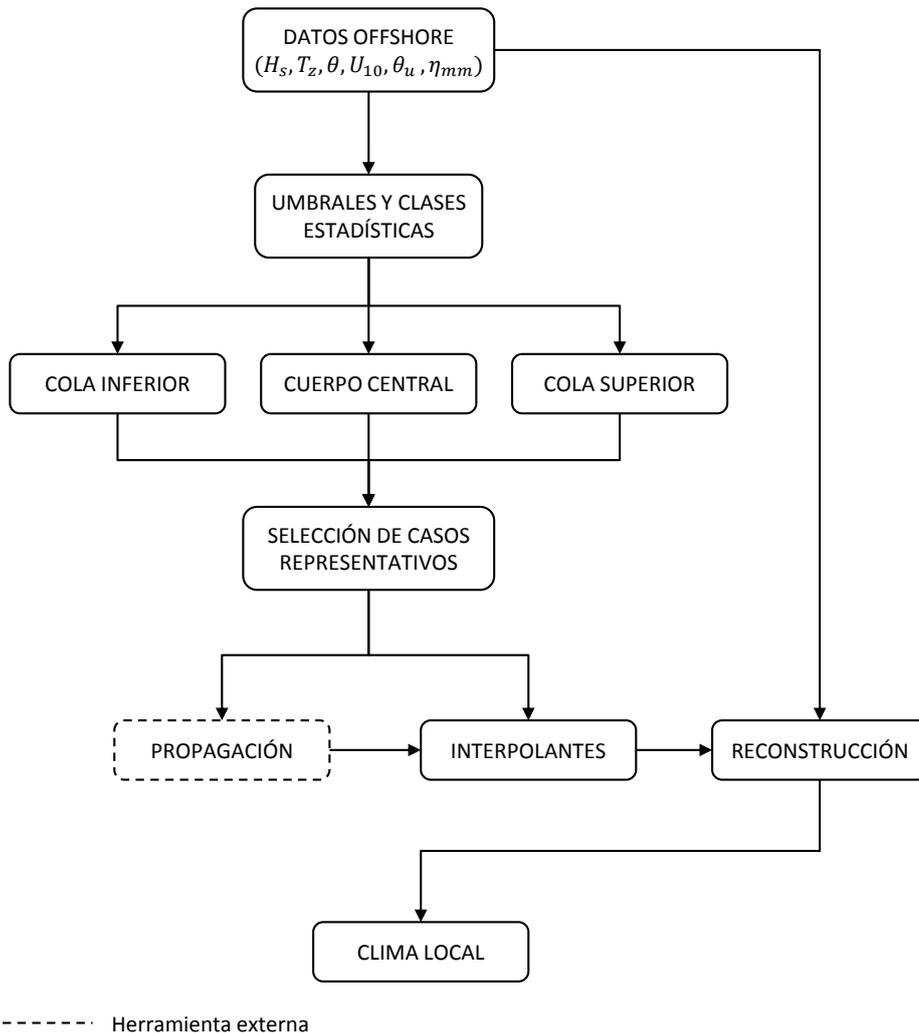


Figura B.4: Esquema de caracterización de la transformación oceanográfica

Método de análogos

El diagrama de la figura B.5 representa el esquema de las técnicas de transformación atmosférica. Se parte de datos globales de re-análisis atmosférico y de información del clima local (de origen instrumental o numérico). Mediante el método de análogos se establecen las relaciones entre datos locales y globales y, a partir de ellas, se reconstruye la serie en el periodo para el cual no se dispone de información.

Funciones relacionadas

La función que lleva a cabo la reconstrucción de series temporales de viento es la siguiente:

reconstruct_analogs.reconstruct_analogs(df_loc_ttrain, df_pred_ttrain, df_pred_trec, esc_pred, circ_pred, par)

Función para reconstruir una serie temporal mediante el método de análogos (API 1.1.3).

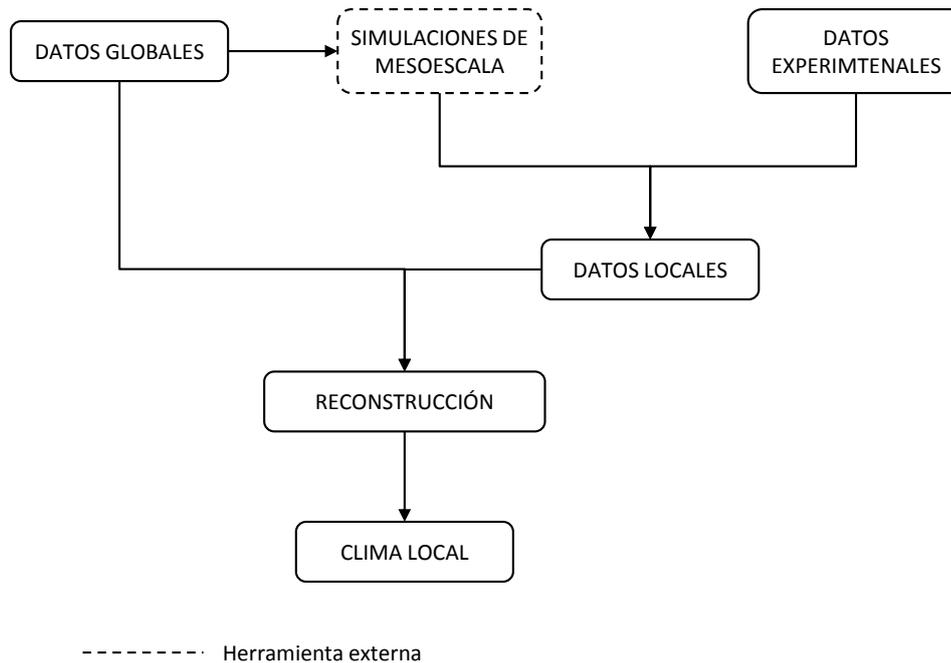


Figura B.5: Esquema de caracterización de la transformación atmosférica

Transformación de marea meteorológica

El proceso de transformación de marea meteorológica parte de información del campo de vientos y presiones sobre el nivel del mar de bases de datos atmosféricos globales, así como de sus umbrales y clases estadísticas procedentes del análisis previo (sección B.2.2). Para una o varias poblaciones de la muestra original, se define en cada caso el número m de estados representativos a elegir mediante el MDA. Estos casos deben ser propagados hacia el emplazamiento de la obra incorporando los efectos derivados de la interacción con la batimetría, el gradiente de presiones y la fricción provocada por el viento. La propagación de los casos seleccionados, junto con sus valores atmosféricos globales, permiten definir las funciones de interpolación que caracterizan la transferencia al emplazamiento. La aplicación de estos interpolantes a toda la serie inicial permite materializar su reconstrucción. En principio, cuanto mayor sea el tamaño del subconjunto que se propaga de manera numérica, mayor precisión presentará la reconstrucción. Sin embargo, existe un valor de m a partir del cual la reducción del error derivada del incremento del número de casos seleccionados es poco representativa. Se recomienda efectuar la reconstrucción con un número m de estados representativos de las condiciones climáticas suficientemente elevado para verificar esta tendencia. En la figura B.6 se muestra el diagrama de flujo del esquema de funcionamiento.

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con la transformación híbrida de marea meteorológica:

mda_rbf.normalizar(x, v)

Función para normalizar variables respecto a la distancia máxima entre sus valores (API

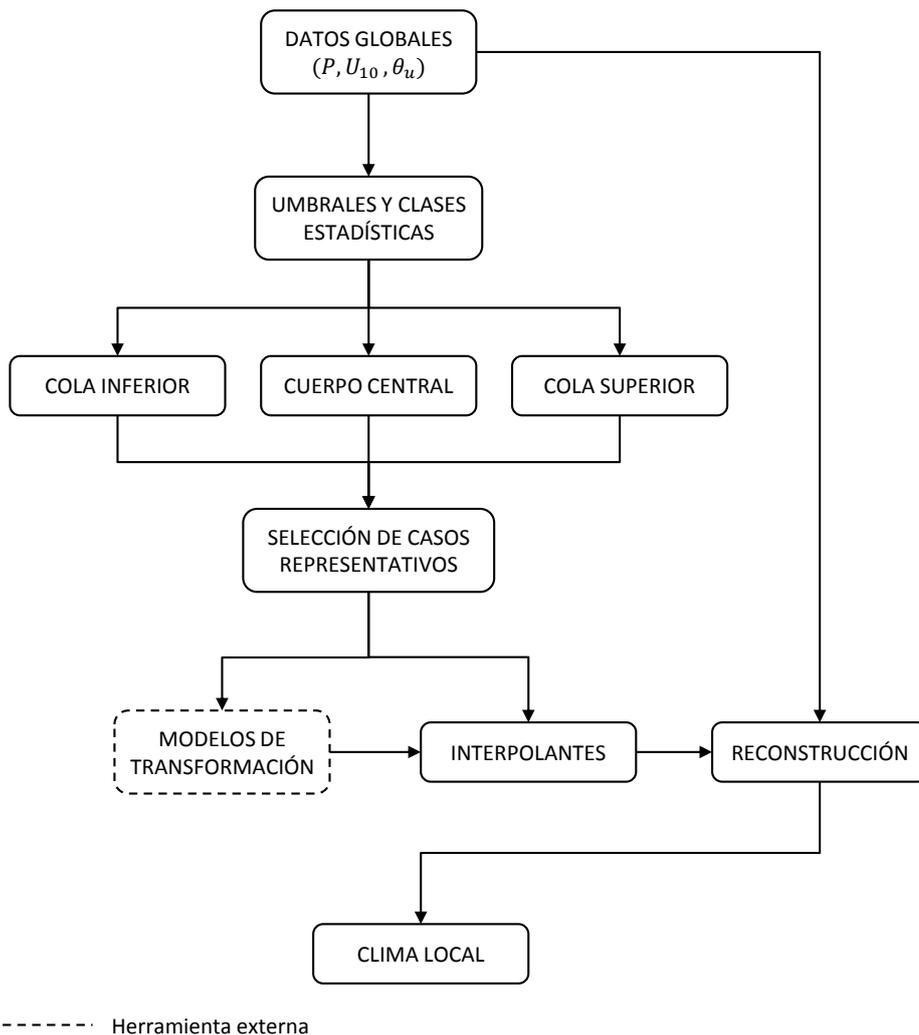


Figura B.6: Esquema de caracterización de la transformación de marea meteorológica

1.10.4).

mda_rbf.mda(x, esc, circ, m, id_)

Función para aplicar el algoritmo de máxima disimilitud (API 1.10.3).

mda_rbf.radial_basis_functions(d_j, v_pj, esc, circ, c)

Función para la determinación de las funciones de interpolación de base radial (API 1.10.5).

mda_rbf.reconstruction_rbf(x, d_j, a, b, c, esc, circ)

Función para la reconstrucción de la serie temporal a través de las funciones de base radial (API 1.10.6).

B.3.3 Descripción estadística univariada

El objetivo del análisis estadístico es conseguir una serie de funciones de probabilidad univariadas que sean representativas de cada uno de los descriptores de estado de los agentes

climáticos atmosféricos y marítimos, que contemplen el carácter no estacionario de la señal y, por último, la dependencia o correlación entre todos o parte de ellos en el tiempo. En el apartado B.2.2.2 se presentan las funciones de probabilidad simples más utilizadas en la caracterización del clima medio y extremal. En algunos casos, las colas o los tramos de valor mínimo o máximo se caracterizan de mejor manera mediante el uso de funciones de probabilidad mixtas. El apartado B.2.2.2.2 muestra las funciones mixtas más utilizadas en este caso. El carácter circular de la dirección de procedencia del oleaje y viento obliga a diferenciar estas variables de las variables lineales, por lo que el apartado B.2.2.2.3 incluye también las funciones mixtas más utilizadas en este caso. Además, se contempla la variación estacional de los parámetros de las funciones de probabilidad mediante el análisis no estacionario de los parámetros de las distribuciones (apartado B.2.2.2.4) y la dependencia temporal de los descriptores de estado (apartado B.2.5).

Análisis estacionario y no estacionario con modelos de probabilidad simples y mixtas de variables lineales y circulares

En la figura B.7 se observa el diagrama de flujo del esquema de funcionamiento de la descripción estadística del análisis completo.

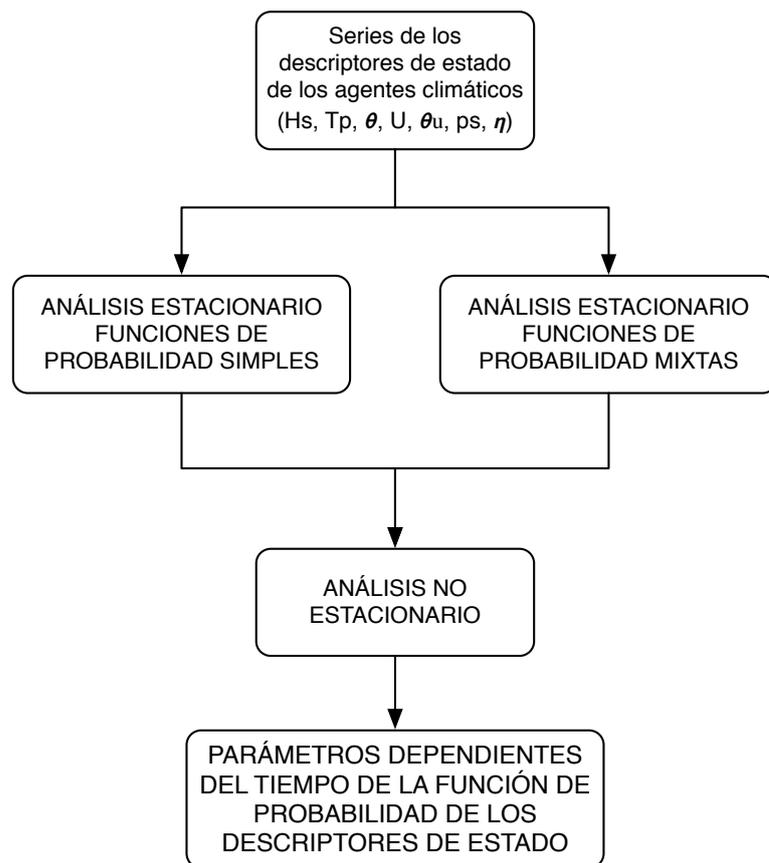


Figura B.7: Esquema de caracterización del análisis estacionario y no estacionario de variables climáticas

Funciones relacionadas

A continuación se citan las principales funciones relacionadas con el proceso de análisis de la herramienta.

clima_maritimo.clima_maritimo.pretratamiento_clima.interp_distrib(umb_anio, df)

Función que realiza dos tareas: (1) selecciona los años que contienen mas datos que el umbral definido y (2) distribuye los datos para evitar problemas en los ajustes por máxima verosimilitud (API 1.4.7).

clima_maritimo.clima_maritimo.analisis.analisis(df, fun, cnt, ordg=1, nnorm=False, par0=0)

Función que analiza los datos de un punto WANA/SIMAR (Puertos del Estado) o fichero. Utiliza modelos estacionarios y no estacionarios para describir las funciones de distribución de las principales variables tal y como se describe en Solari y Losada (2011) (API 1.4.3).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.cuantiles_ne(nd, xd, *args)

Función que representa la variación de determinados cuantiles del registro y del ajuste teórico a lo largo del año (API 1.6.4).

NOTA

El ajuste de los descriptores de estado a los modelos de probabilidad simples y mixtos, estacionarios y no estacionarios, lineales y direccionales se realiza con las funciones arriba descritas. La herramienta permite el ajuste con todas las funciones de probabilidad simples y continuas disponibles en el módulo *scipy.stats* (véase <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/stats.html>) y las funciones de probabilidad mixtas que se detallan a continuación:

Nombre	Descripción
<i>lognorm_genpar2</i>	LN con 2-GPD para los extremos
<i>lognorm2</i>	dos LN
<i>normtrun</i>	de 2 a 4 N-truncadas
<i>weib_genpar2</i>	WbM con 2-GDP para los extremos
<i>normenr</i>	de 2 a 4 N-enrolladas
<i>norm_genpar2</i>	N con 2-GPD para los extremos

Tabla B.2: Modelos de probabilidad mixtos disponibles para el análisis de los descriptores de estado

Todas estas funciones de probabilidad admiten el cálculo estacionario o no estacionario de sus parámetros.

Régimen extremal univariado

Función de distribución de picos sobre umbral

En la figura B.8 se observa el esquema de análisis del régimen extremal de picos sobre umbral.

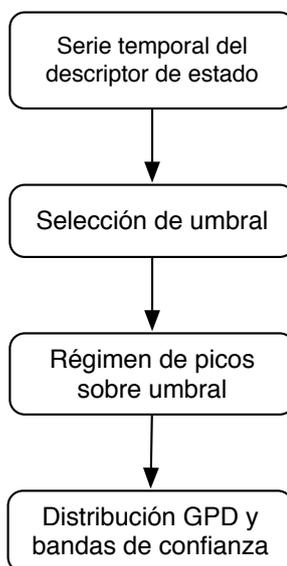


Figura B.8: Esquema de caracterización del análisis del régimen extremal de picos sobre umbral

Funciones relacionadas

A continuación se listan las principales funciones relacionadas con el proceso de análisis extremal de picos sobre umbral y picos anual:

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.utils.picos_umb(picos, umb)

Función que busca los picos que superan un determinado umbral (API 1.5.12).

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.regimen_extremal.analisis_pot_lmon(data, nvec, alpha, dur)

Función que calcula los parámetros de la función de probabilidad Pareto generalizada a partir de la técnica de L-Moments y sus intervalos de confianza a partir de técnicas de remuestreo (API 1.5.11).

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.regimen_extremal.automatico_lmom_boot(df_eventos, alpha, umbral, param, bca, nanios)

Función que calcula los parámetros de la Pareto generalizada a partir de técnicas de remuestreo, seleccionado el umbral, la técnica de remuestreo y calcula de los intervalos de confianza (API 1.5.11).

clima_maritimo.graficas.plot_extremal.plot_serie_picos(df_serie, df_picos, ylab, nombre)

Función que representa la serie temporal y picos de la variable (API 1.6.7).

clima_maritimo.graficas.plot_extremal.plot_serie_picos_umbral(df_serie, df_picos, ylab, umbral, nombre)

Función que representa la serie temporal y los valores sobre umbral de la variable (API 1.6.7).

clima_maritimo.graficas.plot_extremal.plot_pot_lmom(umb, treval, valmed_lmom, li_minf, limsup, au2_lmom, au2pv_lmom, nanios, nvar)

Función que representa los resultados del análisis de picos sobre umbral con el métodos de los momentos (API 1.6.7).

clima_maritimo.graficas.plot_extremal.plot_autom(boot, orig, ci, tr, picos, npicos, eventanu, emax, eagente)

Función que representa los resultados del análisis de picos sobre umbral a partir de técnicas de remuestreo (API 1.6.7),

Función de distribución del máximo anual

En la figura B.9 se observa el esquema de análisis del régimen extremal de máximos anuales.

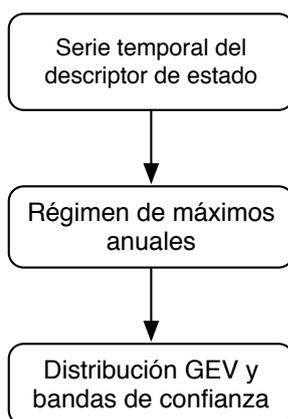


Figura B.9: Esquema de caracterización del análisis del régimen extremal de máximos anuales

Funciones relacionadas

Las funciones principales que se utilizan para el análisis del régimen extremal son:

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.regimen_extremal.maximo_anual_lmom_boot(df, alpha, param, bca)

Función que calcula los parámetros de la función GEV, los intervalos de confianza y los valores para los distintos periodos de retorno (API 1.5.11).

clima_maritimo.graficas.plot_extremal.plot_autom(boot, orig, ci, tr, picos, npicos, eventanu, emax, eagente)

Función que representa los resultados del análisis de picos sobre umbral a partir de técnicas de remuestreo (API 1.6.7).

Caracterización de los ciclos de solicitud

Dada la serie temporal del descriptor de estado que condicione la ocurrencia de un modo de fallo, así como el valor umbral, el procedimiento para determinar los ciclos de solicitud se puede observar en la figura B.10.

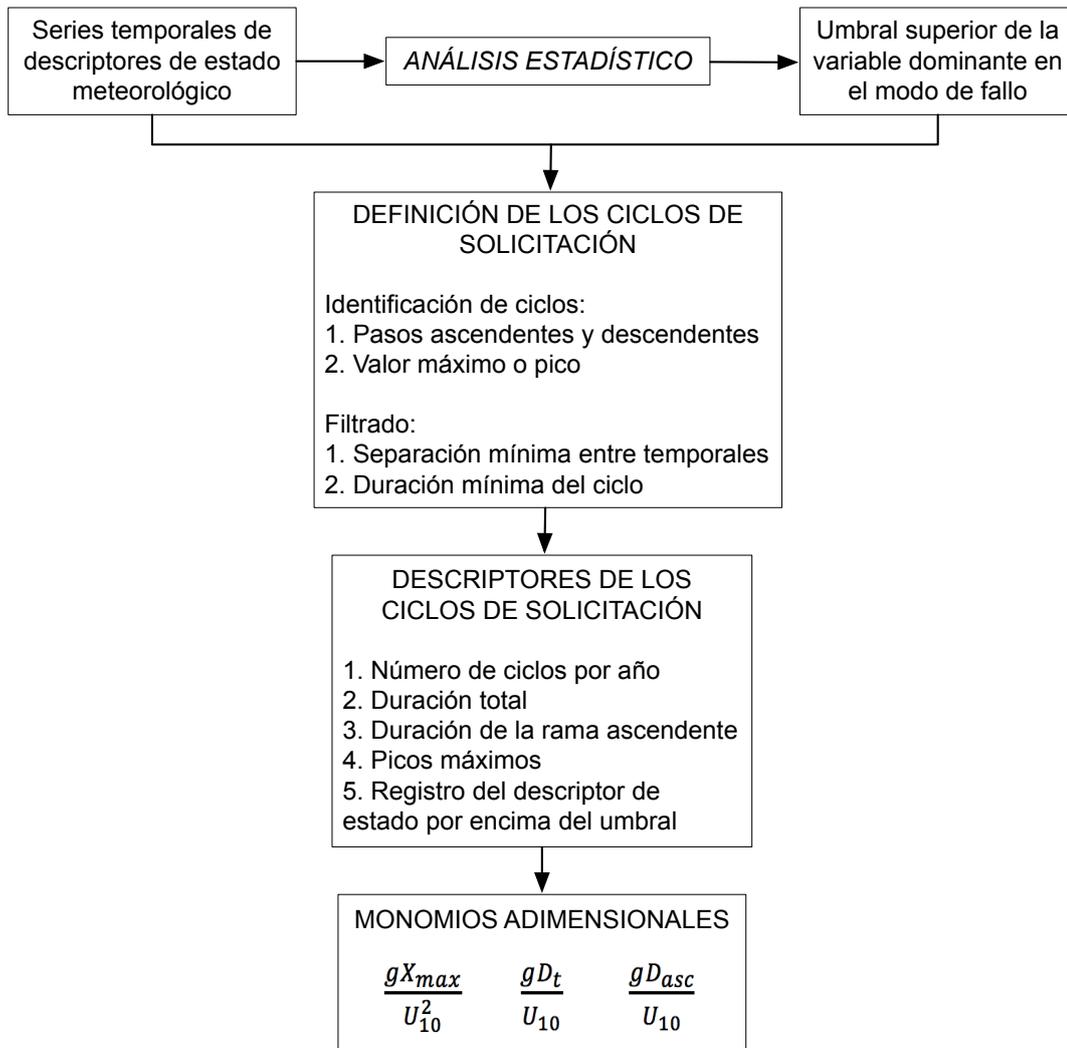


Figura B.10: Esquema de caracterización de los ciclos de solicitud mediante monomios adimensionales

El procedimiento para caracterizar la evolución temporal de una variable principal condicionada a la ocurrencia de un ciclo de solicitud en otra variable principal, así como la relación de ésta con el resto de descriptores de estado se presenta en la figura B.11.

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con el proceso de obtención de los descriptores que caracterizan los ciclos de solicitud:

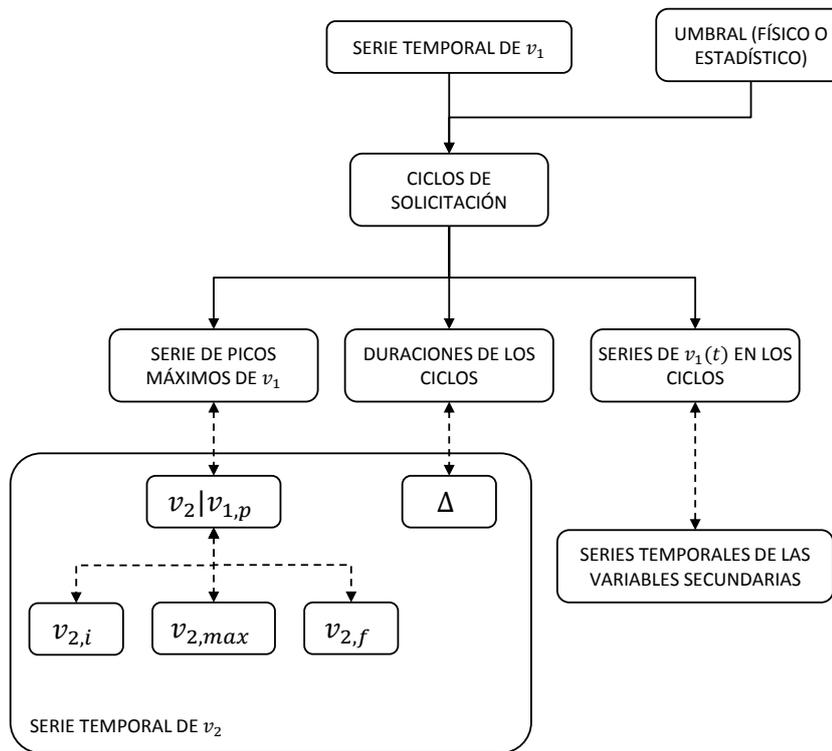


Figura B.11: Esquema de caracterización del análisis de variables principales de acompañamiento y secundarias en un ciclo de sollicitación

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.utils.picos_dur(data, dur)

Función que busca los eventos máximos separados al menos por una duración igual a $dur/2$ y devuelve sus índices (API 1.5.12).

ciclos_solicitud.ciclos_solicitud.define_ciclos(df_picos_umb, df, v_i, umbral, sep, dur)

Función para definir los ciclos de sollicitación asociados a la serie temporal de una variable (API 1.2.2).

ciclos_solicitud.ciclos_solicitud.estadisticos_ciclos(df_total, v_ppal, df_condicionado, ciclos_condicionado, p_asc_condicionado, p_desc_condicionado, *name_v_ppal2)

Función para obtener los descriptores de estado y parámetros adimensionales característicos de los ciclos de sollicitación asociados a una serie temporal (API 1.2.2).

ciclos_solicitud.plot_ciclos.plot_d_n_delta(dur, n, delta_d)

Función que representa los ajustes probabilísticos de la duración de los ciclos, el número de ciclos por año y el desfase entre picos de las variables principales (API 1.2.3).

ciclos_solicitud.plot_ciclos.plot_monomios_reg(df_v2, reg, name_v_ppal2, tipo_reg, umb)

Función que representa las relaciones entre el valor inicial, el final y el máximo con el valor de pico junto con las funciones de regresión asociadas a cada una de ellas (API 1.2.3).

ciclos_solicitud.plot_ciclos.plot_reg(df, reg)

Función que representa las regresiones entre las variables y la principal (API 1.2.3).

ciclos_solicitud.plot_ciclos.plot_monomios(mon1, mon2, mon3, nomb_v_ppal1)

Función que representa la serie temporal que define la evolución de los monomios. (API 1.2.3).

ciclos_solicitud.ciclo_sintetico(sector, reg, dt_simar, umbral, v_max, v_pri_sec, *v_ppal2)

Función para obtener un ciclo sintético de solicitud de estados meteorológicos asociados a un valor de la variable principal 1 (API 1.2.2).

B.3.4 Descripción estadística bivariada y multivariada**Cóputas**

Las cóputas más utilizadas son la Gumbel, Gaussiana, Frechet, Clayton y Plackett. En esta herramienta incluimos las cóputas de Fourier por su versatilidad, de Gumbel, Frechet y Clayton.

Funciones relacionadas

Las funciones que juntan y representan la cóputa de Fourier son:

clima_maritimo.fdist.regimen_conjunto.ajuste_copula_fourier(x, y)

Función que ajusta las series x e y a una cóputa de Fourier bivariada (API 1.5.10).

clima_maritimo.fdist.copula.Copula()

Esta clase estima el parámetro de la cóputa generada para una variable aleatoria conjunta por parámetros (API 1.5.3).

graficas.plot_conjunto.plot_copula(x, y, cop, cop_ap, nombrex, nombrey)

Representa el resultado del ajuste de la cóputa de Fourier (API 1.6.6).

Análisis de estados condicionados

Los pasos para realizar el análisis univariado condicionado son:

1. Se ajusta para una ventana móvil los datos de la variable secundaria a una función de probabilidad dada. Se obtienen los parámetros de forma, escala y localización, y se asocian al valor medio de la variable principal de cada ventana.
2. Se ajustan los parámetros de la función condicional al valor de la variable principal para una función de regresión también dada.
3. Se calcula la función de densidad marginal de la variable principal.
4. Se multiplica la función de densidad marginal por la función condicionada cuyos parámetros se obtienen de evaluar la variable principal en la función de regresión ajustada.

Funciones relacionadas

Las funciones que se utilizan para este análisis son:

clima_maritimo.fdist.regimen_conjunto.condicionada(x, y, xlim, ylim, ndat, dist, reg, peso, distx)

Función que calcula la función de distribución conjunta a partir de la condicionada de la variable principal 'x' con 'y' (API 1.5.10).

clima_maritimo.graficas.plot_conjunto.condicional(xpar, xlim, ylim, alpha, dist, param, yest, reg, xg, yg, pdfg, ci, x, y)

Función que representa los resultados del régimen conjunto a partir de la función condicional (API 1.6.6).

B.3.5 Regresiones

Éste es el método más general que relaciona la variable considerada principal y secundaria mediante una función de regresión. El método consiste en la búsqueda de los parámetros de la función de regresión que minimizan el residuo. El método de ajuste que se ha considerado es el de mínimos cuadrados no lineales (NLLS) con funciones de regresión polinómicas, potenciales, hiperbólicas y parabólicas. Éstas vendrán prefijadas por el usuario. El método calcula el intervalo de confianza y lo extrapola a partir de la relación:

Funciones relacionadas

Las funciones de la herramienta que se utilizan para este análisis son:

clima_maritimo.fdist.regimen_conjunto.regresion(event, df, umb, comb, fun)

Función que ajusta a los datos una función de regresión (API 1.5.10).

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.utils.picos_dur(data, dur)

Función que busca los eventos máximos separados al menos por una duración igual a dur/2 y devuelve sus índices (API 1.5.12).

clima_maritimo.graficas.plot_regresion.ajustes_sobre_umbral(event, df, ajuste, umb, comb, fun, ejes)

Función que representa los gráficos de dispersión dos a dos y los ajustes sobre éstos (API 1.6.8).

clima_maritimo.clima_maritimo.fdist.regimen_conjunto.regresion_adim(event, df, fun)

Función que ajusta una función de regresión a los datos de Hs, Tp y V, considerando como valores límite los dados por los monomios adimensionales para oleaje totalmente desarrollado sin limitación de profundidad (API 1.5.10).

clima_maritimo.graficas.plot_regresion.ajustes_adim(event, df, ajuste, fun, ejes)

Función que representa los gráficos de dispersión precisos para ajustar Hs y Tp, limitando los valores al dado por el oleaje totalmente desarrollado (API 1.6.8).

B.3.6 Modelos autoregresivos

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con el proceso de simulación de series uni- y multivariadas mediante modelos AR y VAR:

clima_maritimo.clima_maritimo.analisis.dependencia_temporal(df, par, mod, nnorm, f_mix, f_pro)

Función que calcula los parámetros de dependencia temporal entre las series mediante un modelo VAR (Solari y van Gelder, 2011) (API 1.4.3).

B.3.7 Simulación de series temporales

Simulación multivariada de ciclos de solicitud

Se parte de una serie continua de estados de ciclos de solicitud y de los modelos de probabilidad de cada una de las variables de estado. El esquema de caracterización queda como sigue:

- Se seleccionan todos los estados de la serie temporal de la variable principal que superan el umbral que define la ocurrencia de un ciclo y los estados concomitantes del resto de variables. Se chequea que la duración mínima del ciclo y de la calma aseguran que las tormentas son independientes.
- Transformar las series de estados de ciclos de solicitud de todas las variables en series de probabilidad de no excedencia a partir de los modelos de probabilidad de cada un de las variables.
- Aplicar el modelo VAR para obtener los coeficientes de dependencia temporal y correlación con ella misma y el resto de las variables. Se escogerá el número de parámetros que presente el mejor BIC.
- Ajustar la cópula que describa el comportamiento de D y D_c para cada estación.

Los pasos que se siguen para simular un registro temporal de ciclos de solicitud son:

- Simular una serie normalizada de variables de estado de ciclo, y de ciclos, aplicando el modelo VAR.
- Transformar la matriz de estados a sus valores reales empleando la función inversa de los modelos de probabilidad de cada una de las variables.
- Redefinir el umbral de la variable principal a partir de la función de distribución de duración de ciclos de solicitud. Esto permite la separación de los ciclos simulados.
- Desarrollar la serie temporal de ciclos, añadiendo el tiempo de calma a partir de la cópula para la estación en la que termine la solicitud.

La figura B.12 muestra los pasos a seguir en la aplicación de esta metodología, respectivamente.

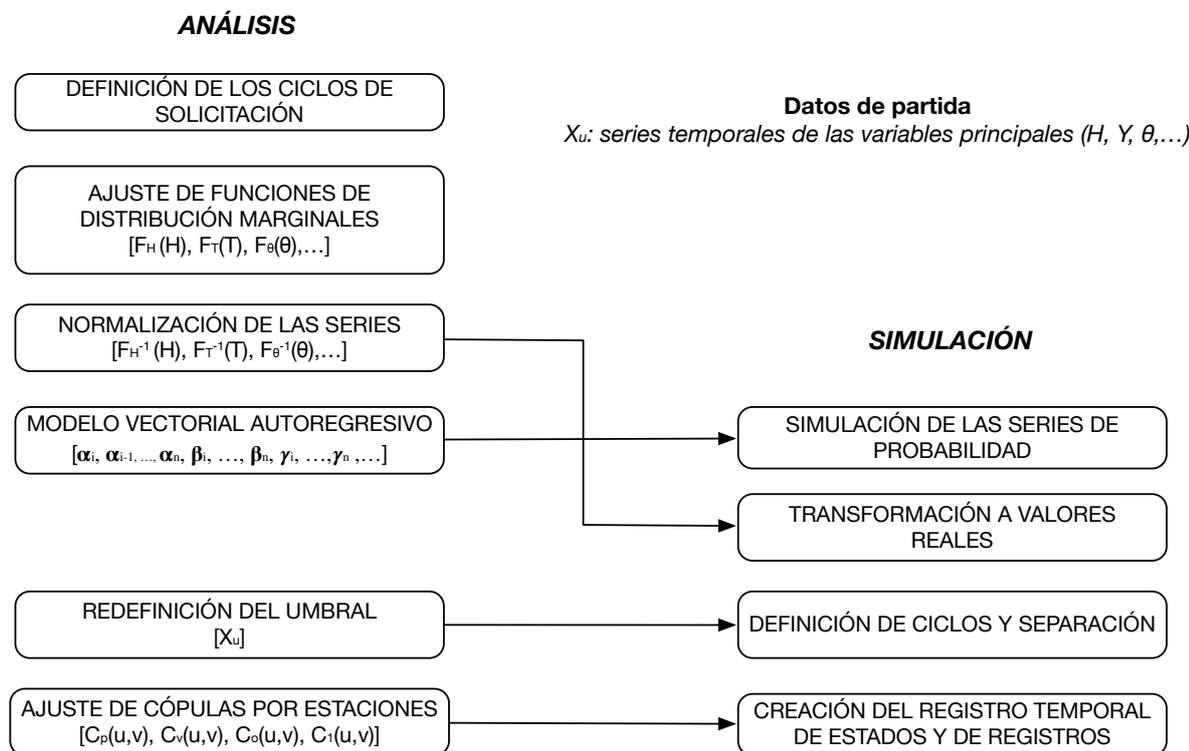


Figura B.12: Esquema de caracterización y simulación series temporales de ciclos de solicitud

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con el proceso de obtención de los descriptores que caracterizan los ciclos de solicitud:

ciclos_solicitud.serie_ciclos_solicitud.ciclos_registro_inicial(df, var_ciclos, umbral, min_t)

Función para obtener el registro de ciclos de solicitud de la serie inicial (API 1.2.5).

ciclos_solicitud.serie_ciclos_solicitud.identificacion_ciclos_i(df, var_ciclos, umbral)

Función para obtener una serie de ciclos individuales en el registro (API 1.2.5).

ciclos_solicitud.serie_ciclos_solicitud.ciclos_division_estaciones(df_vars_ciclos)

Función para dividir el registro de ciclos de solicitud según estaciones (API 1.2.5).

ciclos_solicitud.serie_ciclos_solicitud.info_ciclos(df_vars_ciclos)

Función para obtener información general de una serie de ciclos de solicitud (API 1.2.5).

ciclos_solicitud.serie_ciclos_solicitud.ajuste_marginal_dtemporal_eventos(df_eventos, tipo_ajuste, no_ord, fun, no_norm)

Función para el ajuste marginal y la dependencia temporal entre variables de un registro de eventos sobre un umbral (API 1.2.5).

clima_maritimo.clima_maritimo.simulacion(anocomienzo, duracion, par, mod, nnorm, f_mix, f_pro, vars_, df, df_dt, tide_param, semilla=0)

Función que simula las curvas de estados climáticos que caracterizan el oleaje y el viento (API 1.4.8).

ciclos_solicitudacion.serie_ciclos_solicitudacion.simulacion_tiempos_ciclos_copulas(df_pri, df_ver, df_oto, df_inv, var_x, var_y, vars, ciclo, duraciones, Ny)

Función para el ajuste mediante cópulas de las variables de los ciclos y la simulación de éstas (API 1.2.5).

ciclos_solicitudacion.plots_serie_ciclos_solicitudacion.plot_registro_temporal(df, yy_zoom, df_vars_ciclos, umbral)

Función para obtener la gráfica del registro temporal de ciclos (API 1.2.4).

ciclos_solicitudacion.plots_serie_ciclos_solicitudacion.plot_dispersion(df_vars_ciclos, var_x, var_y, name_x, name_y)

Función para obtener la gráfica de dispersión de información de los ciclos (API 1.2.4).

ciclos_solicitudacion.plots_serie_ciclos_solicitudacion.plot_dispersion_simul(df_vars_ciclos, var_x, var_y, name_x, name_y, df_sim_x, df_sim_y)

Función para obtener la gráfica de dispersión de información de los ciclos del registro inicial y el simulado (API 1.2.4).

ciclos_solicitudacion.plots_serie_ciclos_solicitudacion.plot_simulacion_ciclos(df_sim, vars, nvars, fechai, fechaf)

Función para obtener el registro de ciclos de solictación de la serie inicial y la simulada (API 1.2.4).

ciclos_solicitudacion.plots_serie_ciclos_solicitudacion.plot_copulas_estacion(df_pri, xd_pri, yd_pri, df_ver, xd_ver, yd_ver, df_oto, xd_oto, yd_oto, df_inv, xd_inv, yd_inv, var_x, var_y, lab_x, lab_y)

Función para obtener la gráfica del ajuste por cópulas de los datos de los ciclos por estación (API 1.2.4).

Simulación de series completas

El proceso de simulación toma como datos de partida los siguientes:

- Parámetros del ajuste de las funciones de probabilidad teóricas de cada variable aleatoria.
- Parámetros del ajuste AR, VAR, o los parámetros de las cópulas.
- Número de elementos en la secuencia de estados a simular, N .
- Instante de comienzo de la simulación.

En primer lugar, se obtienen los parámetros del ajuste de las funciones teóricas de probabilidad (simples o mixtas, lineales o circulares, estacionarias o no estacionarias) a cada una de las variables de interés (apartado B.2.2). El siguiente paso es transformar la serie temporal de la(s) variable(s) de interés a una serie de probabilidad de no excedencia. Con estas series, se calculan los parámetros que estructuran la dependencia temporal univariada (modelo AR o cópulas) o multivariada (modelo VAR o cópulas). Con estos parámetros, y el instante de comienzo de la

simulación, se procede a la simulación de la(s) serie(s) temporal(es) en términos de probabilidad de no excedencia. Por último, se transforma cada una de la(s) serie(s) a sus unidades a partir de la función inversa de probabilidad con los parámetros de análisis estadístico (Solari y Losada, 2011; Solari y Van Gelder, 2011; Solari y Losada, 2012a; Solari y Losada, 2012b).

La salida del proceso es una secuencia de estados uni- o multivariados de duración e instante de comienzo determinados. El descriptor de estos estados se ajusta a una función de densidad mixta dada. Además, la dependencia entre el valor que toma la variable en cada estado y el que toma en los instantes anteriores viene determinada por los parámetros del ajuste considerado.

En la figura B.13 se muestra el diagrama de flujo del esquema de funcionamiento:

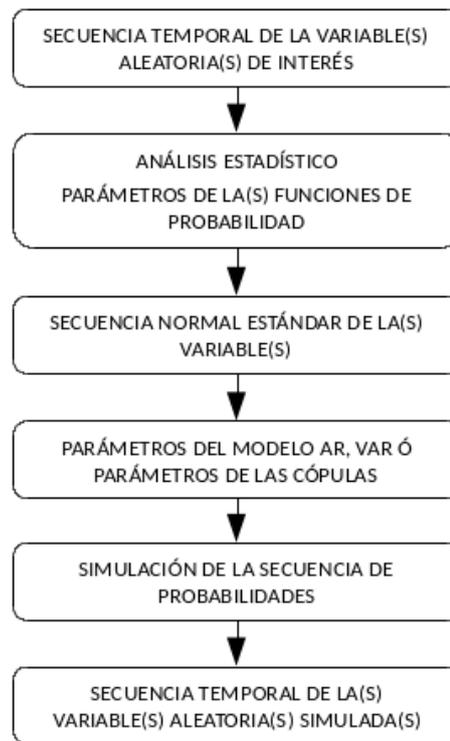


Figura B.13: Esquema de caracterización de la simulación de series temporales de variables climáticas

Funciones relacionadas

A continuación se enumeran las principales funciones relacionadas con el proceso de simulación de series uni- y multivariadas mediante modelos AR, VAR y cópulas:

clima_maritimo.clima_maritimo.analisis.dependencia_temporal(df, par, mod, nnorm, f_mix, f_pro)

Función que calcula los parámetros de dependencia temporal entre las series mediante un modelo VAR (Solari y van Gelder, 2011) (API 1.4.3).

62 | Anejo B. Caracterización de los agentes en el emplazamiento

clima_maritimo.clima_maritimo.simulacion(anocomienzo, duracion, par, mod, nnorm, f_mix, f_pro, vars_, df, df_dt, tide_param, semilla=0)

Función que simula las curvas de estados climáticos que caracterizan el oleaje y el viento (API 1.4.8).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.cdf_pdf(x, xs, name)

Representa las funciones de distribución acumuladas de las variables (API 1.6.4).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.cdfpdf_anual(n, x, ns, xs, name)

Representa las funciones de distribución acumuladas anuales registradas y simuladas (API 1.6.4).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.corr_cruzada(xy, xys, lags, name)

Representa la correlación cruzada entre las variables registrada y simulada (API 1.6.4).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.autocorr(x, xs, lags, var)

Representa la autocorrelación entre una determinada variable registrada y simulada (API 1.6.4).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.dens_bivar(x, y, dx, dy, limx, limy, piex, piey)

Representa la función de densidad bivariada entre las variables (API 1.6.4).

clima_maritimo.graficas.plot_analisis.series_simuladas(df)

Función que representa las series completas de las variables (API 1.6.4).

BIBLIOGRAFÍA

- Anderberg, M. (1973). *Cluster Analysis for Applications*. Editado por Press. New York: Academic Press (véase página 42).
- Bermejo, M. y Ancell, R. (2009). “Observed changes in extreme temperatures over Spain during 1957-2002, using Weather Types”. En: *Revista de Climatología* 9, páginas 45-61 (véase página 42).
- Camus, P., Mendez, F. J., Medina, R. y Cofiño, A. S. (2011a). “Analysis of clustering and selection algorithms for the study of multivariate wave climate”. En: *Coastal Engineering* 58.6, páginas 453-462. DOI: 10.1016/j.coastaleng.2011.02.003 (véase página 21).
- Camus, P., Mendez, F. y Medina, R. (2011b). “A hybrid efficient method to downscale wave climate to coastal areas”. En: *Coastal Engineering* 58.9, páginas 851-862. DOI: 10.1016/j.coastaleng.2011.05.007 (véase página 22).
- Camus, P., Menéndez, M., Méndez, F. J., Izaguirre, C., Espejo, A., Cánovas, V., Pérez, J., Rueda, A., Losada, I. J. y Medina, R. (2014). “A weather-type statistical downscaling framework for ocean wave climate”. En: *Journal of Geophysical Research C: Oceans* 119.11, páginas 7389-7405 (véase página 42).
- Delle Monache, L., Nipen, T., Liu, Y., Roux, G. y Stull, R. (2011). “Kalman Filter and Analog Schemes to Postprocess Numerical Weather Predictions”. En: *Monthly Weather Review* 139.11, páginas 3554-3570. DOI: 10.1175/2011MWR3653.1 (véase página 23).
- Del-Rosal-Salido, J., Folgueras, P., Ortega-Sánchez, M. y Losada, M. (2017a). “Estimating probabilities of extreme water levels on estuarine urban fronts”. En: *International Short Conference on Applied Coastal Research* (véase página 23).
- (2017b). “Metodología para la tramificación de zonas de transición basada en la interacción de agentes”. En: *XIV Jornadas españolas de Costas y Puertos* (véanse páginas 21, 22).
- Kohonen, T. (2016). “Exploration of large document collections by self-organizing maps”. En: *In Proceedings of SCAI* 97, páginas 5-7 (véase página 42).
- Martín Soldevilla, M., Aberturas, P. y Serrano, O. (2009). “Caracterización bivariada de los temporales en la costa española para su aplicación al diseño de estructuras (ROM 0.0)”. En: *X Jornadas españolas de Costas y Puertos* (véase página 29).

- Martín Hidalgo, M. (2015). “Caracterización multivariada de los temporales para su aplicación en el dimensionamiento del manto principal”. Tesis doctoral. Caminos (véanse páginas 29, 34).
- Myers, D. (1999). “Smoothing and interpolation with radial basis functions”. En: *Boundary Element Technology* 13, páginas 365-376 (véase página 22).
- Preisendofer, R. y Mobley, C. (1988). *Principal component analysis in meteorology and oceanography*. Editado por C. Mobley. Amsterdam: Elsevier (véase página 42).
- Rippa, S. (1999). “An algorithm for selecting a good value for the parameter c in radial basis function interpolation”. En: *Advances in Computational Mathematics* 11.2-3, páginas 193-210. DOI: 10.1023/A:1018975909870 (véase página 22).
- ROM 1.0-09 (2009). *ROM 1.0-09. Recomendaciones del diseño y ejecución de las Obras de Abrigo*. Puertos del Estado. ISBN: 978-84-88975-73-7 (véase página 17).
- Rueda, A., Camus, P., Méndez, F. J., Tomás, A. y Luceño, A. (2016). “An extreme value model for maximum wave heights based on weather types”. En: *Journal of Geophysical Research: Oceans* 121.2, páginas 1262-1273 (véase página 42).
- Solari, S. y Losada, M. A. (2011). “Non-stationary wave height climate modeling and simulation”. En: *Journal of Geophysical Research: Oceans* 116.C9. C09032, n/a-n/a. ISSN: 2156-2202. DOI: 10.1029/2011JC007101. URL: <http://dx.doi.org/10.1029/2011JC007101> (véanse páginas 28, 61).
- Solari, S. y Van Gelder, P. (2011). “On the use of Vector Autoregressive (VAR) and Regime Switching VAR models for the simulation of sea and wind state parameters”. En: *Marine Technology and Engineering* (véase página 61).
- Solari, S. y Losada, M. A. (2012a). “A unified statistical model for hydrological variables including the selection of threshold for the peak over threshold method”. En: *Water Resources Research* 48.10. W10541, n/a-n/a. ISSN: 1944-7973. DOI: 10.1029/2011WR011475. URL: <http://dx.doi.org/10.1029/2011WR011475> (véase página 61).
- Solari, S. y Losada, M. A. (2012b). “Unified distribution models for met-ocean variables: Application to series of significant wave height”. En: *Coastal Engineering* 68, páginas 67-77. ISSN: 0378-3839. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.coastaleng.2012.05.004>. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378383912000919> (véanse páginas 28, 61).
- Solari, S. y Losada, M. A. (2015). “Statistical Methods for Risk Assessment of Harbor and Coastal Structures”. En: *Design of Coastal Structures and Sea Defenses*. Editado por Y. Kim. World Scientific Publishing Co. Capítulo 8 (véase página 41).
- Soldevilla, M. J. M., Martín-Hidalgo, M., Negro, V., López-Gutiérrez, J. y Aberturas, P. (2015). “Improvement of theoretical storm characterization for different climate conditions”. En: *Coastal Engineering* 96, páginas 71-80 (véase página 34).

- Solari, S., Egüen, M., Polo, M. J. y Losada, M. A. (2017). “Peaks over threshold (POT): A methodology for automatic threshold estimation using goodness-of-fit p-value”. En: *Water Resources Research* (véase página 31).
- Vanvyve, E., Delle Monache, L., Monaghan, A. J. y Pinto, J. O. (2015). “Wind resource estimates with an analog ensemble approach”. En: *Renewable Energy* 74, páginas 761-773. DOI: 10.1016/j.renene.2014.08.060 (véase página 23).