

ANÁLISIS Y PREVISIÓN DE FENÓMENOS NATURALES PELIGROSOS

R. Tolosana-Delgado ², J.J. Egozcue ¹, M.I. Ortego ¹, A. Sánchez-Arcilla ²

¹Dep. Matemática Aplicada III e-mail: juan.jose.egozcue@upc.edu,

²Dep. Ing. Hidráulica, Marítima y Ambiental (LIM), e-mail: raimon.tolosana@upc.edu

Paraules Clau: vulnerabilidad, riesgo, Bayes, tendencia climática, incertidumbre

Resum: *La toma de decisiones referentes al diseño o en sistemas de alerta requieren el estudio de las acciones externas (frecuentemente meteorológicas), la descripción probabilista del sistema (vulnerabilidad, susceptibilidad) y los costes asociados a los efectos que se producen. Se hace especial referencia a los estudios de peligrosidad de fenómenos como vientos, oleaje, precipitación, etc. A partir de datos observados se estiman las probabilidades de ocurrencia de sucesos extremos y otros parámetros de la peligrosidad (periodos de retorno). Los métodos estadísticos utilizados son preferentemente bayesiano, los cuales permiten el control de la incertidumbre de las estimas. Se incluye el estudio de tendencias climáticas o la adquisición de datos de diferente procedencia.*

1. INTRODUCCIÓN

Las obras civiles están sometidas a multitud de cargas externas entre las cuales se encuentran las relacionadas con fenómenos meteorológicos. Relacionadas con estas acciones, se destacan dos tipos de toma de decisiones: las de diseño de seguridad y las de declaración de alertas. En ambos casos es necesario determinar el riesgo de cada una de las decisiones posibles. El riesgo es el valor esperado del coste ligado a la decisión y su cálculo requiere la determinación de los costes para cada eventualidad y, sobre todo, establecer las probabilidades de que éstas ocurran. Es decir, se trata de modelizar la incertidumbre acerca de los sucesos que causan el coste, evitando las simplificaciones que tienden a concebir acciones externas y reacciones del sistema como deterministas. Un ejemplo, relativamente simple es la determinación del nivel de seguridad para el diseño de un rompeolas sometido a temporales de oleaje. El primer estudio necesario es determinar los costes (generalizados) derivados del diseño y de las acciones externas. A cada desenlace que puede registrarse en el rompeolas (servicio, daños de diversa consideración, colapso) se le asocia un coste; A cada decisión de diseño se le asigna el coste de construcción. Conociendo las probabilidades de cada desenlace puede calcularse el riesgo y tomar la decisión de diseño óptimo.

La estimación de las probabilidades de los desenlaces provocados por las acciones debe tener en cuenta las principales fuentes de incertidumbre. La primera, la incertidumbre en la ocurrencia de las acciones (temporales de oleaje, viento, precipitación, ...) que se incluye en el modelo adoptado (proceso de Poisson evaluado, distribución de las magnitudes de los sucesos). En segundo lugar, los parámetros del modelo de acciones se suelen estimar con pocos datos dando lugar a una considerable incertidumbre estadística (Egozcue and Ramis, 2001). Una tercera fuente de incertidumbre es la vulnerabilidad del sistema que se modela mediante la probabilidad de un desenlace dada la acción externa. La estadística bayesiana es especialmente adecuada para abordar la estimación de los parámetros de los modelos utilizados en un contexto de incertidumbre como el presentado.

2. ESTIMACIÓN BAYESIANA DE LA PELIGROSIDAD

Los datos que se utilizan en la estimación de un modelo de ocurrencias suelen ser la magnitud de los sucesos (p.e. precipitación en un tiempo fijado, altura de ola significativa, velocidad del viento) por encima de un umbral predefinido y el tiempo en que sucedieron. Las figuras 1 y 2 muestran ejemplos de estos registros.

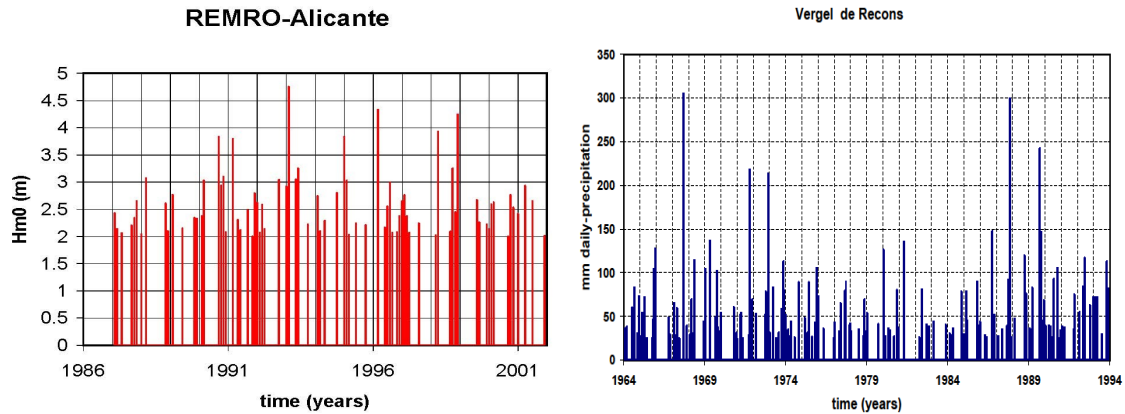


Figura 1. Izquierda: 14 años de datos extremales de oleaje (Hm0) en Alicante. Derecha: 30 años de datos extremales de precipitación en Vergel de Racons (Valencia)

Un primer paso para modelar este tipo de datos es determinar su escala. En los dos casos de la figura 1, la escala puede considerarse relativa, por lo que conviene considerar los logaritmos de las magnitudes (Sánchez-Arcilla et al., 2008). Para modelar estos datos se supone que su aparición sigue un proceso de Poisson en el tiempo, y la distribución de su exceso sobre un umbral (altura de ola 2m Hm0, precipitación 25mm/24h en la Figura 1) corresponde a una distribución generalizada de Pareto (GPD). A continuación puede estimarse los parámetros del modelo mediante técnicas bayesianas. El resultado es la distribución conjunta de los parámetros a posteriori. Es decir, no se determina un valor de los parámetros sino su distribución de probabilidad. Esto permite calcular la densidad de probabilidad de cualquier medida derivada de peligrosidad, incluyendo su incertidumbre.

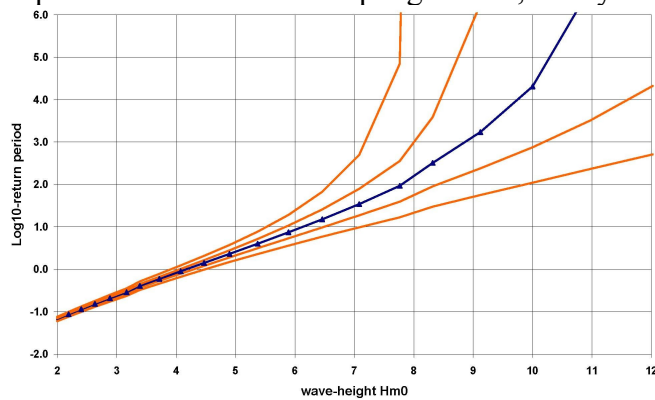


Figura 2. Periodos de retorno de log-altura de ola (línea azul) con intervalos de credibilidad de 5, 25, 75, 95% (líneas naranja). Boya Palamós. Se observa gran incertidumbre para periodos de retorno del orden de 50 ó 100 años.

La estimación bayesiana tiene la ventaja añadida de incorporar informaciones que no provienen de los datos sino del conocimiento que se pueda tener del fenómeno aparte de la que proporcionan los datos in situ.

3. TENDENCIAS CLIMÁTICAS

Los modelos anteriores se caracterizan porque suponen que los procesos que producen los fenómenos peligrosos son estacionarios a largo plazo. Sin embargo, existe un creciente interés por estudiar la posible incidencia de cambios climáticos, que requieren modelos capaces de describir esos cambios. Por otra parte, la escasez de datos extremos obliga a utilizar datos de diferentes épocas con distinta calibración y resulta necesario estudiar cambios bruscos en estas series (p.e. Ortego et al. 2010). La figura 3 muestra un estudio de cambio de número de sucesos de oleaje en un registro construido con observaciones directas recientes, con datos obtenidos por hindcasting. El modelo ajustado por métodos bayesianos permite la estimación simultánea de una posible tendencia lineal del número medio de sucesos y un salto en dicha media en el punto de unión de ambos registros. En el ejemplo de la figura 3 el salto en media resulta significativo pero no la tendencia lineal.

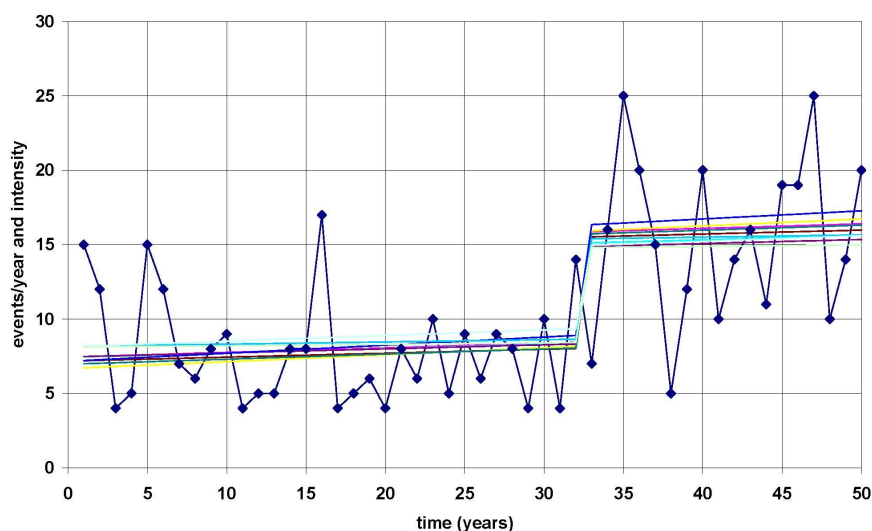


Figura 3. Número anual de temporales en Tortosa: 32 años hindcasting, 18 años observados. Líneas superpuestas: realizaciones a posteriori de la media con tendencia lineal y salto en el año 32 (i.e., posibles escenarios compatibles con los datos), que reflejan la incertidumbre del modelo.

4. VULNERABILIDAD

La precipitación en si misma no suele producir daños. Es el caudal recibido en un cauce, posiblemente alterado con infraestructuras, el que produce una inundación. Resulta necesario evaluar la probabilidad de que se produzca un caudal dada la precipitación que recibe la cuenca. Esta probabilidad condicionada caracteriza la vulnerabilidad del cauce. Si se trata de un rompeolas, la probabilidad de un desenlace (servicio, daños o averías) dado un tipo de oleaje caracteriza la vulnerabilidad del rompeolas. Para modelar la vulnerabilidad se recurre a modelos simulados de la cuenca y el cauce o, en el caso del rompeolas, se simula la reacción aleatoria del mismo. Esto permite establecer modelos de vulnerabilidad utilizando técnicas de regresión logística o composicional. El aspecto de estos modelos su muestra en la figura 4 en

un caso sencillo de rompeolas. Con una altura de ola incidente creciente se registra una disminución de la probabilidad de que se mantenga el servicio mientras que aumenta la probabilidad de averías; finalmente domina la probabilidad de colapso.

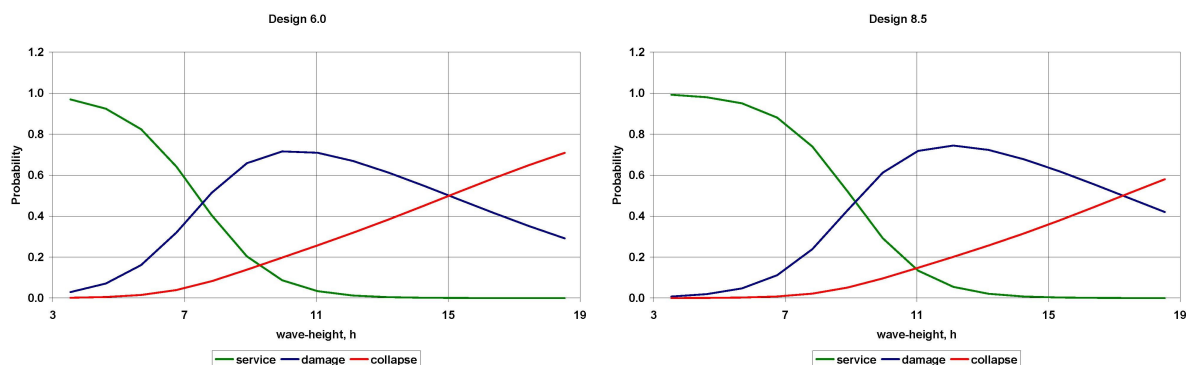


Figura 4. Vulnerabilidad de un rompeolas (simplificado) con alturas de ola de diseño de 6.0m y de 8.5m. Interpolación utilizando regresión simplicial.

La cuantificación adecuada de la incertidumbre de estos modelos aconseja utilizar técnicas bayesianas.

REFERENCIAS

- [1] J.J. Egozcue, and C. Ramis (2001): Bayesian Hazard Analysis of Heavy Precipitation in Eastern Spain, *International Journal of Climatology*, 21, 1263-1279.
- [2] A. Sánchez-Arcilla, J. Gómez-Aguar, J. J. Egozcue, M. I. Ortego, P. Galiatsatou and P. Prinos (2008): Extremes from scarce data. The role of Bayesian and scaling techniques in reducing uncertainty. *Journal of Hydraulics Research*, 46, extra 2, 224-234.
- [3] M. I. Ortego, J. Gibergans-Báguena, R. Tolosana-Delgado, J. J. Egozcue, and M. C. Llasat (2010): Bayesian trend analysis for daily rainfall series of Barcelona, *Advances in Geosciences*, 26, 71-76.