

# CALIBRACIÓN AUTOMÁTICA Y CUANTIFICACIÓN DE INCERTIDUMBRE EN MODELOS DE PROPAGACIÓN DE OLAJE

Rodrigo Alonso y Sebastián Solari

<sup>1</sup> Instituto de Mecánica de los Fluidos e Ingeniería Ambiental, Universidad de la República, Uruguay, ralonso@fing.edu.uy, ssolari@fing.edu.uy

## Introducción

En general los proyectos de extracción de energías marinas, ya sea que la fuente a explotar sea el oleaje u otra, requerirá la caracterización del clima de ola en el sitio de interés. Es habitual que esta caracterización se realice utilizando datos de hindcast o reanálisis de oleaje, los cuales deben ser propagados hasta el sitio de interés mediante la utilización de un modelo numérico. En los casos en que se dispone de datos medios en el sitio es práctica habitual calibrar y validar el modelo de oleaje, lo cual suele hacerse “manualmente”, variando algunos de los parámetros libres mediante un procedimiento de prueba y error.

Hay cuatro fuentes de errores (o incertidumbre) que introducen incertidumbre en los resultados de un modelo de propagación de oleaje, a saber (ver Figura 1): (a) errores en los forzantes, (b) errores estructurales del modelo (epistémicos) debidos a simplificaciones o falta de conocimiento en la descripción del mundo real, (c) errores en los parámetros del modelo y (d) errores de medición. En este trabajo se presenta el desarrollo y aplicación de una metodología automática para la calibración y

cuantificación de incertidumbre de los modelos numéricos de oleaje que aborda los errores debidos a los forzantes y a la estimación de los parámetros (a y c en la Figura 1), basada en los desarrollos iniciales presentados en Alonso y Solari (2017).

## Metodología

La metodología propuesta incluye cinco pasos.

Primero, la selección de un subconjunto de datos para calibrar el modelo, buscando reducir la demanda computacional sin perder representatividad de la variedad de condiciones presentes en el conjunto de datos medidos.

En segundo lugar, la definición de una medida de qué tan bien el modelo se ajusta a las observaciones, estableciendo sus propiedades estadísticas, a partir de las cuales definir la función de verosimilitud requerida para un enfoque Bayesiano formal (DREAM; Vrugt, 2016) en la calibración.

En tercer lugar, la selección de los parámetros a calibrar. Cuarto, ejecutar el algoritmo de calibración y obtener un conjunto de parámetros de mejor ajuste y su distribución de probabilidad conjunta.

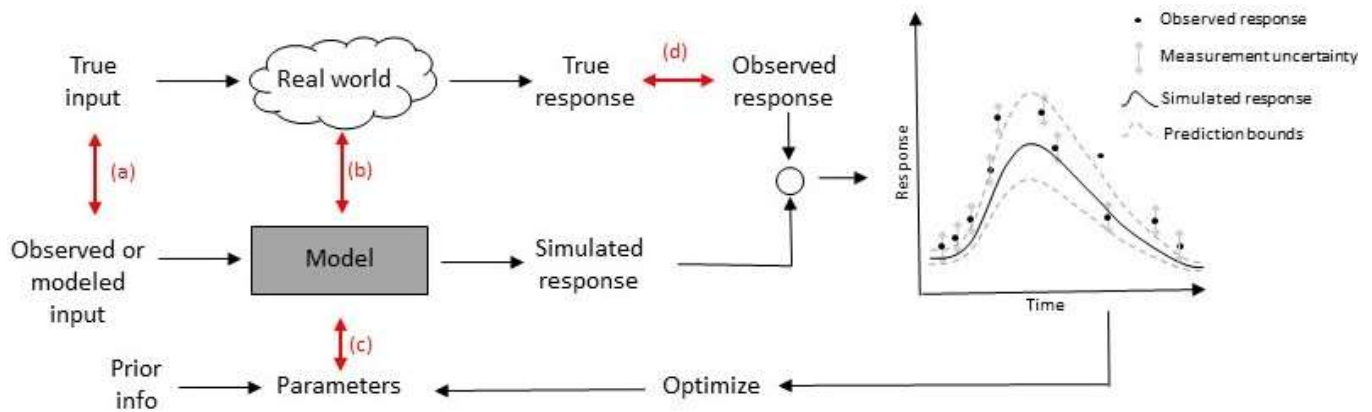


Figura 1. Representación esquemática del problema de calibración de un modelo y las posibles fuentes de error o incertidumbre (adaptado de Vrugt et al., 2008).

Por último, el uso del conjunto de parámetros que mejor se ajustan para la propagación del oleaje, así como de la distribución conjunta de los parámetros para evaluar la incertidumbre de los resultados de la propagación

### Resultados y Conclusiones

Los resultados obtenidos muestran la capacidad de la metodología propuesta para alcanzar de forma automática un conjunto de parámetros de mejor ajuste para el modelo de propagación de oleaje, así como de proporcionar bandas de incertidumbre no solo para los parámetros del modelo sino también para los parámetros de estado del oleaje en el punto objetivo (ver Figura 2), los cuales pueden ser utilizados al realizar estudios probabilísticos o de riesgo en los proyectos de energías marinas.

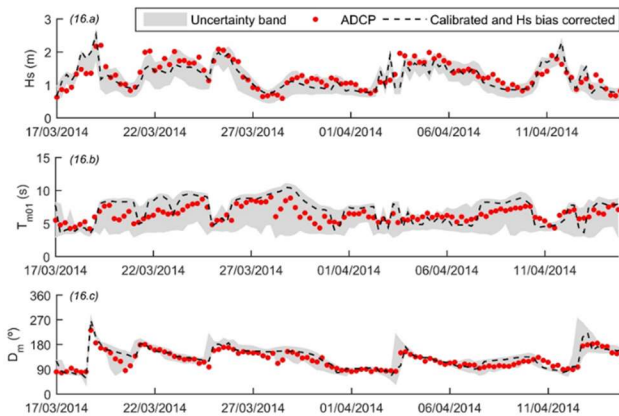


Figura 2. Banda de confianza del 90% de la serie temporal de parámetros de oleaje obtenida con el modelo en el punto de interés.

### Referencias

Alonso, R., & Solari, S. (2017). Automatic calibration of a wave model with an evolutionary Bayesian method. In *Coastal Engineering Proceedings*. 1: 35, waves.26

Vrugt, J.A., ter Braak, C.J.F., Clark, M.P. J., Hyman, M., & Robinson, B.A. (2008). Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation. *Water Resource Research*, 44: W00B09.

Vrugt, J.A. (2016). Markov chain Monte Carlo simulation using the DREAM software package: Theory, concepts, and Matlab implementation. *Environmental Modelling & Software*, 75: 273-316.



1er Congreso Internacional  
**CEMIE-Océano**





Cinvestav  
UNIDAD MERIDA



Cinvestav  
Unidad Saltillo



Cinvestav  
UNIDAD GUADALAJARA



INSTITUTO DE ECOLOGÍA, PESQUERÍAS  
Y OCEANOGRAFÍA DEL GOLFO DE MÉXICO  
Universidad Autónoma de Campeche



INGENIERÍA Y  
MEDIO AMBIENTE



IMTA  
INSTITUTO MEXICANO  
DE TECNOLOGÍA  
DEL AGUA



PC  
SECRETARÍA DE  
PROTECCIÓN CIVIL  
DEL ESTADO DE VERACRUZ



Universidad Veracruzana



UNIDAD ACADÉMICA  
YUCATÁN



Instituto  
de Biología  
UNAM



IG  
INSTITUTO DE  
GEOGRAFÍA  
U. N. AM.



INSTITUTO DE  
CIENCIAS  
FÍSICAS



INSTITUTO NACIONAL  
DE ELECTRICIDAD Y  
ENERGÍAS LIMPIAS



INECOL



UABC



UABC



UABC



UABC



CIDESI®



Universidad  
del Caribe



UABC



CICIMAR-IPN



UADY  
UNIVERSIDAD  
AUTÓNOMA  
DE YUCATÁN



Potencia  
Industrial



ECOSUR



ECOSUR



INFQE



DINA



DINA



IER

Instituto de Energías  
Renovables



ESIME



CIOA  
CENTRO DE INVESTIGACION  
EN QUÍMICA APLICADA



UNIVERSIDAD DE  
CIENEGA



CICATA-IPN



Tecnológico  
de Monterrey



Centro de  
Física Aplicada y  
Tecnología Avanzada



Universidad Internacional

SECUNDARIA, BACHILLERATO, LICENCIATURA, INGENIERÍA, POSGRADO