

Vol. 29 | Núm. 2 | Abril 2025



Fundación
para el Fomento
de la Ingeniería
del Agua

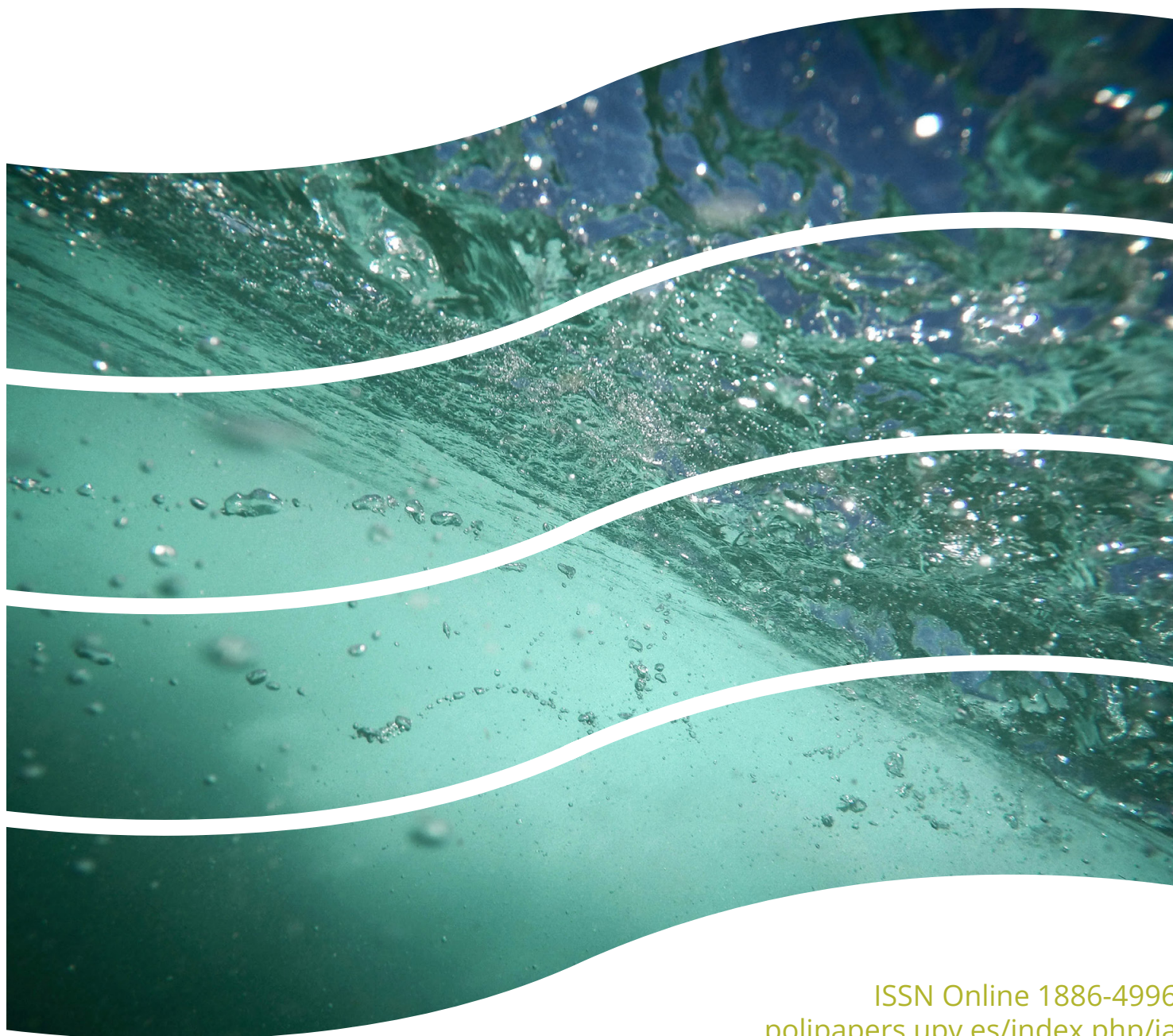


edUPV

Universitat Politècnica de València

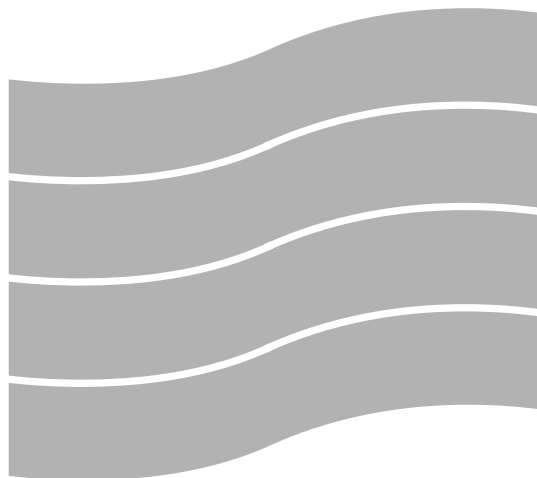
IWA
PUBLISHING

Ingeniería del agua



ISSN Online 1886-4996
polipapers.upv.es/index.php/ia

Ingeniería del agua



Vol. 29 | No. 2 | 2025



Director

Ernest Bladé i Castellet
Universitat Politècnica de Catalunya, España

Editora Científica

Sarai Díaz García
Universidad de Castilla La Mancha, España

Subdirector de Producción

Javier Paredes Arquiola
Universitat Politècnica de València, España

Subdirector de Indexación

José María Carrillo Sánchez
Universidad Politécnica de Cartagena, España

Subdirector de Marketing

Eduardo Álvarez Álvarez
Universidad de Oviedo, España

Consejo de Gobierno

Javier González Pérez
Universidad de Castilla – La Mancha, España

Fátima Moreno Pérez
Universidad de Córdoba, España

José Roldán Cañas
Universidad de Córdoba - FFIA, España

Enrique Cabrera Rochera
Universitat Politècnica de València, España

M. Remedios Pérez García
Universitat Politècnica de València, España

Ernest Bladé i Castellet
Universitat Politècnica de Catalunya, España

Editores Asociados

Jose Anta Álvarez
Universidade Da Coruña, España

José Luis Aragón Hernández
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Ana Margarida Bento
Universidade do Porto, Portugal

Eduardo Cassiraga
Universitat Politècnica de València, España

Oscar Castro Orgaz
Universidad de Córdoba, España

Juan Ignacio Córcoles Tendero
Universidad de Castilla-La Mancha, España

Manuel del Jesus Peñil
Universidad de Cantabria, España

Rodolfo Espina Valdés
Universidad de Oviedo, España

David Ferras
Universidad Politécnica de Cartagena, España

Juan Tomás García Bermejo
Universidad Politécnica de Cartagena, España

Luis Garrote de Marcos
Universidad Politécnica de Madrid, España

Vicente Gracia García
Universitat Politècnica de Catalunya, España

David López Gómez
Centro de Estudios Hidrográficos - CEDEX, España

Petra Amparo López Jiménez
Universitat Politècnica de València, España

Belén Martí-Cardona
University of Surrey, Reino Unido

Pau Martí Pérez
Universitat de les Illes Balears, España

María E. Maza Fernández
Universidad de Cantabria, España

Josep Ramon Medina
Universitat Politècnica de València, España

Rubén Patricio Ortega Lara
Escuela Politécnica Nacional, Ecuador

Leonor Rodríguez Sinobas
Universidad Politécnica de Madrid, España

Beniamino Russo
Universitat Politècnica de Catalunya, España

Martí Sánchez Juny
Universitat Politècnica de Catalunya, España

Daniel Valero Huerta
Imperial College London, Reino Unido

Comité Asesor Editorial Internacional

Maritza Lilliana Arganis Juárez
Universidad Nacional Autónoma de México, México

Christian Chreties
IMFIA-Universidad de la República, Uruguay

Rene Chipana Rivera
Universidad Mayor de San Andres, Bolivia

Daniel A. Nolasco
Nolasco & Asoc. S.A., Argentina

Francisco Olivera
Texas A&M University, Estados Unidos

Juan Saldarriaga
Universidad de Los Andes, Colombia

Jorge Julián Vélez Upegui
Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, Colombia

Editado por

Fundación para el Fomento de la Ingeniería del Agua (FFIA).
Area de Ingeniería Hidráulica.
*Edificio Leonardo da Vinci, Campus de Rabanales.
Universidad de Córdoba, 14071 Córdoba, España.*

International Water Association (IWA).
Alliance House.
12 Caxton Street. London SW1H 0QS, United Kingdom.

Editorial Universidad Politécnica de València.
Camino de Vera s/n. 46022. Valencia. España.

EISSN | 1886-4996

ISSN | 1134-2196

Contacto

Sarai Díaz García
sarai.diaz@uclm.es

Suscripciones (versión impresa)

Editorial Universitat Politècnica de València
pedidos@editorial.upv.es

Volumen (4 números al año): 80 €
Número: 20 €

Acceso libre (versión electrónica)

<http://polipapers.upv.es/index.php/IA>

Maquetación

Enrique Mateo | Triskelion diseño editorial

*Esta revista se publica bajo una licencia de Creative Commons
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International.*

*Universitat Politècnica de València
IWA Publishing
Fundación para el Fomento de la Ingeniería del Agua*

CONTENIDO

- 73 Inundación compuesta en el estuario de Santoña: umbrales bivariados y su aplicación en alertas tempranas**
Dina Vanessa Gómez-Rave, Diego Urrea-Méndez, Manuel del Jesus
- 90 Análisis de la superficie libre de un resalto hidráulico usando una cámara de profundidad**
Edwin Casa-Tipán, José M. Carrillo, Luis G. Castillo, Juan T. García
- 105 Optimización de la aireación en reactores biológicos en ausencia de mediciones en continuo**
Daniel Carreres-Prieto, Javier Ybarra-Moreno, Juan T. García
- 114 Evolución de la modelización numérica bidimensional del flujo en lámina libre a través del software Iber**
Marcos Sanz-Ramos, Esteban Sañudo, David López-Gómez, Orlando García-Feal, Ernest Bladé, Luis Cea
- 132 SIMPCCe: una herramienta para el análisis de aportaciones a embalses ante escenarios de cambio climático**
Salvador Navas, Manuel del Jesus

Inundación compuesta en el estuario de Santoña: umbrales bivariados y su aplicación en alertas tempranas

Compound flooding in the Santoña estuary: Bivariate thresholds and their application in early warnings

Dina Vanessa Gómez-Rave ^{a1*}, Diego Urrea-Méndez ^{a2}, Manuel del Jesus ^{a3}

^aIHCantabria - Instituto de Hidráulica Ambiental de la Universidad de Cantabria - Avda. Isabel Torres, 15, Parque Científico y Tecnológico de Cantabria, 39011, Santander, España.

E-mail: ^{a1}dinavanesa.gomez@unican.es, ^{a2}diego.urrea@unican.es, ^{a3}manuel.deljesus@unican.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 12/12/2024

Aceptado: 30/01/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Gómez-Rave, D.V., Urrea-Méndez, D.A., del Jesus, M. 2025. Compound flooding in the Santoña estuary: Bivariate thresholds and their application in early warnings. *Ingeniería del agua*, 29(2), 73-89. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23025>

RESUMEN

Este estudio implementa un marco metodológico bivariado basado en cópulas para caracterizar el potencial de inundación compuesta en el estuario de Santoña (Cantabria, España), evaluar su desempeño frente a metodologías tradicionales y explorar su aplicabilidad en sistemas de alerta temprana. Al analizar la interacción entre la descarga fluvial y la marea meteorológica, se aborda la complejidad de definir escenarios de peligro en un contexto multivariado. A diferencia de los enfoques univariados, que generan un único valor de referencia, el análisis bivariado identifica combinaciones críticas de forzamientos que, aunque no extremas individualmente, pueden generar impactos significativos al actuar conjuntamente. Con base en estos resultados, se propone un esquema escalonado de niveles de alerta (monitoreo activo, alerta temprana, alerta moderada y alerta extrema), vinculado a umbrales multivariados específicos que relacionan probabilidad de ocurrencia y severidad, optimizando la planificación y la respuesta frente a eventos compuestos.

Palabras clave | Inundación compuesta; análisis bivariado; cópulas; descarga fluvial; marea meteorológica; alerta temprana.

ABSTRACT

This study implements a bivariate methodological framework based on copulas to characterize the potential for compound flooding in the Santoña estuary (Cantabria, Spain), evaluate its performance against traditional methodologies, and explore its applicability in early warning systems. By analyzing the interaction between river discharge and storm surge, it addresses the complexity of defining hazard scenarios within a multivariate context. Unlike univariate approaches, which provide a single reference value, the bivariate analysis identifies critical combinations of forcings that, while not individually extreme, can produce significant impacts when acting together. Based on these results, a tiered alert system is proposed (active monitoring, early warning, moderate alert, and extreme alert), linked to specific multivariate thresholds that integrate probability and severity, thereby enhancing planning and response strategies for compound events.

Key words | compound flooding; bivariate analysis; copulas; river discharge; storm surge; early warning.

INTRODUCCIÓN

Las inundaciones, cada vez más frecuentes y devastadoras, se han convertido en una preocupación prioritaria a nivel global debido al aumento de desastres y daños asociados. Este fenómeno está estrechamente relacionado con factores como la variabilidad climática, el cambio climático, las transformaciones en el uso y la cobertura del suelo, y la creciente exposición de personas y bienes (Avand *et al.*, 2021; Jonkman *et al.*, 2024). Sin medidas de adaptación efectivas, sus impactos podrían agravarse considerablemente (Láng-Ritter *et al.*, 2022). En este contexto, los sistemas de alerta temprana se consolidan como herramientas clave para mitigar riesgos y salvaguardar vidas y recursos, integrando el conocimiento del riesgo, su monitoreo y pronóstico, la difusión de alertas y la capacidad de preparación y respuesta (Cao *et al.*, 2024). Dentro de este marco, resulta fundamental identificar el momento en que una condición ambiental específica supera un umbral crítico, teniendo el potencial para desencadenar un evento de inundación (Lyddon *et al.*, 2024).

Aunque muchos aspectos del cálculo del potencial de inundación están fuertemente respaldados teóricamente e integrados en la práctica ingenieril, existe una brecha al analizar ecosistemas estuarinos y deltaicos, en donde las metodologías de cálculo tradicionales resultan poco adecuadas (Wu *et al.*, 2021). En estos ambientes de transición, la inundación puede originarse por distintas combinaciones de factores oceanográficos, hidrológicos y meteorológicos, que al actuar simultáneamente o en rápida sucesión desencadenan eventos de inundación compuesta (Wahl *et al.*, 2015). Sin embargo, los análisis tradicionales, generalmente univariantes, tienden a omitir la co-ocurrencia y dependencia entre forzamientos, lo cual puede resultar en estimaciones inexactas de los impactos (Santos *et al.*, 2021; Latif y Simonovic, 2022). Incluso dependencias débiles entre los forzamientos pueden influir notablemente en la estimación del potencial de inundación (Bevacqua *et al.*, 2019; Xu *et al.*, 2019). A pesar de su importancia, esta perspectiva de eventos compuestos aún se incorpora de manera limitada en los sistemas de alerta temprana, los cuales siguen enfocándose de manera independiente en tipos específicos de inundaciones, como las fluviales o costeras (Láng-Ritter *et al.*, 2022).

El registro reciente de eventos de inundación compuesta ha puesto de manifiesto la urgencia de comprender mejor sus mecanismos. Aunque suelen considerarse “extraordinarios,” la interdependencia entre los factores físicos que los desencadenan incrementa su probabilidad más allá de lo esperado por azar (Wahl, 2017). Aun cuando los factores individuales no alcanzan valores extremos, su combinación puede provocar impactos significativos a nivel local (Couasnon *et al.*, 2020; Santos *et al.*, 2021). Esto enfatiza la necesidad de establecer umbrales multivariados que permitan identificar y anticipar estos eventos en estuarios, facilitando la detección temprana, la emisión de alertas oportunas y estrategias más efectivas de gestión costera (Lyddon *et al.*, 2024; Papadimitriou *et al.*, 2024). Estos umbrales vinculan directamente la probabilidad de ocurrencia de eventos extremos con el concepto de periodo de retorno. En el caso univariado, este se calcula como el inverso de la probabilidad de que una variable exceda un umbral específico en un periodo determinado, bajo la suposición de independencia temporal y respecto a otros factores (Brunner *et al.*, 2016). Esto delimita una única región crítica de eventos potencialmente peligrosos (Serinaldi, 2015). En contraste, en un contexto multivariado, esta aproximación admite diversas interpretaciones, ya que distintas combinaciones de probabilidades pueden generar el mismo periodo de retorno (Corbella y Stretch, 2012; Ming *et al.*, 2022). Por ejemplo, en un caso bivariado con dos variables aleatorias dependientes, es posible analizar su probabilidad condicional, su probabilidad conjunta o emplear perspectivas como la distribución de KENDALL o la función de supervivencia (Brunner *et al.*, 2016). Estos enfoques requieren un análisis detallado del comportamiento conjunto de las variables, incluyendo la caracterización y evaluación de su dependencia.

El análisis conjunto tradicional se basa en distribuciones bivariadas clásicas, que requieren que las distribuciones marginales de ambas variables se ajusten a la misma función paramétrica univariada, una suposición que con frecuencia no refleja adecuadamente la realidad (Brunner *et al.*, 2016). Por el contrario, las cópulas, como funciones de distribución multivariadas, superan esta limitación al modelar el comportamiento conjunto de las variables de forma independiente de sus distribuciones marginales (Nelsen, 2006). Este enfoque resulta especialmente útil para analizar sistemas complejos, proporcionando representaciones precisas de condiciones conjuntas, incluso en escenarios que involucran tres o más variables (Santos *et al.*, 2021; Tootoonchi *et al.*, 2022).

De manera general, el análisis de eventos multivariados con cópulas requiere considerar propiedades como la dependencia de cola y la (a)simetría en las distribuciones (Hua y Joe, 2011). Estas características permiten describir las relaciones entre variables y calcular la intensidad y probabilidad conjunta de los extremos (Lucey y Gallien, 2022; De Luca *et al.*, 2023). La dependencia de cola, en particular, resulta esencial para modelar cómo valores extremos de una variable tienden a coincidir con extremos en otra variable, un comportamiento distintivo de muchos eventos de inundación compuesta. Las cópulas, clasificadas en familias como

las Arquimedeanas, Elípticas y de Valor Extremo, están diseñadas para capturar patrones específicos de dependencia entre variables (Tootoonchi *et al.*, 2022). Esta diversidad de familias facilita la elección de un modelo ajustado a las condiciones del fenómeno estudiado, asegurando una descripción detallada y coherente de las interacciones entre los factores desencadenantes de eventos compuestos. En la práctica, el uso de cópulas en análisis bivariados del potencial de inundación ha demostrado ser una herramienta valiosa para modelar, de manera sencilla y sólida, la interdependencia entre forzamientos. Ejemplos destacados incluyen la relación entre el nivel del agua y la altura del oleaje (Mazas y Hamm, 2017; Didier *et al.*, 2019), la descarga fluvial y el nivel del agua (Moftakhari *et al.*, 2017; Sadegh *et al.*, 2018), la descarga fluvial y la marea meteorológica (Couasnon *et al.*, 2020; Santos *et al.*, 2021; Heinrich *et al.*, 2023), la precipitación y la marea meteorológica (Wahl *et al.*, 2015; Paprotny *et al.*, 2018) o la precipitación y la marea (Xu *et al.*, 2019; Yang *et al.*, 2020). Estas representaciones bivariadas no solo han permitido comprender mejor cómo se relacionan estas variables, sino que también han mejorado la identificación de patrones de riesgo y el análisis de estructuras de dependencia temporal y espacial, proporcionando una base sólida para el desarrollo de sistemas de alerta temprana y la gestión eficiente de eventos extremos (De Waal y Van Gelder, 2005; Zhu *et al.*, 2024).

Aunque los enfoques bivariados presentan limitaciones en escenarios donde interactúan tres o más forzamientos de forma compleja y simultánea (Santos *et al.*, 2021; Jalili Pirani y Najafi, 2023; Maduwantha *et al.*, 2024), su simplicidad y robustez los convierten en una aproximación estratégica dentro de las aplicaciones hidroclimáticas. En contraste con los modelos multivariados de alta dimensionalidad, que implican desafíos matemáticos y computacionales que crecen exponencialmente con el número de variables involucradas (Czado y Nagler, 2022), los métodos bivariados permiten capturar de manera eficiente las dependencias entre variables críticas (Tootoonchi *et al.*, 2022). Esta capacidad no solo proporciona una herramienta práctica para caracterizar la interdependencia, sino que también facilita el siguiente paso: traducir esas relaciones en estimaciones concretas de impactos potenciales (Zscheischler *et al.*, 2020).

Al establecer umbrales multivariados mediante cópulas, se conecta de manera directa entre la estructura de dependencia entre los forzamientos y los impactos potenciales que pueden desencadenar (Hao y Singh, 2020). No obstante, en un marco multivariado, la definición de umbrales y las nociones de “mayor” o “menor” pueden ser ambiguas debido a la falta de un orden total natural en espacios multidimensionales (Salvadori *et al.*, 2013). Esta ausencia de un orden único dificulta la identificación de umbrales específicos, ya que cada combinación de variables puede presentar un potencial diferente según la forma en que interactúan. Dado que múltiples variables pueden combinarse de casi infinitas maneras, los escenarios de peligro pueden interpretarse de formas diversas. La literatura identifica varios factores relevantes para su definición, considerando que los fenómenos hidroclimáticos suelen involucrar múltiples variables: esta elección depende de factores como el propósito del análisis (Serinaldi, 2015), los tipos de eventos críticos y sus probabilidades de ocurrencia (Salvadori *et al.*, 2016), así como el contexto del evento, el juicio experto y la disponibilidad de datos (Zscheischler *et al.*, 2020).

En un análisis bivariado, estos escenarios de peligro pueden definirse de tres maneras distintas, consistentes con las probabilidades condicional, conjunta y la distribución de KENDALL o su función de supervivencia. El escenario AND evalúa la probabilidad de que las variables excedan simultáneamente sus umbrales críticos, capturando eventos en los que la interacción de factores genera condiciones extremas. Por otro lado, el escenario OR considera eventos en los que al menos una de las variables alcanza un nivel extremo, abarcando un rango más amplio de situaciones potencialmente peligrosas. Finalmente, el escenario basado en KENDALL, que incluye dos variantes: la distribución de KENDALL, que establece un marco probabilístico más refinado, dividiendo los eventos en regiones de seguridad, alerta y peligro según niveles críticos predefinidos; y el SURVIVAL KENDALL, que utiliza la función de supervivencia de KENDALL para definir una capa crítica acotada de la región segura, evitando que se incluyan valores extremadamente altos en alguna variable (Salvadori *et al.*, 2016).

Definir umbrales críticos y escenarios de peligro para las variables moduladoras de la inundación en estuarios es esencial para anticipar eventos compuestos y diseñar estrategias de gestión efectivas. Estos escenarios permiten explorar diversas configuraciones del potencial de inundación y sus posibles impactos, identificando condiciones críticas que, aunque no representen umbrales extremos de las variables individuales, pueden desencadenar impactos severos al combinarse (Lyddon *et al.*, 2024). La incorporación de técnicas estadísticas bivariadas en este marco no solo mejora la capacidad de monitoreo y diagnóstico de precursores de eventos de alto impacto, sino que también redefine la emisión de alertas y la planificación de respuestas operativas, haciéndolas más oportunas y efectivas frente a eventos extremos. Este enfoque establece además un marco robusto para extender el

análisis a contextos que involucren más de dos variables, fortaleciendo la capacidad de respuesta ante la creciente complejidad de los riesgos en estos entornos dinámicos y vulnerables.

Esta investigación aborda cómo la integración de umbrales bivariados puede fortalecer la gestión de inundaciones compuestas, tomando como caso de estudio el estuario de Santoña (Cantabria, España). Para ello, se aplica un marco metodológico basado en técnicas estadísticas bivariadas para caracterizar el potencial de inundación, evaluando su desempeño frente a metodologías tradicionales y su capacidad para mejorar la precisión y efectividad de las alertas tempranas. Al analizar la interacción entre la descarga fluvial del río Asón y la marea meteorológica (entendida como la variación en el nivel del mar causada por los efectos del clima, como los vientos y la presión atmosférica), dos factores clave en las dinámicas de este ecosistema de transición (Núñez *et al.*, 2019), se exploran los escenarios de peligro en un contexto multivariado y se establecen los umbrales críticos con capacidad para desencadenar inundaciones significativas. Finalmente se propone un esquema escalonado de niveles de alerta diseñado para optimizar la respuesta ante eventos críticos. Este esquema facilita una planificación más proactiva y adaptada a la complejidad de los procesos de inundación en el estuario. Como caso piloto, este estuario resulta especialmente relevante no solo por su vulnerabilidad a estos eventos, sino también por la disponibilidad de datos continuos y consistentes que facilitan alcanzar los objetivos propuestos.

ÁREA DE ESTUDIO Y DATOS

El estuario de Santoña, uno de los ecosistemas de transición más extensos y complejos de la costa norte de España, se encuentra en la desembocadura del río Asón y abarca una extensión aproximada de 19 km² (Figura 1). Su régimen mesomareal, caracterizado por un sistema bien mezclado, facilita una interacción dinámica entre aguas fluviales y mareales. Con una longitud cercana a 20 km en orientación norte-sur, su canal principal genera un gradiente hidrodinámico que influye en el transporte y dispersión de sedimentos y nutrientes (Núñez *et al.*, 2019; Galván *et al.*, 2021).

Desde el punto de vista ecológico, el estuario es un área de alto valor ambiental reconocida en los ámbitos local, europeo e internacional. Forma parte de la ruta migratoria del Atlántico Norte y cumple un papel fundamental como refugio para aves en sus periodos migratorios e invernales. A pesar de su buen estado de conservación, enfrenta diversas presiones antropogénicas, como

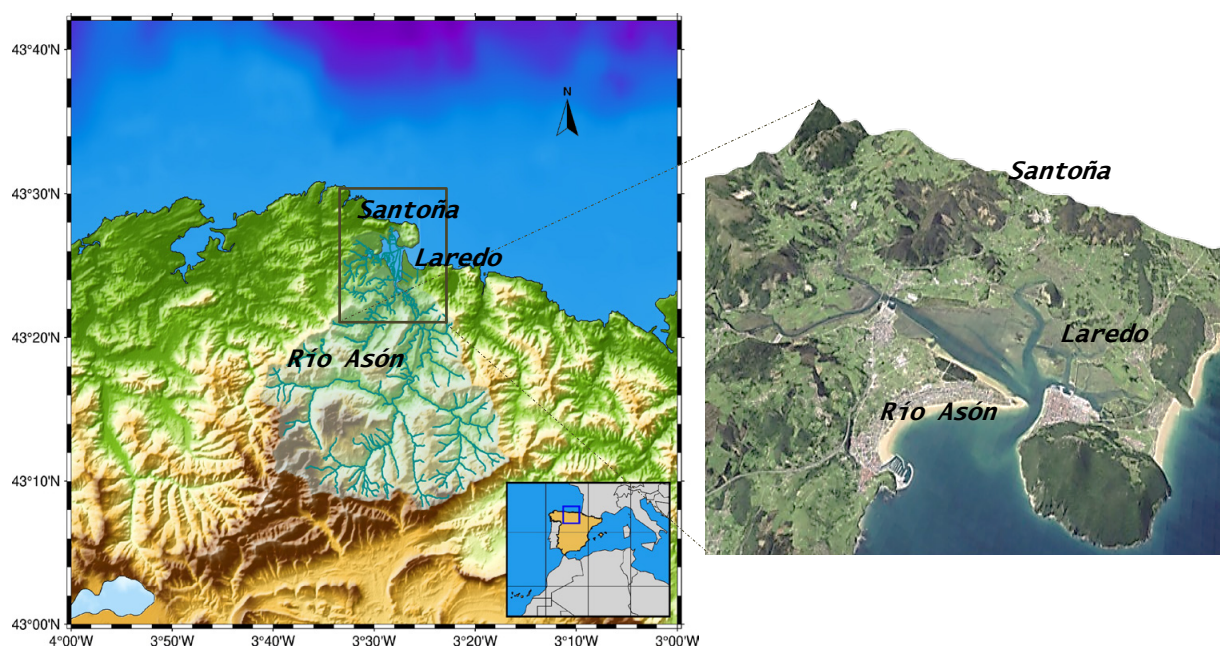


Figura 1 | Localización geográfica de la cuenca del río Asón y el estuario de Santoña en el contexto regional. Se incluye una vista rotada en 3D del estuario para facilitar la visualización de las dinámicas locales.

reclamaciones de terreno, descargas industriales y urbanas, y actividades pesqueras, lo cual subraya la importancia de su gestión y conservación continua (Núñez *et al.*, 2019; Galván *et al.*, 2021).

A partir de estas condiciones, el estuario se caracteriza por su alta diversidad biológica y su compleja y somera morfología, con extensas áreas de llanura mareal y marismas, características que agravan las inundaciones debido a la ausencia de terrenos elevados o defensas naturales. Estas particularidades, junto con proyecciones de estudios previos, sugiere que hacia finales de siglo las inundaciones podrían extenderse y afectar las zonas urbanas circundantes (IHCantabria, 2018).

En este estudio se analiza la descarga fluvial del Asón y la marea meteorológica. Las series temporales de descarga fluvial diaria se obtuvieron de la base de datos del Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), mientras que las series de marea meteorológica proceden de la base de datos IHData, del Instituto de Hidráulica Ambiental de Cantabria (IHCantabria). Ambas series, que abarcan el periodo de 1985 a 2015, proporcionan información suficiente para evaluar las interacciones entre los procesos fluviales y marinos en el estuario, capaces de desencadenar eventos de inundación compuesta.

METODOLOGÍA

Para analizar el potencial de inundación compuesta en el estuario de Santoña, se utiliza una aproximación bivariada que permite caracterizar la interdependencia entre los forzamientos críticos seleccionados, la descarga fluvial y la marea meteorológica. Este marco, organizado en tres etapas, permite capturar las interacciones entre ambos forzamientos, caracterizando su comportamiento conjunto y proporcionando una visión robusta del potencial de inundación en el sistema estuarino. La metodología adopta una orientación práctica estructurada en tres pasos consecutivos: preparación de datos, modelado de dependencias y simulación de eventos extremos. El diagrama de flujo de la Figura 2 resume esta metodología, destacando cada etapa y sus elementos esenciales, lo cual facilita una comprensión visual y estructurada del proceso antes de su descripción detallada.

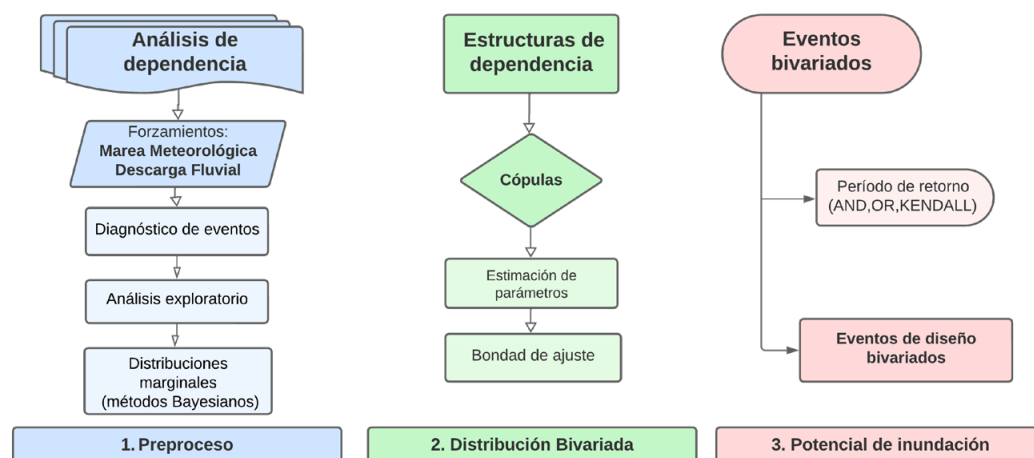


Figura 2 | Metodología para la caracterización bivariada de eventos compuestos de inundación.

Preproceso de datos (Análisis de dependencia)

Esta primera etapa es crucial para garantizar la calidad y coherencia de los datos, aspectos indispensables para modelar la dependencia entre los forzamientos. Esta fase es particularmente importante para cumplir con los requisitos de las cópulas, las cuales exigen que las variables hidroclimáticas sean continuas e independientes en el tiempo (Nelsen, 2006). Por lo tanto, es necesario evaluar la presencia de valores repetidos y características como la autocorrelación y la estacionariedad de las variables.

Si estas condiciones no se cumplen, la validez de las cópulas puede verse comprometida, afectando la robustez de las conclusiones (Tootoonchi *et al.*, 2022). Los pasos específicos incluyen:

- Selección de forzamientos y diagnóstico de eventos compuestos: Se identifican los forzamientos de interés, en este caso la descarga fluvial y la marea meteorológica, basándose en las particularidades del estuario. Para detectar eventos compuestos, se analizan diferentes escalas temporales, clasificándolos como condicionales (cuando una variable alcanza su máximo de manera independiente) o co-ocurrentes (cuando ambas variables alcanzan máximos simultáneamente). Este diagnóstico inicial permite una identificación preliminar de los eventos críticos en la serie temporal.
- Análisis exploratorio y de dependencia de los datos: Se examinan los datos en busca de valores repetidos y de patrones de autocorrelación para verificar la independencia temporal de las observaciones. Adicionalmente, se calculan coeficientes de correlación no paramétricos, como los de KENDALL y Spearman, para medir la dependencia inicial entre descarga y marea, proporcionando una primera aproximación de la relación entre ambos forzamientos.
- Ajuste de distribuciones marginales mediante métodos bayesianos: Finalmente se ajustan las distribuciones marginales de cada variable utilizando modelos mixtos mediante inferencia bayesiana, implementados con el paquete PyStan de Python (Carpenter *et al.*, 2017). Esta estrategia permite combinar diferentes tipos de distribuciones, lo que proporciona una mayor flexibilidad para capturar tanto los valores centrales como las colas. Esta capacidad es especialmente útil para modelar eventos extremos, donde los métodos tradicionales suelen ser menos precisos. La inferencia bayesiana, además, ofrece una ventaja significativa al incorporar información previa y generar intervalos de credibilidad, proporcionando una representación detallada de la incertidumbre y reflejando la variabilidad inherente en los datos.

Distribución bivariada (Estructuras de dependencia)

En la segunda fase, se analiza la dependencia entre la descarga fluvial y la marea meteorológica mediante cópulas, seleccionando la familia adecuada y estimando sus parámetros para representar con precisión la relación entre ambas variables. La familia define la estructura, mientras que sus parámetros cuantifican la intensidad de dicha dependencia. Para ello, se emplea el paquete de R *VineCopula* (Nagler *et al.*, 2024), una herramienta que optimiza la exploración y selección de la cópula más adecuada para capturar las relaciones entre variables de manera precisa y eficiente. Los pasos específicos incluyen:

- Selección de cópulas: Se evalúan diversas familias de cópulas para representar la dependencia entre las variables, considerando que algunas capturan mejor la estructura general y otras modelan de forma más precisa las dependencias extremas en las colas. Se utilizan las cópulas disponibles en el paquete *VineCopula*, como las Elípticas (Gaussiana y t-Student) y las Arquimedeanas (Clayton, Gumbel, Frank, Joe, BB1, BB6, BB7 y BB8), junto con sus versiones Survival (rotación de 180°) y rotaciones a 90° y 270°, diseñadas para modelar dependencias extremas y negativas (Nagler *et al.*, 2024).

Adicionalmente, la selección también se complementa con una evaluación visual para verificar que se capture adecuadamente en los extremos. Si varias cópulas ofrecen un buen ajuste, se recurre a pruebas formales (Cramér-von Mises y Kolmogorov-Smirnov) o a indicadores como el Criterio de Información de Akaike (AIC, por sus siglas en inglés) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC, por sus siglas en inglés), para equilibrar precisión y simplicidad.

- Estimación de parámetros de la cópula seleccionada: Una vez elegida la cópula, se procede a estimar sus parámetros mediante métodos como la máxima verosimilitud (ML), que permiten cuantificar la dependencia entre los forzamientos. Este paso es crucial para asegurar la precisión en la simulación de eventos extremos conjuntos.
- Evaluación del ajuste del modelo: Teniendo los parámetros, se verifica la adecuación del modelo mediante pruebas gráficas, como K-plots y chi-plots, para asegurar que el modelo represente de manera fiable la estructura de dependencia observada.

Potencial de inundación (Eventos bivariados)

La tercera fase evalúa el potencial de inundación compuesta mediante el análisis de eventos bivariados y el cálculo de periodos de retorno para combinaciones críticas de descarga fluvial y marea meteorológica. Previamente, se define el periodo de retorno univariado haciendo uso de métodos bayesianos para la caracterización estadística de cada variable. Esta etapa incluye:

- Estimación de eventos de diseño: A partir de la cópula seleccionada, se identifican eventos de diseño bivariados que representan combinaciones críticas de descarga y marea, evaluados mediante el periodo de retorno específico de 10 años, seleccionado por su capacidad para equilibrar frecuencia e impacto, siendo clave para sistemas de alerta temprana y estrategias de gestión de riesgos. Se incluyen los escenarios AND, OR, KENDALL y SURVIVAL KENDALL. Además, se calculan los umbrales correspondientes bajo el enfoque univariado.

En el caso univariado, el periodo de retorno $T(x)$ del evento $\{X \geq x\}$ viene dado por la Ecuación 1:

$$T(x) = \frac{\mu}{1 - \Pr[X \leq x]} = \frac{\mu}{1 - F_X(x)} \quad (1)$$

Donde μ representa el tiempo promedio entre eventos sucesivos, $1 - \Pr[X \leq x]$ es la función de supervivencia que indica la probabilidad de que la variable X supere el umbral x , y $F_X(x)$ es la Función de Distribución Acumulada (CDF, por sus siglas en inglés), que describe la probabilidad de que X sea menor o igual a x .

En el caso bivariado, los escenarios AND y OR se calculan con la Ecuación 2 y Ecuación 3, respectivamente:

$$T_{AND}(x, y) = \frac{\mu}{\Pr[X > x \text{ and } Y > y]} = \frac{\mu}{1 - F_X(x) - F_Y(y) + F_{XY}(x, y)} = \frac{\mu}{1 - u - v + C(u, v)} \quad (2)$$

$$T_{OR}(x, y) = \frac{\mu}{\Pr[X > x \text{ or } Y > y]} = \frac{\mu}{1 - F_{XY}(x, y)} = \frac{\mu}{1 - C(u, v)} \quad (3)$$

Donde x y $F_X(x)$ ya fueron definidos en el caso univariado, y y $F_Y(y)$ son sus equivalentes para la variable Y . $F_{XY}(x, y)$ representa la función de distribución conjunta, que describe la probabilidad de que $X \leq x$ y que $Y \leq y$, incluyendo la dependencia entre ambas variables. $C(u, v)$ es la cópula seleccionada que representa la función de distribución conjunta de las variables transformadas marginalmente a un espacio uniforme $[0, 1]$.

En el caso del KENDALL, se calcula a partir de la función de Kendall, expresada como la Ecuación 4:

$$K_c(t) = \Pr[W \leq t] = \Pr[C(U, V) \leq t] \quad (4)$$

Donde W representa la función de cópula $C(u, v)$ y t es el nivel de probabilidad crítico que divide el espacio en una región supercrítica y una región no crítica. El periodo de retorno de KENDALL se define como el tiempo promedio entre la ocurrencia de eventos críticos en el nivel de probabilidad t , calculándose con la Ecuación 5:

$$T_{K_c} = \frac{\mu}{1 - K_c(t)} \quad (5)$$

La función de supervivencia de Kendall se define según la Ecuación 6:

$$K'_c(t) = \Pr[S_{XY}(X, Y) \geq t] = \Pr[C(1 - U, 1 - V) \geq t] \quad (6)$$

Donde $S_{XY}(X, Y)$ es la función de supervivencia conjunta de X e Y , y t es el nivel de probabilidad crítico. De manera análoga, el periodo de retorno SURVIVAL KENDALL se calcula entonces con la Ecuación 7:

$$T_{K'_c} = \frac{\mu}{1 - K'_c(t)} \quad (7)$$

- Finalmente, se comparan los resultados para analizar su consistencia y aplicabilidad. Sobre esta base, se propone un esquema escalonado de niveles de alerta que integra umbrales bivariados, optimizando la emisión de alertas y la planificación de respuestas operativas. Este esquema permite adaptar las acciones a la magnitud y complejidad de cada escenario, estableciendo una herramienta práctica para fortalecer la detección temprana y la gestión de los riesgos asociados.

RESULTADOS

Preproceso de datos (Análisis de dependencia)

Inicialmente se hizo la selección de los forzamientos, la identificación de su tipología y la definición de la escala temporal adecuada. En este caso, los elementos clave que pueden desencadenar un evento de interés se limitan a la marea meteorológica y la descarga fluvial, ambos procesos críticos en la dinámica oceánica e hidrológica de la región. Según la tipología de amenazas compuestas propuesta por Zscheischler *et al.* (2020), estos corresponden a “eventos multivariados,” es decir, resultan de la concurrencia de varios factores en una misma área geográfica, lo cual puede amplificar tanto los efectos socioeconómicos como el impacto en las dinámicas de este ecosistema.

Para definir los eventos compuestos, el primer paso fue identificar los máximos mensuales de cada variable. Posteriormente, se estableció una ventana temporal de cuatro días, calculada según la duración promedio de sus picos, con el objetivo de garantizar la independencia estadística y evitar duplicidades en días consecutivos. Latif y Simonovic (2022), trabajando con variables similares, también adoptaron una ventana de cuatro días, lo que respalda la metodología empleada en este estudio. Tras este refinamiento, se clasificaron los eventos en condicionales (cuando una variable alcanza su máximo y la otra toma un valor condicionado a dicha ocurrencia, sin que este necesariamente sea extremo) y co-ocurrentes (cuando ambas variables alcanzan sus máximos simultáneamente dentro de la misma ventana temporal). Sin embargo, el análisis se enfocó exclusivamente en los 93 eventos co-ocurrentes identificados.

Con el objetivo de garantizar la calidad de los datos, se evaluó su continuidad e independencia temporal. Para la autocorrelación, entendida como la similitud entre valores sucesivos en una serie temporal, se calculó la función de autocorrelación empírica (ACF, por sus siglas en inglés). En la Figura 3 se muestran los coeficientes de autocorrelación junto con sus bandas de confianza para ambas variables, con el *lag* expresado en términos del número de observaciones entre eventos co-ocurrentes. Los resultados, en general, no evidencian una dependencia temporal significativa, ya que los coeficientes permanecen próximos a cero, lo que sugiere una autocorrelación débil o inexistente. Se observa un punto fuera de las bandas de confianza en la marea meteorológica, atribuible al azar estadístico, dado que hasta un 5% de los coeficientes pueden exceder estas bandas sin reflejar dependencia temporal significativa (Box *et al.*, 2016). Este punto aislado no compromete la validez del análisis.

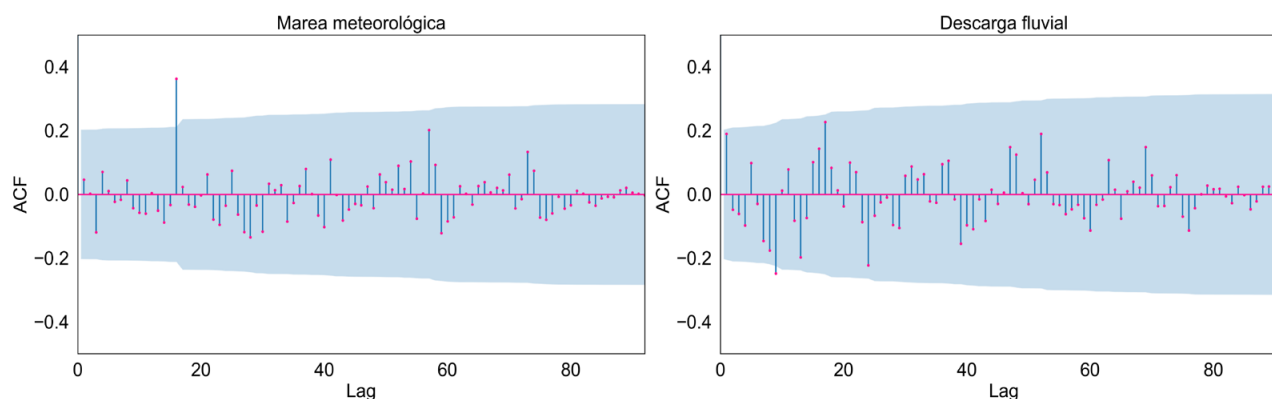


Figura 3 | Función de Autocorrelación Empírica (ACF) para la *Marea meteorológica* y la *Descarga fluvial*, con intervalos de confianza.

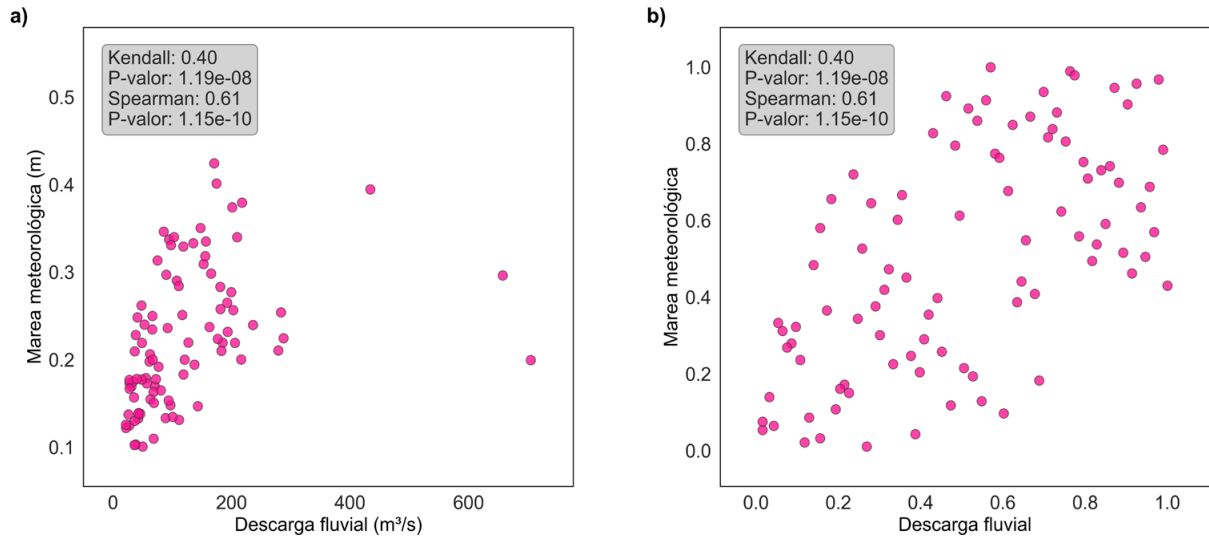


Figura 4 | Análisis de dependencia para los eventos co-ocurrentes de *Marea meteorológica* y *Descarga fluvial*, considerando: a) escala natural y b) pseudoobservaciones.

Como primera aproximación al análisis de la relación entre las variables en el conjunto de datos, se calcularon los coeficientes de correlación de KENDALL (0.40) y Spearman (0.61), que indican una asociación positiva moderada y significativa, tal como se muestra en la Figura 4. Al examinar el comportamiento en términos de pseudo-observaciones (cuantiles), que son datos transformados a una escala uniforme [0,1] mediante funciones de distribución acumulada marginal, se observa esta asociación, además de una ligera concentración de puntos en las colas superior e inferior. Esto enriquece la comprensión de las interacciones y subraya la importancia de analizar su comportamiento conjunto en un marco multivariado.

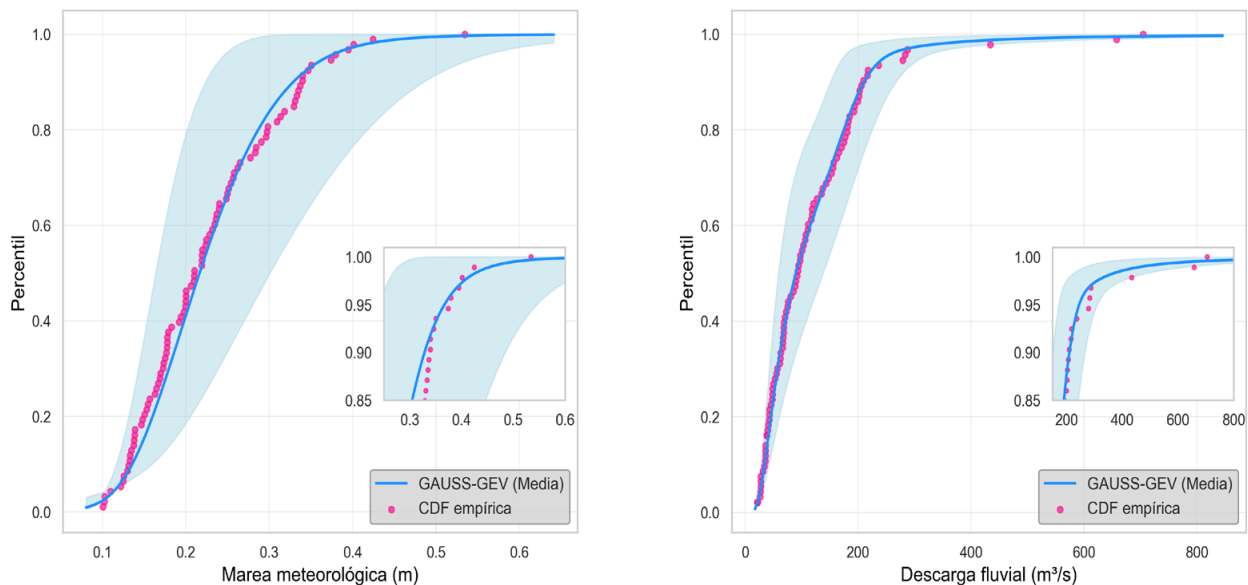


Figura 5 | Ajuste de un modelo mixto Normal-GEV a la función de distribución acumulada (CDF) empírica de la *Marea meteorológica* y la *Descarga fluvial*, con intervalos de confianza al 95% (bandas de variación). Se incluye un *zoom* en la cola de las distribuciones para detallar el comportamiento en los valores extremos.

Para el ajuste de las distribuciones marginales, se exploraron diferentes modelos probabilísticos, identificándose que la combinación de las distribuciones Normal y Generalizada de Valores Extremos (GEV) proporcionaba la representación más precisa de los valores centrales y las colas de ambas variables. La Figura 5 presenta la Función de Distribución Acumulada (CDF, por sus siglas en inglés) ajustada mediante inferencia bayesiana, incluyendo el valor medio de las distribuciones, los intervalos de confianza al 95%, representados como bandas de variación, y la CDF empírica. La representación permite observar la incertidumbre asociada al modelo y su desempeño al capturar los eventos críticos presentes en las colas de las variables, donde se concentran los valores extremos de mayor relevancia.

Distribución bivariada (Estructuras de dependencia)

El ajuste identificó a la survival BB8 (rotated BB8 copula, 180°) como la alternativa más adecuada para modelar la dependencia entre la marea y la descarga, superando a otras alternativas, como las presentadas en la Tabla 1. Por ejemplo, aunque la cópula Frank presentó un AIC ligeramente inferior, la Survival BB8 mostró un desempeño superior en las pruebas de ajuste CvM y KS, confirmando su idoneidad para capturar la estructura de dependencia observada. Como parte de la familia de cópulas Arquimedeanas, la Survival BB8 es particularmente útil para modelar situaciones en las que ambas variables alcanzan valores extremos de forma simultánea. Su estructura permite representar con precisión la probabilidad de ocurrencia conjunta de eventos críticos, un factor importante para evaluar el potencial de inundación en el estuario. Para este modelo, el coeficiente de correlación de KENDALL obtenido fue $\tau=0.403$, lo que indica una asociación positiva moderada entre la marea meteorológica y la descarga fluvial. Este valor sugiere que, a medida que aumenta una de las variables, es probable que la otra también lo haga.

Tabla 1 | Resumen de los estadísticos de bondad de ajuste y criterios de información para algunas de las cópulas analizadas con el paquete VineCopula.

Enfoque	Gauss	Gumbel	Clayton	Frank	BB8	Survival BB8
AIC	-34.92	-32.07	-32.47	-35.30	-35.26	-35.26
BIC	-32.38	-29.54	-29.94	-32.77	-30.20	-30.20
CvM	0.13	0.31	0.24	0.13	0.21	0.08
p-value	0.06	0.00	0.00	0.04	0.02	0.26
KS	0.92	1.18	1.25	0.79	0.94	0.71
p-value	0.02	0.00	0.00	0.16	0.04	0.34

Eventos bivariados (Potencial de inundación)

En este estudio, se han evaluado distintos enfoques de probabilidad conjunta, incluyendo los métodos univariados y los escenarios multivariados AND y OR, así como las funciones de dependencia basadas en KENDALL y SURVIVAL KENDALL. Cada uno de estos métodos ofrece una perspectiva única sobre la probabilidad de ocurrencia de eventos compuestos, lo cual permite identificar distintos escenarios de peligro. Conviene señalar que, a diferencia del caso univariado, las aproximaciones multivariadas proporcionan un conjunto de eventos de diseño con el mismo nivel de probabilidad, es decir, no existe una solución única asociada al periodo de retorno definido, que en este caso es de 10 años.

Los resultados evidencian que el método de estimación seleccionado influye notablemente en la magnitud de los eventos de diseño. En la Figura 6 se muestran los conjuntos de eventos de diseño para cada escenario, representados mediante isolíneas, destacando gráficamente el punto con mayor densidad de probabilidad en cada caso. Mientras para el AND y el SURVIVAL KENDALL las curvas son cóncavas, para el OR y el KENDALL son convexas. La magnitud en los puntos con mayor densidad de probabilidad se resume en la Tabla 2, donde además se comparan con el caso univariado. En este sentido, el enfoque univariado sugiere valores de 191.58 m³/s para la descarga fluvial y 0.33 m para la marea meteorológica, lo que puede resultar útil como referencia inicial. No obstante, este enfoque omite la interacción entre variables, desestimando situaciones plausibles con combinaciones alternativas de valores para las variables de interés.

Por otro lado, el enfoque AND, que requiere que ambas variables superen simultáneamente sus umbrales, genera cuantiles más conservadores ($138.92 \text{ m}^3/\text{s}$ y 0.28 m), reflejando una menor probabilidad de ocurrencia conjunta. Aunque esta aproximación es adecuada para identificar eventos extremos que ocurren en simultáneo, puede pasar por alto situaciones relevantes donde solo una de las variables alcanza valores críticos, limitando así su utilidad en situaciones donde se desea captar toda la gama de eventos potenciales. El enfoque OR, que calcula la probabilidad de excedencia de al menos una de las variables, presenta cuantiles más elevados ($244.47 \text{ m}^3/\text{s}$ y 0.36 m). Esta característica lo hace particularmente conveniente para situaciones donde es suficiente que solo una variable alcance un nivel extremo para desencadenar un evento de riesgo significativo. Sin embargo, este método podría sobrestimar el potencial de inundación si se usa para infraestructuras o sistemas donde es fundamental que ambos factores actúen juntos para generar un impacto. Los métodos basados en los periodos de retorno de KENDALL ofrecen una perspectiva intermedia. La distribución de KENDALL genera cuantiles de $132.21 \text{ m}^3/\text{s}$ y 0.27 m , mientras que la SURVIVAL KENDALL proporciona valores de $158.20 \text{ m}^3/\text{s}$ y 0.30 m . Ambos permiten identificar combinaciones de valores que, aunque moderados de forma individual, podrían generar impactos significativos al ocurrir conjuntamente. Estos enfoques permiten capturar la dependencia en los extremos, lo que es crucial en la gestión de riesgos de inundación donde las interacciones entre variables pueden amplificar el impacto.

Estos resultados permiten establecer un marco escalonado para la integración de aproximaciones multivariadas en los sistemas de alerta temprana, destacando su aplicabilidad en la gestión de eventos de inundación compuesta. Cada escenario, representado por OR, AND, KENDALL y SURVIVAL KENDALL, se asocia con niveles diferenciados de alerta, desde advertencias tempranas hasta alarmas críticas, dependiendo de la magnitud y la dependencia entre los factores desencadenantes. Este esquema facilita una gestión más precisa y proactiva, adaptada a la naturaleza compleja y multidimensional de estos fenómenos. Cabe mencionar que los resultados obtenidos con AND y KENDALL en el punto de máxima densidad muestran un orden de magnitud similar, lo que permite unificar ambos escenarios dentro del esquema de alerta. Esto simplifica la interpretación de los resultados y fortalece su aplicabilidad.

Es importante señalar que los periodos de retorno univariados (indicados entre paréntesis en la Tabla 2) resaltan la contribución de una variable a la interpretación estadística de otra. En los escenarios AND, KENDALL y SURVIVAL KENDALL, los valores independientes tienen mayor probabilidad de ocurrir por separado que de manera conjunta, mientras que en los escenarios OR sucede lo opuesto.

En la Figura 7 se presenta una clasificación de los niveles de alerta, basada en umbrales multivariados que reflejan la interacción entre variables críticas. Esta estructura escalonada permite no solo una respuesta diferenciada según la severidad del evento, sino también una planificación más eficiente y coordinada para la reducción de riesgos asociados.

El nivel de *Monitoreo activo* corresponde a condiciones normales donde ninguna de las variables excede los umbrales críticos. Este nivel indica la ausencia de riesgo significativo, pero mantiene el monitoreo constante de las variables para detectar cualquier cambio potencialmente peligroso. Es la base para la vigilancia continua y preventiva.

El nivel de *Alerta temprana (AND - KENDALL)* identifica eventos en los que ambas variables superan simultáneamente sus umbrales críticos. Aunque menos frecuentes, estos eventos requieren medidas preventivas iniciales, como la planificación logística, la movilización de recursos estratégicos y la comunicación temprana a las comunidades en riesgo. Está diseñado para fomentar la anticipación y mejorar los tiempos de respuesta ante condiciones incipientes.

El nivel de *Alerta moderada (SURVIVAL KENDALL)* refleja situaciones intermedias donde las variables presentan correlaciones significativas, pero no necesariamente alcanzan extremos simultáneamente. Permite implementar medidas de preparación avanzada, como la coordinación interinstitucional, la activación de protocolos de respuesta y la gestión de recursos críticos. Resulta especialmente útil en contextos de alta incertidumbre para minimizar impactos potenciales.

El nivel de *Alerta extrema (OR)* se activa cuando cualquiera de las variables alcanza valores extremos, lo que indica un riesgo inminente de impacto severo. Este escenario, altamente conservador, permite identificar las condiciones más críticas, y exige acciones inmediatas, como evacuaciones, despliegue de infraestructuras de emergencia y máxima movilización de recursos. Es el nivel más alto de alarma, diseñado para minimizar pérdidas humanas y materiales en condiciones extremas.

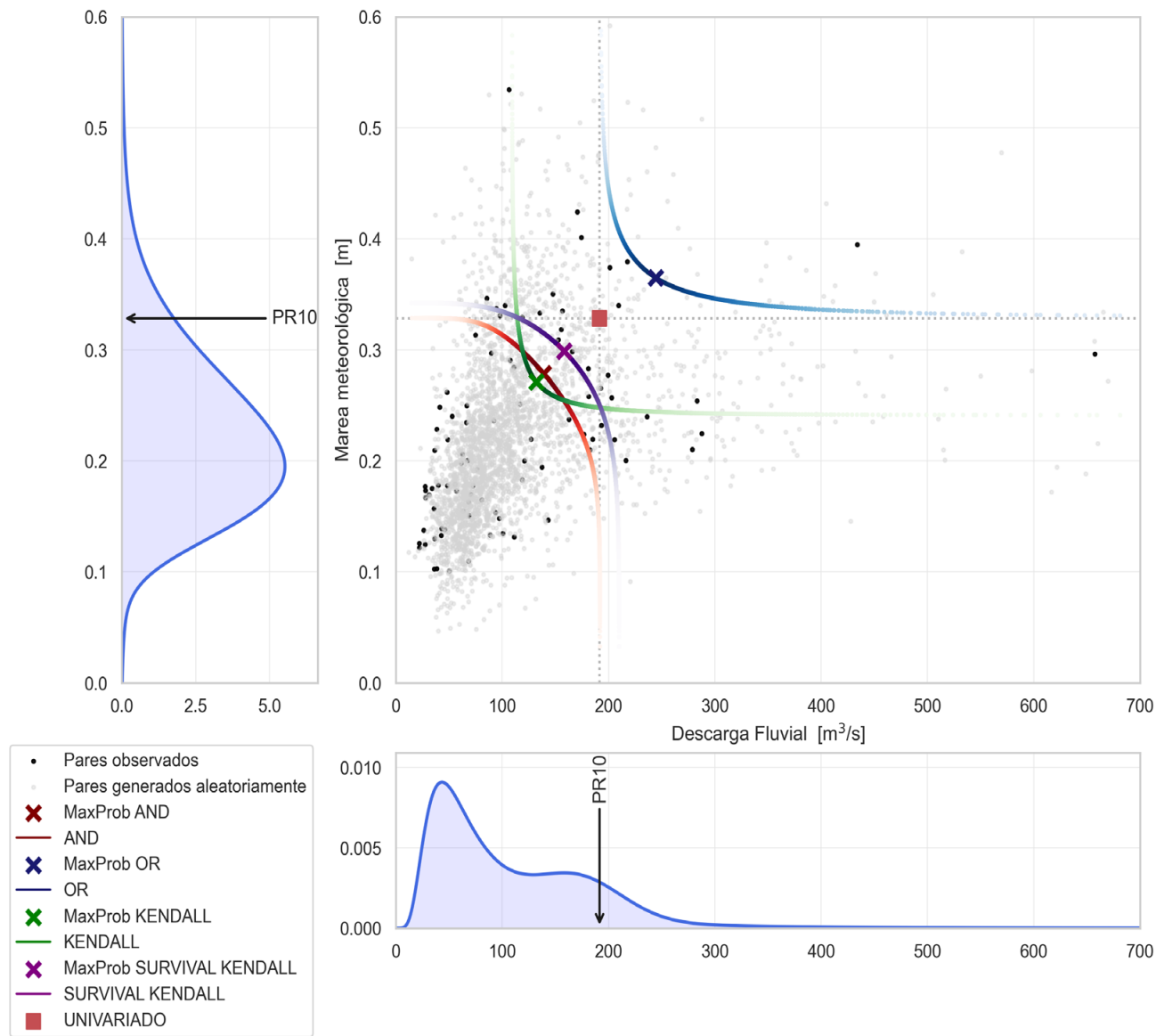


Figura 6 | Cuantiles de las variables de diseño para escenarios con un periodo de retorno de 10 años. En el análisis univariado, el cuantil correspondiente se indica con un cuadrado rojo. En el análisis multivariado, se grafican las isolíneas y, además, se destaca con una "X" el punto de máxima densidad de probabilidad. Los paneles inferior e izquierdo muestran las funciones de densidad de probabilidad (PDF, por sus siglas en inglés) de cada variable, resaltando los cuantiles relevantes. Los puntos grises representan valores sintéticos y los negros, valores observados.

Tabla 2 | Eventos de diseño para distintos escenarios con un periodo de retorno de 10 años. Se presentan tanto los valores univariados como los multivariados, destacando en estos últimos el punto de máxima densidad de probabilidad y el periodo de retorno equivalente aproximado (indicado entre paréntesis) basado en las distribuciones univariadas.

Variable	Univariado	AND	OR	KENDALL	SURVIVAL KENDALL
Descarga Fluvial [m³/s]	191.58	138.92 (~3.13)	244.47 (~39.24)	132.21 (~2.73)	158.20 (~4.67)
Marea Meteorológica [m]	0.33	0.28 (~4.51)	0.36 (~17.57)	0.27 (~3.90)	0.30 (~6.16)

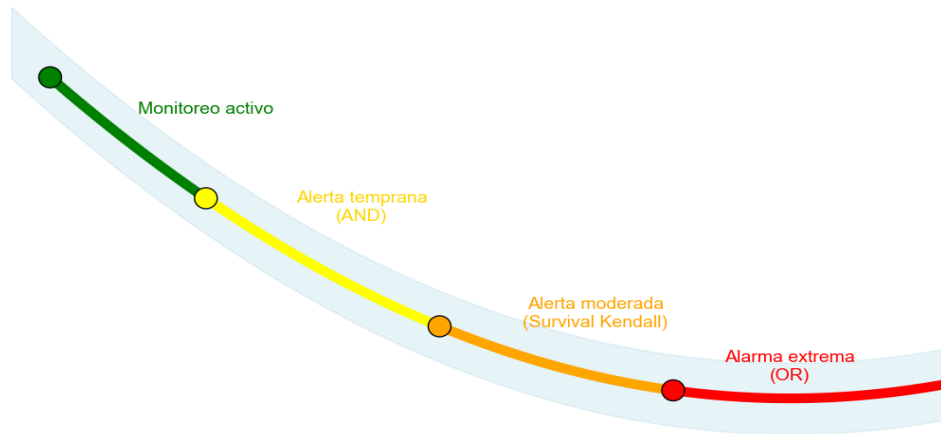


Figura 7 | Clasificación escalonada de niveles de alerta basada en umbrales multivariados para eventos de inundación compuesta.

DISCUSIÓN

La definición de umbrales críticos es esencial para evaluar el potencial de inundación. Este estudio demuestra que su implementación bajo una perspectiva multivariada proporciona un enfoque más integral al abordar inundaciones compuestas, especialmente en estuarios donde múltiples forzamientos pueden interactuar simultáneamente. Las aproximaciones tradicionales univariadas, aunque útiles para comprender el comportamiento individual de cada variable, no logran capturar las interacciones y sinergias que caracterizan a estos eventos. Por el contrario, los análisis multivariados abordan estas dinámicas, ofreciendo una representación más precisa y realista en sistemas complejos.

Particularmente aquí se analizó la interacción entre la descarga fluvial y la marea meteorológica mediante escenarios de peligrosidad representados por los métodos AND, OR, KENDALL y SURVIVAL KENDALL, cada uno con perspectivas complementarias. Si bien estas aproximaciones multivariadas enriquecen la comprensión de eventos compuestos, también plantean desafíos prácticos, como el aumento en la demanda de recursos computacionales y la complejidad estadística al incorporar mayor dimensionalidad en el análisis. Estudios futuros podrían expandir esta dimensionalidad, integrando forzamientos como oleaje, precipitación, viento o nivel del mar. Esta ampliación requerirá no solo superar las limitaciones computacionales y metodológicas actuales, sino también desarrollar estrategias para interpretar y comunicar los resultados en contextos de alta complejidad.

Este estudio también destaca la importancia de combinar enfoques estadísticos con modelaciones hidráulicas para fortalecer los sistemas de alerta temprana y ampliar su eficacia operativa. Mientras que el análisis multivariado permite comprender las interacciones entre los forzamientos y los escenarios de peligro, las simulaciones hidrodinámicas traducen esta información en mapas de impacto que detallan la extensión, el calado y la velocidad del flujo en cada condición. Estas simulaciones no solo validan los niveles de alerta, sino que también proporcionan una base tangible para su calibración, adaptándolos a las particularidades de cada región, optimizando así la planificación preventiva y las estrategias de respuesta.

CONCLUSIONES

Este trabajo resalta la importancia de las perspectivas multivariadas en la evaluación del potencial de inundación compuesta en sistemas estuarinos, donde las interacciones entre forzamientos hidrológicos, meteorológicos y oceanográficos generan riesgos complejos y de alta incertidumbre. Frente a los métodos univariados, que analizan variables de forma aislada y suelen subestimar las interdependencias, los análisis multivariados capturan relaciones críticas y permiten definir escenarios de peligrosidad más

representativos. Esta perspectiva no solo mejora la precisión en la identificación de eventos críticos, sino que también redefine los parámetros de diseño y ofrece una metodología más adecuada para anticipar y mitigar los impactos de estos eventos en ecosistemas vulnerables.

El uso de técnicas estadísticas avanzadas, como las cópulas, permitió explorar la interacción entre la descarga fluvial y la marea meteorológica, estableciendo umbrales multivariados y escenarios de peligro a través de enfoques como AND, OR, KENDALL y SURVIVAL KENDALL. Estos métodos demostraron su utilidad al capturar configuraciones de peligro específicas, incluyendo eventos en los que las variables interactúan de forma conjunta para generar impactos significativos. Este marco no solo aporta precisión al diagnóstico de eventos compuestos, sino que también contribuye al desarrollo de sistemas de alerta temprana más robustos y adaptados a la complejidad de los entornos estuarinos.

De manera consecuente, el esquema escalonado de niveles de alerta propuesto en este estudio asocia diferentes grados de severidad con escenarios multivariados, desde condiciones de monitoreo activo hasta alarmas extremas. Esta perspectiva facilita una planificación más proactiva y coordinada frente a eventos críticos, promoviendo estrategias de gestión que optimicen tanto la prevención como la respuesta operativa. Además, la metodología desarrollada es adaptable a otros sistemas y dimensionalidades. Su flexibilidad la convierte en una estrategia valiosa para abordar la creciente complejidad en un contexto de cambio climático y transformación acelerada de los ecosistemas costeros.

Esta clasificación, basada en métricas avanzadas como los periodos de retorno multivariados, potencia la capacidad de los sistemas para anticiparse a los eventos y mitigar sus impactos, optimizando la efectividad tanto de las medidas preventivas como de las respuestas de emergencia. No obstante, es crucial recalcar que estos niveles deben ajustarse a las particularidades de cada contexto, integrando modelaciones hidráulicas basadas en los eventos de diseño identificados y en el periodo de retorno seleccionado. Estas simulaciones permitirían obtener manchas de inundación que describan con precisión la magnitud del flujo en cada escenario, proporcionando insumos clave para calibrar los niveles de alerta y garantizar que reflejen adecuadamente los posibles impactos.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Gobierno de Cantabria a través del Programa Fénix y por la subvención RTI2018-096449-B-I00, financiada por el MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por el “FEDER Una manera de hacer Europa.”

REFERENCIAS

- Avand, M., Moradi, H., Lasboyee, M.R. 2021. Using machine learning models, remote sensing, and GIS to investigate the effects of changing climates and land uses on flood probability. *Journal of Hydrology*, 595: 125663. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125663>
- Bevacqua, E., Maraun, D., Vousdoukas, M.I., Voukouvalas, E., Vrac, M., Mentaschi, L., Widmann, M. 2019. Higher probability of compound flooding from precipitation and storm surge in Europe under anthropogenic climate change. *Science Advances*, 5(9): eaaw5531. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aaw5531>
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., Ljung, G.M. 2016. *Time series analysis: forecasting and control*. Fifth edition. Wiley series in probability and statistics. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Brunner, M.I., Seibert, J., Favre, A. 2016. Bivariate return periods and their importance for flood peak and volume estimation. *WIREs Water*, 3(6): 819–833. <https://doi.org/10.1002/wat2.1173>
- Cao, A., Nakamura, S., Otsuyama, K., Namba, M., Yoshimura, K. 2024. Current status and challenges in operating flood early warning systems at the local level in Japan. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 112: 104802. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104802>

- Carpenter, B., Gelman, A., Hoffman, M.D., Lee, D., Goodrich, B., Betancourt, M., Brubaker, M., Guo, J., Li, P., Riddell, A. 2017. Stan : A Probabilistic Programming Language. *Journal of Statistical Software*, 76(1). <https://doi.org/10.18637/jss.v076.i01>
- Corbella, S., Stretch, D.D. 2012. Multivariate return periods of sea storms for coastal erosion risk assessment. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12(8): 2699–2708. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-2699-2012>
- Couasnon, A., Eilander, D., Muis, S., Veldkamp, T.I.E., Haigh, I.D., Wahl, T., Winsemius, H.C., Ward, P.J. 2020. Measuring compound flood potential from river discharge and storm surge extremes at the global scale. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20(2): 489–504. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-489-2020>
- Czado, C., Nagler, T. 2022. Vine Copula Based Modeling. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 9(1): 453–477. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-040220-101153>
- De Luca, G., Nai Ruscone, M., Amati, V. 2023. The use of conditional copula for studying the influence of economic sectors. *Expert Systems with Applications*, 231: 120582. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120582>
- De Waal, D.J., Van Gelder, P.H.A.J.M. 2005. Modelling of extreme wave heights and periods through copulas. *Extremes*, 8(4): 345–356. <https://doi.org/10.1007/s10687-006-0006-y>
- Didier, D., Baudry, J., Bernatchez, P., Dumont, D., Sadegh, M., Bismuth, E., Bandet, M., Dugas, S., Sévigny, C. 2019. Multihazard simulation for coastal flood mapping: Bathtub versus numerical modelling in an open estuary, Eastern Canada. *Journal of Flood Risk Management*, 12(S1): e12505. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12505>
- Galván, C., Puente, A., Juanes, J.A. 2021. Nested Socio-Ecological Maps as a Spatial Planning Instrument for Estuary Conservation and Ecosystem-Based Management. *Frontiers in Marine Science*, 8: 730762. <https://doi.org/10.3389/fmars.2021.730762>
- Hao, Z., Singh, V.P. 2020. Compound Events under Global Warming: A Dependence Perspective. *Journal of Hydrologic Engineering*, 25(9): 03120001. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001991](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001991)
- Heinrich, P., Hagemann, S., Weisse, R., Schrum, C., Daewel, U., Gaslikova, L. 2023. Compound flood events: analysing the joint occurrence of extreme river discharge events and storm surges in northern and central Europe. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 23(5): 1967–1985. <https://doi.org/10.5194/nhess-23-1967-2023>
- Hua, L., Joe, H. 2011. Tail order and intermediate tail dependence of multivariate copulas. *Journal of Multivariate Analysis*, 102(10): 1454–1471. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2011.05.011>
- IHCantabria. Instituto de Hidráulica Ambiental de la Universidad de Cantabria. 2018. *Informe técnico: Subida del nivel del mar en futuros escenarios de cambio climático en estuarios cantábricos*.
- Jalili Pirani, F., Najafi, M.R. 2023. Nonstationary frequency analysis of compound flooding in Canada's coastal zones. *Coastal Engineering*, 182: 104292. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2023.104292>
- Jonkman, S.N., Curran, A., Bouwer, L.M. 2024. Floods have become less deadly: an analysis of global flood fatalities 1975–2022. *Natural Hazards*, 120(7): 6327–6342. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-06444-0>
- Láng-Ritter, J., Berenguer, M., Dottori, F., Kalas, M., Sempere-Torres, D. 2022. Compound flood impact forecasting: integrating fluvial and flash flood impact assessments into a unified system. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(3): 689–709. <https://doi.org/10.5194/hess-26-689-2022>
- Latif, S., Simonovic, S.P. 2022. Parametric Vine Copula Framework in the Trivariate Probability Analysis of Compound Flooding Events. *Water*, 14(14): 2214. <https://doi.org/10.3390/w14142214>
- Lucey, J.T.D., Gallien, T.W. 2022. Characterizing multivariate coastal flooding events in a semi-arid region: the implications of copula choice, sampling, and infrastructure. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(6): 2145–2167. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-2145-2022>

- Lyddon, C., Chien, N., Vasilopoulos, G., Ridgill, M., Moradian, S., Olbert, A., Coulthard, T., Barkwith, A., Robins, P. 2024. Thresholds for estuarine compound flooding using a combined hydrodynamic–statistical modelling approach. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(3): 973–997. <https://doi.org/10.5194/nhess-24-973-2024>
- Maduwantha, P., Wahl, T., Santamaria-Aguilar, S., Jane, R., Booth, J.F., Kim, H., Villarini, G. 2024. A multivariate statistical framework for mixed storm types in compound flood analysis. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(11): 4091–4107. <https://doi.org/10.5194/nhess-24-4091-2024>
- Mazas, F., Hamm, L. 2017. An event-based approach for extreme joint probabilities of waves and sea levels. *Coastal Engineering*, 122: 44–59. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2017.02.003>
- Ming, X., Liang, Q., Dawson, R., Xia, X., Hou, J. 2022. A quantitative multi-hazard risk assessment framework for compound flooding considering hazard inter-dependencies and interactions. *Journal of Hydrology*, 607: 127477. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127477>
- Moftakhari, H.R., Salvadori, G., AghaKouchak, A., Sanders, B.F., Matthew, R.A. 2017. Compounding effects of sea level rise and fluvial flooding. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(37): 9785–9790. <https://doi.org/10.1073/pnas.1620325114>
- Nagler, T., Schepsmeier, U., Stoeber, J., Brechmann, E. C., Graeler, B., Erhardt, T., ..., Killiches, M. 2024. Package ‘VineCopula,’. <https://cran.r-project.org/web/packages/VineCopula/VineCopula.pdf>
- Nelsen, R.B. 2006. *An Introduction to Copulas*. Second Edition. Springer Series in Statistics. New York, NY: Springer Science+Business Media, Inc. <https://doi.org/10.1007/0-387-28678-0>
- Núñez, P., García, A., Mazarrasa, I., Juanes, J.A., Abascal, A.J., Méndez, F., Castanedo, S., Medina, R. 2019. A methodology to assess the probability of marine litter accumulation in estuaries. *Marine Pollution Bulletin*, 144: 309–324. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2019.04.077>
- Papadimitriou, A.G., Metallinos, A.S., Chondros, M.K., Tsoukala, V.K. 2024. A Novel Input Schematization Method for Coastal Flooding Early Warning Systems Incorporating Climate Change Impacts. *Climate*, 12(11): 178. <https://doi.org/10.3390/cli12110178>
- Paprotny, D., Voudoukas, M.I., Morales-Nápoles, O., Jonkman, S.N., Feyen, L. 2018. Compound flood potential in EuropeHydrometeorology/Mathematical applications, 19 April 2018. <https://doi.org/10.5194/hess-2018-132>
- Sadegh, M., Moftakhari, H., Gupta, H.V., Ragno, E., Mazdiyasni, O., Sanders, B., Matthew, R., AghaKouchak, A. 2018. Multihazard Scenarios for Analysis of Compound Extreme Events. *Geophysical Research Letters*, 45(11): 5470–5480. <https://doi.org/10.1029/2018GL077317>
- Salvadori, G., Durante, F., De Michele, C. 2013. Multivariate return period calculation via survival functions. *Water Resources Research*, 49(4): 2308–2311. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20204>
- Salvadori, G., Durante, F., De Michele, C., Bernardi, M., Petrella, L. 2016. A multivariate copula-based framework for dealing with hazard scenarios and failure probabilities. *Water Resources Research*, 52(5): 3701–3721. <https://doi.org/10.1002/2015WR017225>
- Santos, V.M., Wahl, T., Jane, R., Misra, S.K., White, K.D. 2021. Assessing compound flooding potential with multivariate statistical models in a complex estuarine system under data constraints. *Journal of Flood Risk Management*, 14(4): e12749. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12749>
- Serinaldi, F. 2015. Dismissing return periods! *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29(4): 1179–1189. <https://doi.org/10.1007/s00477-014-0916-1>
- Tootoonchi, F., Sadegh, M., Haerter, J.O., Rätty, O., Grabs, T., Teutschbein, C. 2022. Copulas for hydroclimatic analysis: A practice-oriented overview. *WIREs Water*, 9(2): e1579. <https://doi.org/10.1002/wat2.1579>
- Wahl, T. 2017. Compound flooding: examples, methods, and challenges 2017: EP11A-1550.
- Wahl, T., Jain, S., Bender, J., Meyers, S.D., Luther, M.E. 2015. Increasing risk of compound flooding from storm surge and rainfall for major US cities. *Nature Climate Change*, 5(12): 1093–1097. <https://doi.org/10.1038/nclimate2736>

- Wu, W., Westra, S., Leonard, M. 2021. Estimating the probability of compound floods in estuarine regions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(5): 2821–2841. <https://doi.org/10.5194/hess-25-2821-2021>
- Xu, H., Xu, K., Lian, J., Ma, C. 2019. Compound effects of rainfall and storm tides on coastal flooding risk. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 33(7): 1249–1261. <https://doi.org/10.1007/s00477-019-01695-x>
- Yang, X., Wang, J., Weng, S. 2020. Joint Probability Study of Destructive Factors Related to the “Triad” Phenomenon during Typhoon Events in the Coastal Regions: Taking Jiangsu Province as an Example. *Journal of Hydrologic Engineering*, 25(11): 05020038. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0002007](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0002007)
- Zhu, Z., Zhang, W., Zhu, W. 2024. Compound Impact of Storm Surge and Flood Characteristics in Coastal Area Based on Copula. *Water*, 16(2): 270. <https://doi.org/10.3390/w16020270>
- Zscheischler, J., Martius, O., Westra, S., Bevacqua, E., Raymond, C., Horton, R.M., Van Den Hurk, B., AghaKouchak, A., Jézéquel, A., Mahecha, M.D., Maraun, D., Ramos, A.M., Ridder, N.N., Thiery, W., Vignotto, E. 2020. A typology of compound weather and climate events. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(7): 333–347. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0060-z>

Análisis de la superficie libre de un resalto hidráulico usando una cámara de profundidad

Analysis of the free surface in a hydraulic jump using a depth camera

Edwin Casa-Tipán^{a1}, José M. Carrillo^{ib a2}, Luis G. Castillo^{ib a3}, Juan T. García^{ib a4}

^aEscuela Técnica Superior de Ingeniería de Caminos, Canales y Puertos y de Ingeniería de Minas, Universidad Politécnica de Cartagena (UPCT), Paseo Alfonso XIII, 52, 30203, Cartagena, España.

E-mail: ^{a1}edwinpatricio.casa@upct.es, ^{a2}jose.carrillo@upct.es, ^{a3}luis.castillo@upct.es, ^{a4}juan.GBermejo@upct.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 14/01/2025

Aceptado: 23/02/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Casa-Tipán, E., Carrillo, J.M., Castillo, L.G., García, J.T. 2025. Analysis of the free surface in a hydraulic jump using a depth camera. *Ingeniería del agua*, 29(2), 90-104. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23207>

RESUMEN

El presente trabajo analiza la superficie libre de un resalto hidráulico con número de Froude de 7.2. La turbulencia del flujo exige instrumentación con frecuencias de muestreo altas para capturar las rápidas fluctuaciones de la superficie libre, por lo que se emplea una cámara de profundidad Intel® RealSense™ D435i que permite captar el entorno en tres dimensiones con una buena resolución espacial y temporal de forma no intrusiva. En este artículo se analiza la capacidad de este equipo para rastrear la superficie libre aireada considerando diferentes frecuencias de muestreo. Los resultados de la superficie libre del resalto obtenidos con la cámara de profundidad se compararon con los valores obtenidos con una sonda de conductividad de 0.4 mm de grosor del electrodo, construida en el Laboratorio de Hidráulica de la Universidad Politécnica de Cartagena. Los análisis indican que la cámara no intrusiva detecta la superficie libre media asociada a fracciones de aire entre el 50% y el 90%.

Palabras clave | cámara de profundidad; sonda de conductividad; resalto hidráulico; flujo agua-aire.

ABSTRACT

This work analyzes the free surface of a hydraulic jump with a Froude number of 7.2. The turbulence of the flow requires instrumentation with high sampling rates to capture the rapid fluctuations of the free surface; so, an Intel® RealSense™ D435i depth camera is used to capture the surface in three dimensions with good spatial and temporal resolution in a non-intrusive way. The results of the aerated free surface obtained with the depth camera are compared with the values measured by a conductivity probe with a 0.4 mm thick electrode, built at the Hydraulics Laboratory of the Universidad Politécnica de Cartagena. The analysis indicates that the non-intrusive camera detects the mean free surface associated with air fractions between 50% and 90%.

Key words | depth camera; probe conductivity; hydraulic jump; air-water flow.

INTRODUCCIÓN

El resalto hidráulico es un fenómeno que ocurre cuando el flujo de agua en un canal abierto pasa de una velocidad alta en régimen supercrítico a un movimiento lento en régimen subcrítico, lo que se observa comúnmente en ríos, canales de conducción y aguas abajo de los aliviaderos de presas. Este proceso implica la introducción natural de aire desde el pie del resalto y a través de su lámina libre, creando una discontinuidad entre el flujo de entrada y la zona de recirculación, lo que genera vorticidad. La interacción entre el chorro de alta velocidad y la región de recirculación se caracteriza por la transferencia de cantidad de movimiento y la difusión de burbujas de aire (Chanson, 2015). El estudio del resalto es importante para el diseño hidráulico de cuencos amortiguadores, ya que reduce la energía cinética del flujo y con ello se minimiza la erosión potencial cuando el flujo descarga en cauces naturales. La caracterización de la superficie libre en flujos bifásicos (agua-aire), como el resalto hidráulico, resulta fundamental para comprender su comportamiento, así como para mejorar y optimizar el diseño de cuencos amortiguadores. La superficie libre altamente aireada dificulta el uso de métodos de medición convencionales, que suelen ser intrusivos y pierden precisión en condiciones de alta turbulencia (Matos *et al.*, 2002; Rak *et al.*, 2023).

Actualmente, se cuenta con instrumentos no intrusivos como cámaras de profundidad, técnica LiDAR (*Light Detection and Ranging*) y fotogrametría, que permiten caracterizar la superficie libre del flujo (Valero *et al.*, 2024). La fotogrametría, basada en el uso de conjuntos de cámaras sincronizadas para la medición con alta resolución de la superficie libre en flujos, ha demostrado muy buena concordancia con el LiDAR, con desviaciones de ± 20 mm en una confluencia en T de flujos supercríticos, altamente aireada y turbulenta (Pleterski *et al.*, 2023). Tradicionalmente estas técnicas se consideraban inadecuadas para medir superficies de cuerpos de agua. Sin embargo, estudios en los últimos años demuestran su efectividad en flujos agua-aire. En flujos altamente aireados, la mezcla continua de burbujas de aire y agua incrementa las reflexiones detectadas en este tipo de equipos no intrusivos (Rak *et al.*, 2019).

Estudios realizados por Montano *et al.* (2018), Li *et al.* (2019) y Macián *et al.* (2024) empleando la técnica LiDAR para las mediciones en resaltos hidráulicos a escala de laboratorio, demuestran su capacidad para proporcionar propiedades de superficie libre detalladas. Sin embargo, aunque el método de fotogrametría y LiDAR tienen un gran potencial para registrar características de la superficie libre, su coste puede resultar elevado en comparación con el uso de una cámara de profundidad. Las tecnologías basadas en cámaras de profundidad han surgido como nuevas herramientas superando las limitaciones de los métodos tradicionales que permiten la caracterización de la superficie libre con alta resolución espacial y temporal (Bung *et al.*, 2021).

Intel® lanzó en enero de 2018 dos nuevas cámaras de profundidad: los modelos D415 y D435. Estos dispositivos se diferencian principalmente en los ángulos de campo de visión (*Depth Field of View, FOV*) y en el tiempo de exposición del obturador integrado en la cámara. El campo de visión de la cámara de profundidad Intel® RealSense™ D435 minimiza los puntos ciegos, lo que la hace más adecuada para aplicaciones como la robótica. Por otra parte, el obturador global proporciona un mejor rendimiento al capturar movimientos rápidos, evitando que la imagen de profundidad se vea borrosa. (Intel, 2021; Carfagni *et al.*, 2019)

En el presente estudio se ha analizado la capacidad de la cámara para capturar la superficie libre del resalto considerando las dos configuraciones de la cámara (alta precisión y alta densidad), así como la influencia de las frecuencias de muestreo de 90, 60 y 30 fotogramas por segundo (fps). Si bien la cámara tiene la capacidad de medir superficies tridimensionales, el objetivo del estudio es evaluar las mediciones de la superficie libre del resalto hidráulico en su eje central longitudinal, utilizando un enfoque bidimensional (2D). Para conocer la bondad de la configuración se realiza la comparación del perfil longitudinal obtenido con un equipo intrusivo (una sonda de conductividad puntal con sensor de cobre $\phi = 0.4$ mm), el cual permite obtener perfiles del flujo para distintas fracciones de aire. El análisis comparativo de ambas técnicas servirá para comprender mejor la dinámica de la superficie libre y evaluar la capacidad de la cámara para captar la superficie libre del resalto hidráulico.

MATERIAL Y MÉTODOS

Canal experimental y resalto hidráulico

La campaña experimental se realizó en el Laboratorio de Hidráulica de la Universidad Politécnica de Cartagena. El laboratorio cuenta con un canal rectangular GUNT HAMBURG, modelo HM 162, de sección transversal 309×450 mm y pendiente variable

de 13.5 m de longitud. La instalación cuenta con una bomba LOWARA cuyas características técnicas son: $Q=45\text{--}132\text{ m}^3/\text{h}$, $H_B=7\text{--}15.4\text{ m}$, $P=4\text{ kW}$ (caudal, altura de bombeo y potencia de la bomba). Posee un medidor de caudales Endress-Hauser PROMAG 10, con precisión de calibración del 0.5%. En la Figura 1 se observa la instalación experimental.



Figura 1 | Instalación experimental vista desde aguas abajo del resalto.

Para la formación del resalto hidráulico, se consideró el canal con una pendiente horizontal en el fondo. Aguas arriba se colocó una compuerta plana con una apertura $a=0.02\text{ m}$. Aguas abajo, a una distancia de 4.80 m se colocó una compuerta radial con apertura de 0.035 m. Todas las pruebas se desarrollaron para un caudal unitario de $0.036\text{ m}^2/\text{s}$. El resalto hidráulico está caracterizado por un régimen supercrítico de calado $y_1=0.013\text{ m}$ y número de Froude $Fr_1=7.2$. Aguas abajo del resalto, donde se establece un régimen subcrítico, el calado es $y_2=0.123\text{ m}$ y número de Froude $Fr_2=0.25$. El número de Reynolds al inicio del resalto es, $Re=35 \cdot 10^3$. El desarrollo del resalto tiene una longitud de $L_r=0.85\text{ m}$, variación de calados conjugados $\Delta y=0.11\text{ m}$ y eficiencia de disipación de energía del 63.3%.

El análisis dimensional, considerando el resalto hidráulico en un canal rectangular permite identificar parámetros que influyen en el comportamiento del fenómeno hidráulico. Siguiendo a Chanson (2015), para caracterizar la superficie libre del resalto en este estudio se usa los siguientes parámetros adimensionales: C , x/y_1 e y/y_1 , donde: C es la fracción de aire; x es el eje horizontal localizado en el fondo del canal y con origen del sistema de referencia ubicado al pie del resalto (Figura 2); y es el eje vertical que indica la variación de la profundidad del flujo e y_1 es el calado inmediatamente aguas arriba del resalto (supercrítico).

Cámara de profundidad

En este estudio se emplea una cámara de profundidad Intel® RealSense™ D435i para analizar su capacidad en la detección de la lámina libre del resalto. Esta cámara combina tecnología para capturar imágenes tridimensionales con capacidades de procesamiento de datos en tiempo real, lo que la convierte en una herramienta muy útil para la medición de la superficie libre en flujo aireados (Bung *et al.*, 2021). La cámara D435i utiliza un enfoque de visión estéreo para calcular la profundidad. Este método implica el uso de dos cámaras que capturan imágenes desde diferentes ángulos. A través de la triangulación, el sistema puede

determinar la distancia a los objetos en la escena. El filtro de profundidad infrarrojo (*IR pass*) complementa la triangulación mediante la iluminación de la escena con un patrón de luz infrarroja. Esta técnica mejora significativamente la precisión en la detección de profundidad, especialmente en superficies con texturas limitadas. Es importante considerar que la efectividad de la triangulación se ve influenciada por las condiciones del medio. En medios como el agua, la señal infrarroja puede ser absorbida, lo que afecta la precisión en la reconstrucción de la profundidad. Además, al intentar calcular la profundidad de materiales transparentes como paredes de acrílico o policarbonato, la cámara no puede proyectar la luz infrarroja sobre la superficie, impidiendo el cálculo de la profundidad (Intel, 2021).

El procesamiento de las imágenes se realiza en tiempo real, lo que permite a la cámara generar mapas de profundidad y datos de imagen simultáneamente (Giancola *et al.*, 2018). El sistema Intel RealSense Vision Processor D4 incorporado usa la cámara izquierda como referencia para el algoritmo de coincidencia estéreo, lo que produce una región no solapada en el borde izquierdo del fotograma sin datos de profundidad. La zona de datos no válidos se reduce a medida que aumenta la distancia entre la cámara y la escena, permitiendo una reconstrucción geométrica cada vez más precisa (Intel Corporation, 2024). La distancia mínima (Z_{min}) medida desde la cámara/módulo de profundidad a la escena para que el procesador de visión D4 proporcione datos de profundidad varía entre 105 mm (424×240 pix²) y 280 mm (1280×720 pix²), dependiendo de la resolución de la grabación (a mayor resolución se requiere mayor distancia).

El campo de visión de profundidad (*Depth FOV*) a cualquier distancia (Z) puede calcularse mediante (Intel® RealSense™, 2024):

$$Depth\ FOV = \frac{HFOV}{2} + \tan^{-1} \left\{ \tan \left(\frac{HFOV}{2} \right) - \frac{B}{Z} \right\} \quad (1)$$

dónde: *HFOV* es el campo de visión horizontal del generador de imágenes izquierdo en el módulo de profundidad, B la separación entre la cámara izquierda y derecha, y Z la distancia de la escena al módulo de profundidad.

La cámara posee un ajuste de alta precisión (*High Accuracy, HA*) y ajuste de alta densidad (*High Density, HD*). Estas configuraciones, descritas por Grunnet-Jepsen *et al.* (2018), representan estrategias de procesamiento que afectan la calidad y el detalle de las mediciones de profundidad obtenidas por la cámara. El ajuste de alta precisión está diseñado para maximizar la exactitud en la detección de la distancia a los objetos, lo que implica un procesamiento más cuidadoso de los datos y la reducción del ruido en las mediciones. Por otro lado, el ajuste de alta densidad busca incrementar la cantidad de puntos de profundidad detectados en la escena, permitiendo una reconstrucción más detallada de superficies complejas, especialmente en entornos con geometrías finas o con menor contraste visual.

Las especificaciones técnicas más relevantes de la cámara D435if utilizada son: cámara *RGB* (Red, Green, Blue) con filtro de profundidad infrarrojo *IR*. Máxima resolución de imagen: 1280×720 píxeles. Frecuencia de muestreo máximo de la profundidad: 90 fps. Campo de Visión (*FOV*): $H \times V = 87^\circ \times 58^\circ$. Incertidumbre de la profundidad: $< 2\%$ a 2 m. Rango de detección óptimo entre 0.3 y 3 metros. Fuera de este rango, la precisión de la medición de profundidad puede verse afectada (Intel Corporation, 2024). En este estudio, la cámara se ubicó a una distancia de 1.35 m del fondo del canal con el objetivo de abarcar completamente el resalto hidráulico. A esta distancia, se obtuvo un campo de grabación en la dirección del flujo de 1.20 m (equivalente a 480 píxeles), que incluyó una extensión de 0.20 m aguas arriba y 1.0 m aguas abajo del pie del resalto. Este posicionamiento permitió alcanzar un tamaño de píxel aproximado de 2.5 mm. Considerando que un aumento en la distancia entre la cámara y el fondo incrementa el tamaño del píxel, no se realizaron mediciones a mayores distancias para evitar comprometer la resolución espacial de los datos.

La elección de analizar la frecuencia de muestreo responde a la importancia de capturar correctamente las fluctuaciones rápidas y las variaciones turbulentas presentes en el resalto hidráulico. A frecuencias altas (90 fps), se espera una mejor resolución temporal de los eventos dinámicos, mientras que frecuencias más bajas podrían comprometer la detección de detalles rápidos, aunque potencialmente reducen el ruido en los datos. Las mediciones se han realizado con una resolución espacial de 848×480 píxeles y con tres frecuencias de muestreo: 90, 60 y 30 fotogramas por segundo (fps). Para garantizar la comparabilidad estadística de los datos, en cada caso se han analizado un total de 5400 fotogramas, lo que equivale a un tiempo de grabación de 60 s para la frecuencia de

90 fps, 90 s para 60 fps y 180 s para 30 fps. Esta configuración permite estudiar la influencia de la frecuencia de muestreo en la precisión y consistencia de las mediciones del perfil del resalto.

La precisión en la medición de profundidad es más robusta al movimiento cuando el filtro de luz infrarroja (*IR*) está activada (Sonoda *et al.*, 2022). Sin *IR*, la precisión depende de la luz ambiental, requiriendo al menos 20 lux. Sonoda *et al.* (2022) observaron que el uso de un filtro de mediana temporal y un filtro IIR modificado preservador de bordes, disponible en la herramienta de código abierto Intel® RealSense™ SDK, permite mejorar la precisión de profundidad hasta tres veces. El filtro IIR modificado es un método de procesamiento de datos que suaviza la profundidad en el tiempo, reduciendo el ruido sin comprometer los bordes de los objetos. Su implementación también puede realizarse a través del software Intel RealSense Viewer, accediendo a la sección Post-Processing y habilitando la opción Temporal Filter.

La cámara Intel® RealSense™ de la serie D400 ofrece diferentes configuraciones de profundidad optimizadas para distintas aplicaciones. Entre ellas, destacan High Accuracy (*HA*) y High Density (*HD*), cada una diseñada para equilibrar precisión y cobertura según las necesidades del usuario. El modo *HA* prioriza la precisión de las mediciones al emplear un umbral de confianza alto, lo que reduce el número de puntos medidos, pero mejora la fiabilidad de la profundidad. Es adecuado para aplicaciones como el escaneo de objetos, uso robótico y evitar colisiones. Por otro lado, el modo *HD* maximiza el número de puntos medidos, lo que permite detectar más objetos y mejorar la captura en aplicaciones como la fotografía 3D y el reconocimiento de objetos. Ambos modos utilizan algoritmos basados en la disparidad estereoscópica para el cálculo de la profundidad. Sin embargo, el modo *HA* se enfoca en obtener mediciones más precisas con menor ruido, mientras que el modo *HD* optimiza la densidad de puntos para capturar más detalles en la escena. La herramienta Intel® RealSense™ Viewer permite seleccionar estos preajustes o personalizar los parámetros mediante el modo avanzado, brindando flexibilidad para ajustar la configuración según los requisitos específicos de cada aplicación (Intel® RealSense™ SDK Wiki, 2021).

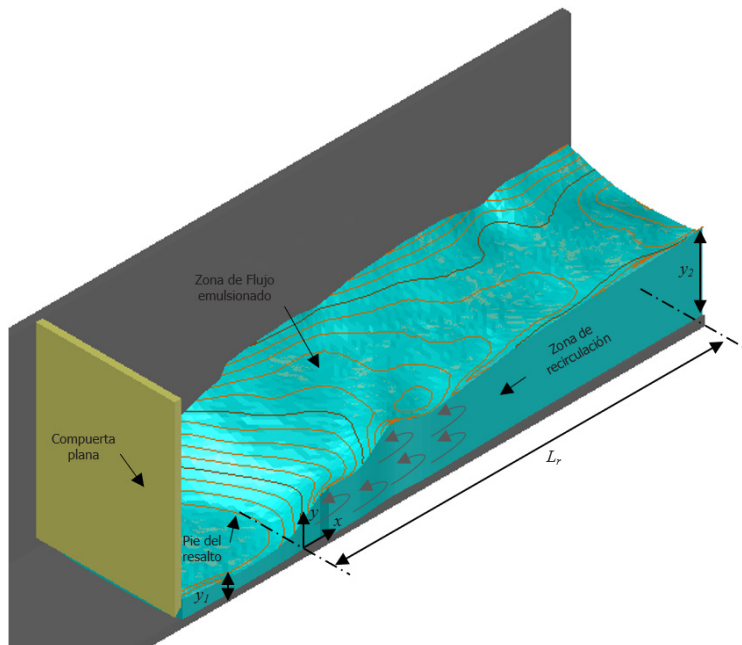


Figura 2 | Esquema tridimensional del resalto hidráulico con curvas de nivel cada 10mm, $t=60$ s (lámina libre tridimensional exportada de Intel® RealSense™ Viewer v2.56.2).

Las cámaras de la serie D400, utilizan varios métodos de calibración accesibles por el usuario y que permiten restaurar la precisión de la profundidad para garantizar un rendimiento óptimo del equipo. La cámara D435i está precalibrada de fábrica y lista para su uso (Grunnet-Jepsen *et al.* 2022). Como parte del presente estudio, se realizaron pruebas para verificar el correcto funcionamiento y establecer referencias de profundidad. Esta prueba consistió en realizar grabaciones con el canal seco y otra colocando un cubo de poliestireno de 19.5 cm de lado en el centro del canal donde se registraron datos durante 30 segundos. El

análisis de los datos mostró que la variación promedio entre los valores máximos y mínimos del fondo del canal es menor al 1%. Estas variaciones corresponden a desviaciones en las mediciones de la cámara y no a irregularidades en el fondo, dado que el canal tiene una pendiente horizontal. Esto refleja las limitaciones propias de la cámara al medir superficies planas. Con estos datos, se estableció una línea base de profundidad que luego se utilizó para calcular la superficie libre del resalto restando las profundidades obtenidas durante los experimentos con flujo.

Las grabaciones obtenidas con la cámara se guardan en formato bag. Este formato conserva tanto los fotogramas de profundidad como los de RGB. Tras la grabación se extrajeron y verificaron los fotogramas empleando un script desarrollado en Python que utiliza las librerías *pyrealsense2*, *cv2*, *NumPy* y *os* (Python Software Foundation, 2023; Intel Corporation, 2023), el cual permitió extraer y organizar los fotogramas en carpetas separadas (Figura 3a y 3b). En lo que respecta a los fotogramas de profundidad, estos se presentan en un rango de colores que representan distancias en unidades de milímetros (Figura 3a). A pesar de que los datos obtenidos abarcan una zona tridimensional definida por una resolución de $848 \times 480 \text{ pix}^2$, el análisis estadístico de la superficie libre del resalto se limitó al eje longitudinal del resalto. Esta metodología se adoptó para facilitar la comparación con los resultados de los perfiles obtenidos mediante la sonda de conductividad cuya descripción se realizará más adelante. El análisis estadístico en el eje longitudinal del resalto se realizó mediante un segundo script desarrollado en Python, que también utiliza la librería *pyrealsense2*. Este script permitió calcular los valores máximos, mínimos, promedios y desviación estándar del calado del flujo a lo largo del eje longitudinal del resalto. Se implementó un proceso de filtrado estadístico basado en percentiles (99-1, 90-10 y 80-20) con el objetivo de eliminar valores atípicos o ruido. En este estudio, se ha llevado a cabo un proceso de filtrado sobre los datos obtenidos en el eje longitudinal del resalto hidráulico. Para garantizar una adecuada resolución espacial, el eje ha sido discretizado en varios puntos asegurando que la separación entre cada uno sea el equivalente al tamaño de un píxel (2.5 mm).

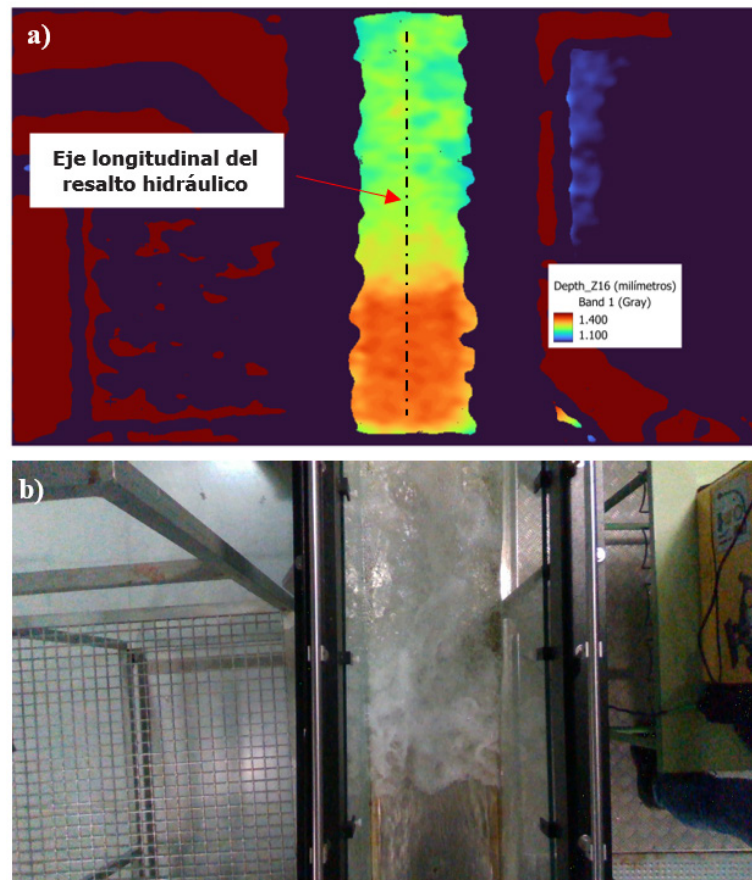


Figura 3 | Fotogramas con resolución 848×480 píxeles, frame $t = 3$ s. a) Stereo Module Depth stream b) RGB Camera Color stream.

Estos filtrados permitieron verificar y garantizar que las mediciones obtenidas fueran representativas y confiables, asegurando la calidad de los datos para un análisis preciso.

En el ámbito de la ingeniería hidráulica, los flujos bifásicos (agua-aire) se caracterizan por la presencia de aire atrapado, con fracciones de aire que a menudo superan el 5-10% (Chanson, 2002). En condiciones donde la fracción de aire C excede el 10-15%, las sondas intrusivas de detección de fase, como las de fibra óptica y las de conductividad, se consideran las más efectivas (Matos *et al.*, 2002). La sonda de conductividad se basa en la diferencia de resistividad eléctrica entre el aire y el agua, dado que la resistividad del aire es aproximadamente mil veces mayor que la del agua, lo que permite obtener mediciones precisas de las fluctuaciones locales de la fracción de aire (Chanson, 2002).

Sonda de conductividad

Previo a este estudio, en el Laboratorio de Hidráulica de la Universidad Politécnica de Cartagena (UPCT) se han construido sondas de conductividad de una punta y se ha evaluado la influencia del material y tamaño del electrodo en la detección de burbujas de aire en flujos bifásicos. Los resultados mostraron que el cobre tiene una mayor capacidad para detectar burbujas en comparación con el acero y el platino, empleados por otros autores, debido a su alta conductividad eléctrica. No obstante, su susceptibilidad a la corrosión requiere un mantenimiento regular para garantizar mediciones precisas, lo que debe ser tomado en cuenta.

La sonda de conductividad empleada en este estudio tiene una punta de cobre de diámetro igual a 0.4 mm. Con este instrumento se realizaron mediciones a una frecuencia de muestreo de 20 kHz durante 45 segundos. El uso de una frecuencia de muestreo de 20 kHz garantiza que las fluctuaciones rápidas de la fracción de aire sean capturadas adecuadamente en complejas interacciones entre agua y aire en un rango amplio de concentraciones y profundidades (Felder, 2013). Las mediciones se llevaron a cabo a lo largo del resalto en 14 secciones transversales separadas cada 50 mm en las primeras 10 secciones y posteriormente cada 100 mm (Figura 4a).

El laboratorio cuenta con un equipo de calibración de la sonda que opera bajo un principio similar al desarrollado por Bureau of Reclamation (Pereira *et al.* 2007). Se tiene un suministro constante de agua que garantiza la estabilidad del flujo, mientras que un compresor de aire proporciona el aire necesario para su mezcla con el agua. El caudal de agua se mide mediante un caudalímetro electromagnético de diámetro $\phi=100$ mm y precisión de $\pm 0.5\%$, mientras que un rotámetro de aire de diámetro $\phi=32$ mm y precisión de $\pm 1.5\%$ con corrección automática de temperatura, permite medir el caudal de aire (Ros-Bernal *et al.*, 2023). La mezcla de agua y aire se realiza a través de un tubo poroso ubicado dentro de la tubería de agua. Posteriormente, el flujo agua-aire sale por una tobera con un diámetro de 20 mm. La medición con la sonda se realizó a una distancia de 20 mm de la salida de la tobera para garantizar la presión atmosférica del chorro circular de descarga en la sección de medición (Figura 4b). El banco de calibración permite trabajar con caudales de agua de hasta 4.80 L/s y caudales de aire de hasta 1.90 L/s. La sonda de conductividad se ensayó para 15 fracciones de aire diferentes, en un rango del 5% al 90%. Durante las pruebas, la velocidad del flujo a la salida osciló entre 6.3 m/s y 10.4 m/s.

La calibración de la sonda consistió en comparar la fracción de aire obtenidas por la sonda y las proporcionadas por el banco de calibración (Figura 5). A partir de este proceso, se determinó la Ecuación (2) que permite corregir los valores medidos por la sonda de conductividad, lo que garantiza mediciones de fracciones de aire más precisas. Se adoptó un ajuste polinomial de cuarto grado dado que con ella se tiene un coeficiente de correlación (R^2) del orden de 0.98 siendo este un valor relativamente bueno para el ajuste de los puntos que se obtuvieron de los ensayos realizados en el banco de calibración para las fracciones de aire medidas de: 5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40%, 45%, 50%, 55%, 60%, 70%, 80%, 90%. En la Figura 5 se muestra la curva de calibración para la sonda utilizada.

$$C = 0.0148 + 1.2868C_{probe} - 0.3631C_{probe}^2 - 0.4811C_{probe}^3 + 0.5258C_{probe}^4 \quad (2)$$

siendo: C_{probe} la fracción de aire medida por la sonda de conductividad y C la fracción de aire corregida tras la calibración de la sonda.

En las siguientes fases del estudio se observó que la sonda con electrodo de cobre de 0.4 mm, calibrada en el banco de calibración, obtiene buenos resultados en los ensayos realizados en el resalto hidráulico.



Figura 4 | Sonda de conductividad. a) Medición de fracción de aire en el resalto b) Banco de calibración de la sonda.

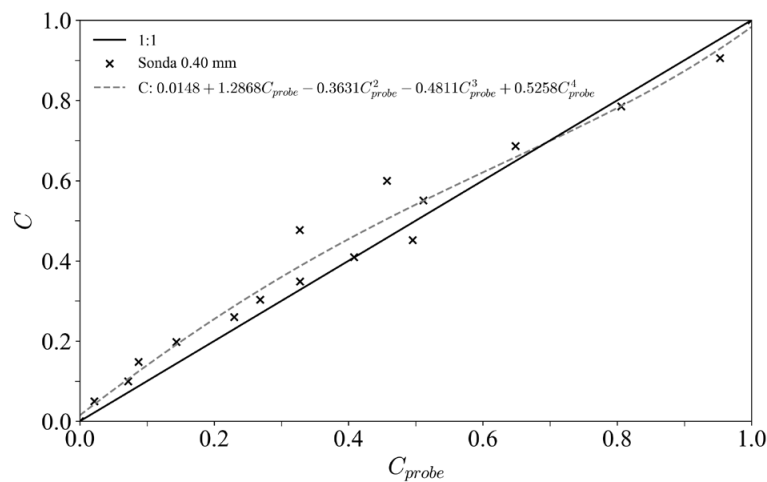


Figura 5 | Curva de calibración de la sonda de conductividad electrodo de cobre, $\phi=0.40$ mm

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Este estudio tiene como objetivo principal evaluar la capacidad de la cámara de profundidad Intel® RealSense™ D435i para medir la superficie libre de un resalto hidráulico. En primer lugar, se analiza la influencia de los ajustes de alta precisión y de alta densidad. Posteriormente, se examina la influencia de la frecuencia de muestreo utilizando tres configuraciones diferentes. Finalmente, los datos obtenidos con la cámara se comparan con los resultados obtenidos con una sonda de conductividad calibrada en un banco de verificación.

En las siguientes figuras las curvas de valores máximo, mínimo corresponden a datos brutos, mientras que las curvas que muestran percentiles han sido procesadas mediante un proceso de filtrado. Inicialmente, se aplicó un filtrado basado en percentiles, utilizando los rangos 1-99, 90-10 y 80-20. El *script* empleado utiliza la función *np.percentile* de *NumPy*, que implementa un filtrado estadístico basado en percentiles. Este método ordena los valores medidos y utiliza interpolación lineal para determinar los valores correspondientes a los percentiles especificados. Solo los valores dentro del rango definido (99-1, 90-10 y 80-20)

se consideran válidos, descartando los valores externos como posibles *outliers*. Este enfoque, conocido como *percentile-based filtering*, es ampliamente reconocido como una técnica efectiva para reducir el impacto del ruido y mejorar la calidad de los datos (Bruce y Bruce, 2020). A pesar de este proceso de filtrado, se observó que el valor promedio de profundidades resultante es muy similar al obtenido con los datos sin filtrar. Esto sugiere que la presencia de valores extremos en los datos originales no influye significativamente en la media del perfil del resalto hidráulico, teniendo en cuenta el número de imágenes empleadas en cada medición (Figura 6). Es importante destacar que la aplicación de este tipo de filtrado afecta la desviación estándar, una medida que representa la fluctuación de la superficie libre. En consecuencia, el análisis de la desviación estándar a lo largo del eje longitudinal del resalto se construye a partir de los datos originales ya que las señales registradas en cada medición no presentan valores atípicos o extremos significativos que puedan distorsionar el perfil longitudinal promedio del resalto hidráulico. Esto permite representar fielmente la naturaleza del fenómeno e identificar las fluctuaciones reales de la superficie libre.

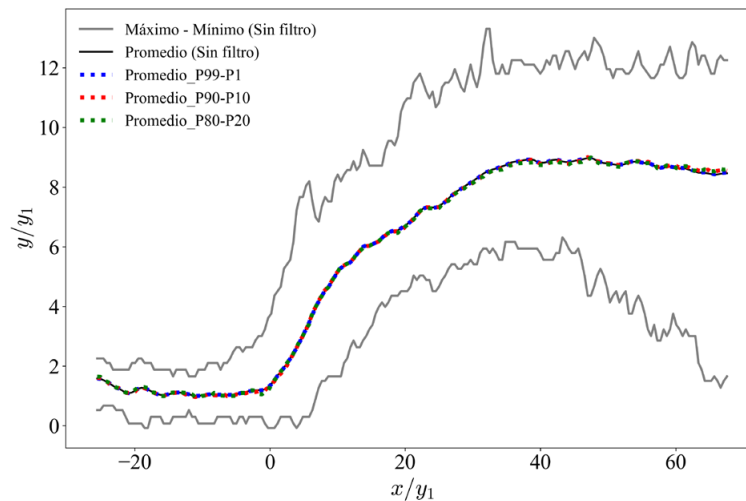


Figura 6 | Perfil longitudinal promedio del resalto. Datos: 848x480 píxeles, 90fps, configuración HA. Datos originales y filtrado con percentiles.

Posteriormente, se implementó el método de filtrado Phase-Space Thresholding Method (Goring y Nikora, 2002) diseñado para la detección y eliminación de picos anómalos en señales experimentales. Al aplicar este procedimiento, se constató que el perfil promedio del resalto se mantiene prácticamente inalterado en comparación con los datos originales. Esto indica que la eliminación de valores atípicos o ruido no produce variaciones significativas en la forma del perfil (Figura 7). Estos resultados permiten concluir

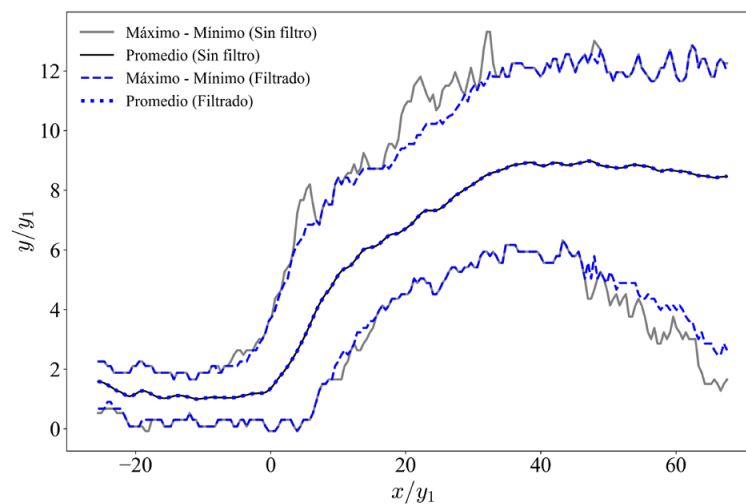


Figura 7 | Perfil longitudinal promedio del resalto. Datos originales y filtrado con Phase-Space Thresholding Method.

que los datos adquiridos son inherentemente limpios y no presentan un nivel significativo de ruido. La estabilidad observada en los valores medios sugiere que las fluctuaciones registradas en la señal corresponden a la dinámica real del flujo en el resalto hidráulico, y no a interferencias o errores de medición. De esta manera, se valida la calidad de los datos obtenidos y su idoneidad para el análisis detallado del fenómeno.

La comparación de los resultados de las mediciones entre el ajuste de la cámara con alta precisión (*HA*) y con alta densidad (*HD*) ambas obtenidas considerando una resolución espacial de $848 \times 480 \text{ pix}^2$ y frecuencia de muestreo de 90 fps se presentan en la Figura 8. En el eje de las abscisas se representa la relación adimensional x/y_1 , siendo $x=0$ el pie del resalto, mientras que en el eje de la ordenada izquierda se tiene la relación y/y_1 . Los resultados muestran que ambos métodos obtienen un perfil similar de la profundidad promedio del resalto. Sin embargo, el ajuste *HD* tiende a obtener mayores valores máximos y menores profundidades mínimas, generando un mayor rango de profundidades. Considerando que el ajuste *HD* emplea mayor cantidad de puntos de profundidad, esta configuración puede que esté detectando las salpicaduras propias de la superficie libre del resalto hidráulico, lo que puede generar un incremento de ruido y pérdida de precisión en la detección de la lámina libre del flujo aireado.

Kucukali y Chanson (2008) observaron que las desviaciones estándar de los datos de profundidad del agua o fluctuaciones de la superficie libre muestran un aumento rápido a medida que se incrementaba la distancia desde el pie del resalto hidráulico, lo cual es característica en la formación del resalto. Estas fluctuaciones de la superficie libre reflejan la naturaleza dinámica y la inestabilidad del resalto, posiblemente provocada por la generación, ruptura y emparejamiento de vórtices turbulentos a gran escala en la capa de cizallamiento en desarrollo. Kucukali y Chanson (2008) encontraron además que las fluctuaciones de profundidad del agua aguas arriba del pie del resalto no son nulas. Resultados similares sobre la fluctuación de la superficie libre en resaltos hidráulicos han sido reportados en diferentes estudios, empleando distintas metodologías, como por ejemplo los de Bung *et al.* 2021 con cámara de profundidad; Li *et al.* 2020, y Montano *et al.* 2018, con equipos LiDAR; Wang (2014) y Murzyn y Chanson (2009) con sensores de ultrasonidos. En la Figura 8 el eje ordenado de la derecha presenta el parámetro adimensional y'/y_1 , donde y' es la desviación estándar del calado, e y_1 es el calado supercrítico aguas arriba del resalto. En la zona $0 < x/y_1 < 10$ se desarrolla la recirculación del resalto hidráulico dado que se tiene mayores fluctuaciones de la superficie libre. De modo similar a lo que se apreciaba con los valores extremos, el ajuste *HD* tiende a generar una mayor fluctuación. El descenso de las profundidades mínimas en zonas aguas abajo de la recirculación del resalto ($x/y_1 > 40$) se debe que a medida que la distancia desde la cámara hacia el área de medición aumenta, la calidad de la señal puede disminuir debido a refracciones y ruido, especialmente al tratarse de una zona con poca aireación.

Adicionalmente se han realizado comprobaciones con los ajustes de alta precisión (*HA*) y de alta densidad (*HD*) para diferentes resoluciones espaciales y frecuencias de muestreo ($480 \times 270 \text{ pix}^2$ a 60fps, $640 \times 480 \text{ pix}^2$ a 30 fps, $848 \times 480 \text{ pix}^2$ a 10 fps,

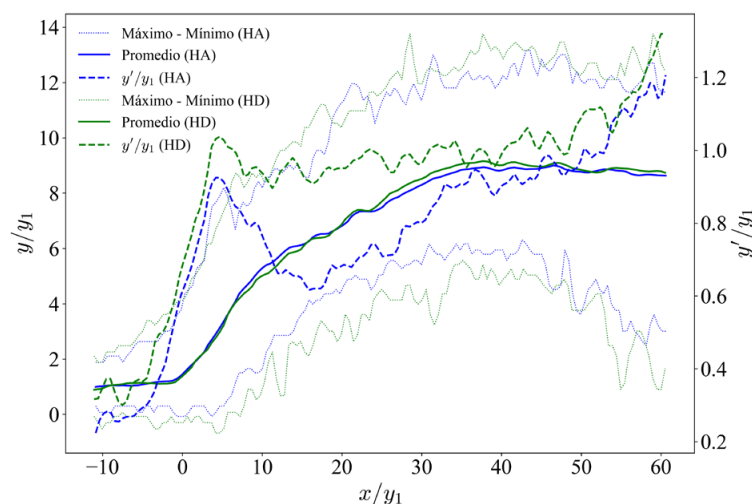


Figura 8 | Superficie libre del resalto hidráulico, comparación entre el ajuste de alta precisión *HA* y de alta densidad *HD*. Resolución 848×480 píxeles, 90 fps. Datos originales.

1280×720 pix² a 6 fps). En todas esas configuraciones se obtienen comportamientos similares. El ajuste de alta precisión (*HA*) en la cámara Intel® RealSense™ D435i optimiza la medición de la profundidad al minimizar la dispersión de los valores obtenidos en entornos con alta variabilidad. Este modo prioriza la estabilidad y la exactitud de los datos mediante un refinamiento del procesamiento de la nube de puntos, lo que resulta particularmente ventajoso en la caracterización de flujos turbulentos con alta concentración de aire. Por otro lado, el modo de alta densidad (*HD*) puede generar una mayor variabilidad en los datos debido a la menor prioridad asignada a la consistencia en la estimación de la profundidad, lo que puede derivar en mediciones menos estables en superficies irregulares y en presencia de burbujas de aire. Por lo tanto, para la medición de flujos altamente emulsionados, como un resalto hidráulico, el ajuste *HA* se presenta como la opción más adecuada, garantizando datos más consistentes y representativos de la superficie libre.

En la Figura 9 se presentan los resultados de la superficie libre del resalto y la desviación estándar adimensionalizados para las mediciones con ajuste alta precisión, resolución espacial de 848×480 pix², y variando la frecuencia de muestreo (30, 60 y 90 fps). Se observa que la profundidad promedio son muy similares, con independencia de la frecuencia de muestreo.

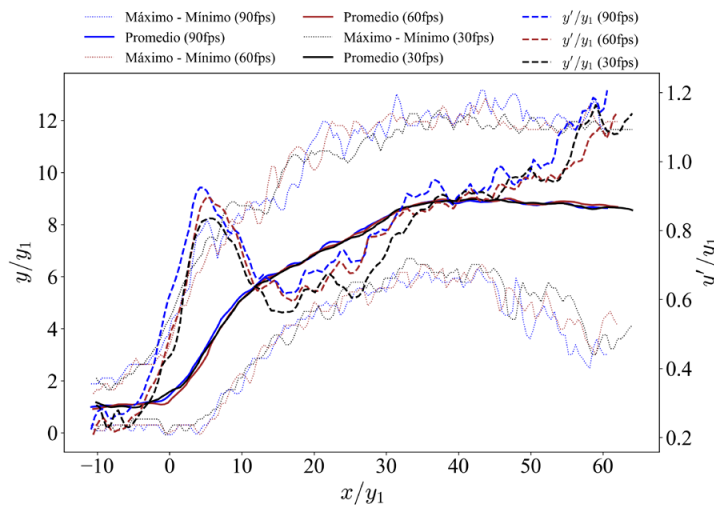


Figura 9 | Superficie libre del resalto hidráulico, influencia de la frecuencia de muestreo. Configuración de ajuste de alta precisión *HA*

Respecto a la fluctuación de la profundidad, Felder *et al.* (2021) observaron que los perfiles de fluctuación de la superficie libre (y'/y_1) en resaltos hidráulicos con números de Froude entre 3.8 y 10 muestran similitudes, con las fluctuaciones máximas de la superficie libre (y'_{max}) generándose en la parte inicial de la recirculación del resalto. En este estudio las fluctuaciones o desviaciones máximas de la superficie libre se producen entre $4.2 < x/y_1 < 5.5$ que corresponde al tramo inicial del resalto lo que concuerda con las observaciones realizadas por Felder *et al.* (2021). Para la frecuencia de muestreo de 90 fps la desviación máxima es el 92.5% del calado y_1 , mientras que para las frecuencias de muestreo de 60 y 30 fps las desviaciones máximas son menores a la frecuencia de medición de 90 fps y se corresponden al 89.9% y 83.5% del calado y_1 , respectivamente. Al igual que el estudio de Bung *et al.* (2021) se observa que en la región aguas abajo del resalto, la cámara de profundidad D435i muestra variaciones significativamente mayores, posiblemente debido a su menor precisión en los bordes del campo de visión.

En la Figura 10 se presenta el mapa de fracción de aire del resalto hidráulico obtenida con la sonda de conductividad punta de cobre en las 14 secciones transversales medidas. Las fracciones de aire entre 99%-90% se encuentran en la parte superior de los perfiles, representando la interfase entre el flujo y la atmósfera. Las fracciones bajas (2%-10%) predominan en la parte inferior, donde el aire atrapado se mezcla con el flujo. A medida que el flujo avanza hacia aguas abajo, la región altamente aireada disminuye gradualmente, lo que indica la disipación progresiva del aire atrapado y la estabilización del flujo. Según Chachereau y Chanson (2011) en la región superior del resalto la fracción de aire aumenta rápidamente del 20% al 90%. En este estudio se encuentra resultados acordes con Chachereau y Chanson (2011), observando el aumento rápido de fracción de aire entre el 15% a 90%.

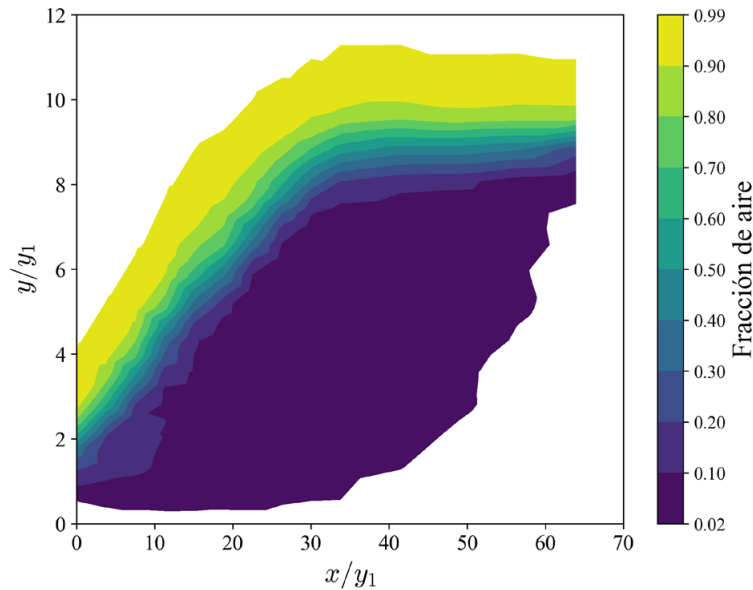


Figura 10 | Mapa de fracción de aire del resalto hidráulico obtenida con datos de la sonda de conductividad punta de cobre.

En la Figura 11 se muestra la superposición de la superficie libre del resalto hidráulico obtenida con la cámara (calado promedio, percentiles 99, 90, 10, 1%) y con la sonda de conductividad. La cámara de profundidad detecta la superficie libre promedio del resalto asociada a un porcentaje diferente de fracción de aire conforme avanza el resalto. En la zona $10 < x/y_1 < 30$, la cámara detecta la superficie libre promedio para fracciones de aire del flujo entre 50% y 90%; en la zona $30 < x/y_1 < 50$ para fracciones de aire del flujo entre 40% y 50%; mientras que en la zona más alejada del pie del resalto ($x/y_1 > 50$) la cámara detecta la superficie libre promedio para fracciones de aire entre 40% y 15%. De este modo, se observa claramente las limitaciones de la cámara para medir la superficie libre con poca o nula aireación del flujo.

Empleando la técnica LiDAR, Montano y Felder (2020), concluyeron que los datos de la superficie libre medidas con un equipo LiDAR se deberían considerar únicamente en las regiones de flujo con una adecuada aireación, excluyendo del análisis las áreas con niveles de aireación inferiores al 50%, como la zona de baja aireación ubicada en el extremo aguas abajo del resalto hidráulico. Por lo tanto, se puede concluir que los resultados obtenidos en este estudio sobre la capacidad de la cámara de profundidad para detectar la superficie libre del resalto son similares a los que se pueden obtener con la técnica LiDAR.

Los resultados obtenidos con la cámara y sonda de conductividad en este estudio son acordes a los resultados reportado por Murzyn y Chanson (2007), bajo condiciones semejante, quienes emplearon medidores de desplazamiento ultrasónicos para describir las características de la superficie libre y una sonda de conductividad para medir las fracciones de aire en resaltos en un rango amplio de números de Froude de entrada ($Fr_1 = 3.1$ a 8.5 , $Re = 24 \times 10^3$ a 62×10^3).

En un estudio similar, Bung *et al.* (2021) evaluaron la idoneidad de la cámara RGB-D Intel® RealSense™ D435 para medir el flujo aireado en un resalto hidráulico con un número de Froude de 4.6. Se compararon los perfiles de flujo y las fluctuaciones de la superficie libre del resalto con datos obtenidos mediante sensores ultrasónicos (USS) y la cámara RGB-D, observándose que los sensores USS estima mayores fluctuaciones. Los autores concluyeron que ambas técnicas presentan distribuciones similares, lo que sugiere que la respuesta dinámica de la cámara es comparable a la de los sensores USS. Los resultados obtenidos en el presente estudio con la cámara Intel® RealSense™ D435if muestran una buena consistencia con los perfiles de flujo medidos mediante la sonda de conductividad, lo que indica que esta tecnología representa una alternativa confiable para medir la lámina libre en estudios de flujos aireados, frente a las sondas puntuales de flujos agua-aire.

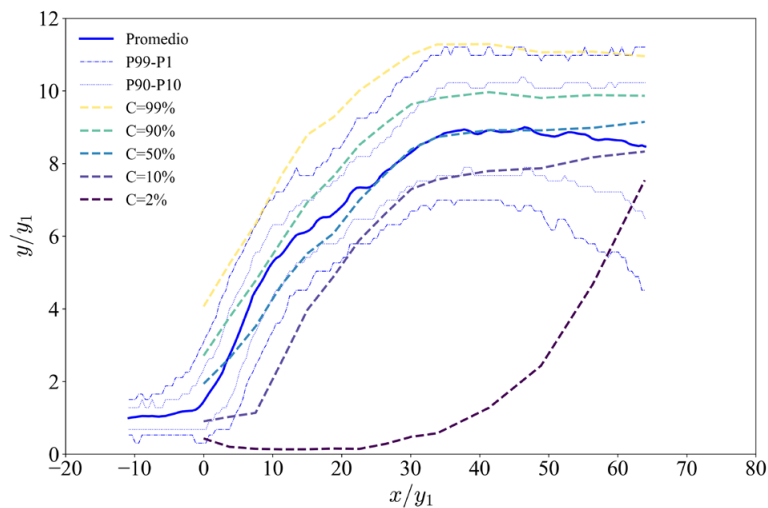


Figura 11 | Comparación de los perfiles de flujo obtenidos con la cámara de profundidad y la sonda de conductividad.

CONCLUSIONES

El análisis de la superficie libre del resalto hidráulico empleando la cámara de profundidad Intel® RealSense™ D435i ofrece una fiabilidad comparable a las tecnologías más empleadas como sondas de conductividad, LiDAR y sensores ultrasónicos. La cámara presenta ventajas notables como su capacidad de medición no invasiva, captura en tiempo real, cobertura de área amplia y bajo costo en comparación con las otras técnicas.

De las posibles configuraciones de la cámara para la medición de flujos altamente emulsionados como un resalto hidráulico, se recomienda el empleo del ajuste de alta precisión (*HA*) de la profundidad, así como registro a 90 fps. Dicha configuración garantiza datos más consistentes y representativos de la superficie libre. Esta conclusión se basa en el análisis comparativo de los resultados obtenidos con las configuraciones de alta precisión y alta densidad. En la configuración *HA*, se observó una menor variabilidad entre los valores de profundidad máxima y mínima en todas las comparaciones realizadas. Esto concuerda con lo reportado en los documentos técnicos de la cámara Intel® RealSense™ D435, donde se señala que el modo *HA* prioriza la precisión de las mediciones al aplicar un umbral de confianza elevado, lo que permite obtener datos más precisos y con menor nivel de ruido.

La consistencia de los resultados obtenidos con la cámara, frente a perfiles de flujo obtenidos por medio de la sonda de conductividad, sugiere que esta tecnología representa una alternativa viable y confiable para la investigación de flujos turbulentos aireados, donde la cámara es capaz de medir la superficie libre asociada a fracciones de aire entre el 50% al 90%.

AGRADECIMIENTOS

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i PID2022-142037OB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033/ y “FEDER Una manera de hacer Europa”.

REFERENCIAS

Bung, D.B., Crookston, B.M., Valero, D. 2021. Turbulent free-surface monitoring with an RGB-D sensor: the hydraulic jump case. *Journal of Hydraulic Research*, 59(5), 779–790. <https://doi.org/10.1080/00221686.2020.1844810>

- Bruce, P., Bruce, A. 2020. *Practical statistics for data scientists: 50+ essential concepts using R and Python* (2nd ed.). O'Reilly Media.
- Carfagni, M., Furferi, R., Governi, L., Santarelli, C., Servi, M., Uccheddu, F., Volpe, Y. 2019. Metrological and Critical Characterization of the Intel D415 Stereo Depth Camera. *Sensors*, 19(3), 489. <https://doi.org/10.3390/s19030489>
- Chanson, H. 2002. Air-Water Flow Measurements with Intrusive Phase-Detection Probes. Can we Improve their Interpretation? *Journal of Hydraulic Engineering*, 128(3), 252–255. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2002\)128:3\(252\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:3(252))
- Chanson, H. 2015. Energy dissipation in hydraulic structures. *CRC Press*. <https://doi.org/10.1201/b18441>
- Chachereau, Y., Chanson, H. 2011. Free-surface fluctuations and turbulence in hydraulic jumps. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 35(6), 896–909. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2011.01.009>
- Felder, S. 2013. *Air-Water Flow Properties on Stepped Spillways for Embankment Dams: Aeration, Energy Dissipation and Turbulence on Uniform, Non-Uniform and Pooled Stepped Chutes*. PhD Thesis, University of Queensland, Australia.
- Felder, S., Montano, L., Cui, H., Peirson, W., Kramer, M. 2021. Effect of inflow conditions on the free-surface properties of hydraulic jumps. *Journal of Hydraulic Research*, 59(6), 1004–1017. <https://doi.org/10.1080/00221686.2020.1866692>
- Giancola, S., Valenti, M., Sala, R. 2018. *A survey on 3D cameras: Metrological comparison of time-of-flight, structured-light and active stereoscopy technologies*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-91761-0>
- Goring, D. G., Nikora, V. I. 2002. Despiking acoustic Doppler velocimeter data. *Journal of Hydraulic Engineering*, 128(1), 117–126. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2002\)128:1\(117\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:1(117))
- Grunnet-Jepsen, A., Sweetser, J., Khuong, T., Dorodnicov, S., Tong, D., Mulla, O., Eliyahu, H., Raikhel, E. 2022. *Intel® RealSense™ Self-Calibration for D400 Series Depth Cameras*. Intel Corporation, Rev 2.7.
- Grunnet-Jepsen, A., Sweetser, J.N., Woodfill, J. 2018. *Best-known-methods for tuning intel® realsense™ d400 depth cameras for best performance*. Intel Corporation: Santa Clara, CA, USA, 1.
- Intel. 2021. *D435 camera not recognizing acrylic and polycarbonate walls*. Intel Corporation. Disponible en <https://www.intel.com/content/www/us/en/support/articles/000030012/emerging-technologies/intel-realsense-technology.html>
- Intel Corporation. 2023. *Intel® RealSense™ SDK 2.0 (pyrealsense2)* [Computer software]. Intel. <https://github.com/IntelRealSense/librealsense>
- Intel® RealSense™. 2024. Product Family D400 Series Datasheet. Revision 019. <https://dev.intelrealsense.com/docs/intel-realsense-d400-series-product-family-datasheet>
- Intel® RealSense™ SDK Wiki. 2021. D400 Series Visual Presets. GitHub. Retrieved from <https://github.com/IntelRealSense/librealsense/wiki/D400-Series-Visual-Presets>
- Kucukali, S., Chanson, H. 2008. Turbulence measurements in the bubbly flow region of hydraulic jumps. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 33, 41–53. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2008.06.012>
- Li, R., Splinter, K.D., Felder, S. 2020. Free-surface mapping of air-water flows in a stilling basin. *Proceedings of the 8th IAHR International Symposium on Hydraulic Structures ISHS2020*, Santiago, Chile, 12–15 May 2020. Brisbane, QLD, Australia: The University of Queensland. <https://doi.org/10.14264/uql.2020.613>
- Li, R., Montano, L., Splinter, K.D., Felder, S. 2019. Opportunities of Lidar Measurements in Air-Water Flows. *Proceedings of the 38th IAHR World Congress - “Water: Connecting the World”*.
- Macián-Pérez, J.F., Vallés-Morán, F.J., De-Rossi-Estrada, M., Sánchez-Gómez, S., García-Bartual, R. (2024). Estudio de la superficie libre de resaltos hidráulicos en cuencos amortiguadores empleando técnicas LIDAR. *Ingeniería del Agua*, 28(2), 93–105. <https://doi.org/10.4995/ia.2024.20621>

- Matos, J., Frizell, K. H., André, S., Frizell, K. W. 2002. On the performance of velocity measurement techniques in air-water flows. In *Hydraulic Measurements and Experimental Methods* 2002 (1-11). [https://doi.org/10.1061/40655\(2002\)58](https://doi.org/10.1061/40655(2002)58)
- Montano, L., Felder, S. 2020. LIDAR Observations of Free-Surface Time and Length Scales in Hydraulic Jumps. *Journal of Hydraulic Engineering*, 146, 04020007. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0001706](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0001706)
- Montano, L., Li, R., Felder, S. 2018. Continuous measurements of time-varying free-surface profiles in aerated hydraulic jumps with a LIDAR. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 93, 379-397. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2018.01.016>
- Murzyn, F., Chanson, H. 2007. Free Surface, Bubbly flow and Turbulence Measurements in Hydraulic Jumps. *Report CH63/07*, University of Queensland, Australia.
- Murzyn, F., Chanson, H. 2009. Free-surface fluctuations in hydraulic jumps: Experimental observations. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 33, 1055-1064. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2009.06.003>
- Pereira, N.H.C., Borges, J.E., Matos, J., Frizell, K. 2007. Developing a Combined Air Concentration and Velocity Probe for Measuring in Air-Water Jets. *Proceedings of the Hydraulic Measurements and Experimental Methods 2007 Conference*, ASCE, Lake Placid, USA (CD-ROM).
- Pleterski, Ž., Hočevár, M., Bizjan, B., Kolbl Repinc, S., Rak, G. 2023. Measurements of Complex Free Water Surface Topography Using a Photogrammetric Method. *Remote sensing*, 15, 4774-4774. <https://doi.org/10.3390/rs15194774>
- Python Software Foundation. 2023. *Python (Version 3.x)* [Computer software]. <https://www.python.org>
- Rak, G., Hočevár, M., Kolbl Repinc, S., Novak, L., Bizjan, B. 2023. A Review on Methods for Measurement of Free Water Surface. *Sensors*, 23(4), 1842-1842. <https://doi.org/10.3390/s23041842>
- Rak, G., Hočevár, M., Steinman, F. 2019. Non-intrusive measurements of free-water-surface profiles and fluctuations of turbulent, two-phase flow using 2-D laser scanner. *Measurement Science and Technology*, 31(6):064001. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ab727f>
- Ros-Bernal, A., Carrillo, J. M., García, J. T., Castillo, L. G. 2023. Evaluación del comportamiento de una sonda aire-agua en un banco de calibración de equipos de medición de flujos bifásicos. *Ingeniería del Agua*, 27(4), 269–281. <https://doi.org/10.4995/ia.2023.20038>
- Sonoda, T., Sweetser, J.N., Khuong, T., Brook, S., Grunnet-Jepsen, A. 2022. *High-speed capture mode of Intel® RealSense™ Depth Camera D435*. Intel Corporation, Rev 1.2.
- Valero, D., Felder, S., Kramer, M., Wang, H., Carrillo, J. M., Pfister, M., Bung, D. B. 2024. Air–water flows. *Journal of Hydraulic Research*, 62(4), 319–339. <https://doi.org/10.1080/00221686.2024.2379482>
- Wang, H. 2014. *Turbulence and air entrainment in hydraulic jumps*. PhD Thesis, School of Civil Engineering, The University of Queensland. <https://doi.org/10.14264/uql.2014.542>

Optimización de la aireación en reactores biológicos en ausencia de mediciones en continuo

Optimization of aeration in biological reactors without continuous measurements

Daniel Carreres-Prieto ^{a1*}, Javier Ybarra-Moreno ^{b2}, Juan T. García ^{c3}

^aDepartamento de Tecnología y Ciencias Aeroespaciales, Centro Universitario de la Defensa, Universidad Politécnica de Cartagena, C/ Coronel López Peña S/N, Base Aérea de San Javier, Santiago de La Ribera, 30720 Murcia, España.

^bEdam Ltda, Spain.

^cDepartamento de Ingeniería Minera y Civil, E.T.S. de Ing. de Caminos, Canales y Puertos y de Ing. de Minas, Universidad Politécnica de Cartagena, 30202 Cartagena, España.

E-mail: ^adaniel.carreres@udc.upct.es, ^bjavier.ybarra@viaqua.gal, ^cjuan.gbermejo@upct.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 02/01/2025

Aceptado: 24/02/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Carreres-Prieto, D., Ybarra-Moreno, J., García, J.T. 2025. Optimization of aeration in biological reactors without continuous measurements. *Ingeniería del agua*, 29(2), 105-113. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23155>

RESUMEN

Se propone una metodología para optimizar la aireación a escala diaria en reactores biológicos donde no se disponga de sondas con mediciones en continuo y a priori no se pueda hacer una gestión dinámica basada en la caracterización de los parámetros físico-químicos del agua, como amonio, nitrato u oxígeno disuelto en tiempo real. A partir del histórico de datos de 808 días de caracterización diaria de las aguas residuales influentes a uno de los reactores biológicos de la EDAR de Mapocho-Trebal en Santiago de Chile, que trata diariamente una media de 95.732 m³/d, se proponen diversos modelos estadísticos con memoria de hasta 3 días previos basados en árboles de decisión donde se obtiene la predicción de aire óptima a inyectar para el día en curso. A partir de dicha predicción se podrían a continuación estudiar el efecto de diversos ciclos diarios de aireación-no aireación asociando a dichos ciclos las duraciones aireación-no aireación basadas en la bibliografía y que fueran comprobadas en diversas campañas experimentales. En este trabajo, se parte de un histórico real de datos donde se considera el valor de aire inyectado optimizado dado que procede de una gestión dinámica en la que intervienen sondas de medición en continuo de nitrato, amonio y oxígeno disuelto situadas en la EDAR de Mapocho-Trebal.

Palabras clave | árboles de decisión; inyección de aire; tratamiento de aguas residuales; eficiencia operativa.

ABSTRACT

A methodology is proposed to optimize aeration on a daily scale in biological reactors where probes with continuous measurements are not available and, a priori, a dynamic management based on the characterization of physicochemical water parameters, such as ammonium, nitrate or dissolved oxygen in real time, is not possible. From the historical data of 808 days of daily characterization of the influent wastewater to one of the biological reactors of the Mapocho-Trebal WWTP in Santiago de Chile, which treats daily an average of 95.732 m³/d, several statistical models are proposed with memory of up to 3 previous days based on decision trees where the prediction of air to be injected for the current day is obtained. From this prediction, the effect of different daily cycles of aeration-no aeration could then be studied, associating to these cycles durations of aeration-no aeration also based on the bibliography and which were then verified in different experimental campaigns. In this work, the starting point is a real historical data where the optimised value of injected air is considered, given that it comes from dynamic management involving continuous measurement probes for nitrate, ammonium and dissolved oxygen located at the Mapocho-Trebal WWTP.

Key words | decision trees; air injection; wastewater treatment; operational efficiency.

INTRODUCCIÓN

La aireación representa el entre el 60 y el 80% de la energía consumida en una EDAR, por lo que su optimización cumpliendo los parámetros de calidad de salida es uno de los objetivos de operadores e investigadores (Guo *et al.*, 2013). Formas tradicionales de operar basadas en mantener una consigna de oxígeno disuelto, en torno a 2 mg/L, en la zona aerobia del reactor a partir de una sonda de oxígeno y un control PID (Jenkins, 2013), están evolucionando a otras operaciones en las que la consigna de oxígeno se reduce, < 1 mg/L, para dar paso a rutas de nitrificación autótrofa parcial (nitrificación) que se combina con nitrificación heterótrofa y desnitrificación vía nitrato (desnitrificación) tal y como observan Regmi *et al.* (2014; 2015) y Miao *et al.* (2022), siempre a falta de la comprobación de qué proceso es más eficaz para generar N_2 , en lugar de N_2O , y estudiando el balance de carbono. Autores como Kim y Hao (2001) y Koch y Oldham (1985) presentan la importancia de las sondas de pH –para caracterizar el final de la nitrificación mediante el denominado “valle del amonio”– y de las zonas de potencial redox –para visualizar el final de la desnitrificación y paso a procesos anaerobios mediante el cambio de tendencia denominado como la “rodilla de nitrato”– lo cual ha permitido poder conocer los excesos o carencias de aireación así como alternar ciclos aeróbicos y anóxicos de manera óptima. Igualmente, para el ajuste de la aireación se utilizan sondas de amonio y nitrógeno total (Hanhan *et al.*, 2011; Mota *et al.*, 2005).

Sistemas como AS-transfer han utilizado diversas sondas de forma integrada para la optimización energética de la aireación alcanzando ahorros significativos (Andreu *et al.*, 2015; 2023). Variables como la recirculación interna también forman parte de los procesos de optimización de la aireación (Ruano *et al.* 2012). Además, la recirculación puede contribuir a la homogenización de la biomasa, mejorar el proceso de floculación y el IVF, mejorar la estabilidad del proceso biológico y puede reducir la producción de lodos residuales, optimizando así el rendimiento del reactor biológico (Lee *et al.*, 2020, Qian *et al.*, 2019). Todo esto ha llevado a mostrar que la aireación intermitente, donde se suceden los ciclos con y sin aireación, es el método más eficiente, con múltiples valores propuestos por diversos autores, que en el caso de Carucci *et al.* (2002) está en el rango de 45-60 minutos aireado frente a 45-60 minutos sin airear mientras otros autores como Miao *et al.* (2022) proponen ciclos de rango de 6-90 aireados y 6-240 no aireados. Un objetivo importante es fijar el número de ciclos diarios de aireación y no aireación, donde Holanda *et al.* (2007) obtuvieron mediante algoritmos genéticos el valor óptimo de 26 ciclos al día, con duraciones del periodo de aireación óptimas entre 15 y 25 minutos. Igualmente, diversos autores han caracterizado optimizaciones basadas en una aireación escalonada (Jin *et al.*, 2015). Los modelos basados en lógica difusa han sido ampliamente utilizados, alcanzando reducciones del orden del 30% de la aireación. En general, reglas difusas relacionan el influente de amonio con el oxígeno disuelto para asegurar un *set-point* dinámico de oxígeno disuelto, resultando en el ajuste de la válvula de aireación y el flujo de aire en diferentes niveles (Ferrer *et al.*, 1998; Ruano *et al.*, 2012; Chiavola *et al.*, 2017; Bertanza *et al.*, 2020). Resultados también favorables en términos de ahorro de aireación, a la vez que se alcanzan los objetivos de calidad en el efluente, se muestran a partir de algoritmos genéticos y redes neuronales (Holanda *et al.*, 2007; Ruan *et al.*, 2017; Qiao y Zhou, 2018).

En el caso de EDARs donde no se dispone de información de sondas en tiempo real, o bien la ubicación de las mismas no está optimizada, y no hay posibilidad de hacer una gestión dinámica basada en mediciones en tiempo real, se pueden usar estrategias de optimización de la aireación basadas en datos disponibles a escala diaria para varios días anteriores que permitan realizar la predicción de la aireación óptima requerida para el día en curso mediante modelos estadísticos como árboles de decisión. Cabe destacar que la disponibilidad de sondas en EDARs no es generalizada, dado que su instalación y mantenimiento pueden resultar costosos y complejos. Además, las sondas pueden verse afectadas por aceites y grasas que pueden afectar a su operación, por lo que una adecuada protección de las mismas resulta esencial para garantizar su correcto funcionamiento. Variables como la carga contaminante influente y el caudal en el reactor biológico, entre otros, tienen una influencia importante con las necesidades óptimas de aireación diarias y pueden ser usadas para calcular la predicción requerida (Guo *et al.*, 2013; Qambar y Kalidi, 2022; Jiang *et al.*, 2023).

El resto de las secciones se organizan de la siguiente forma:

En la Sección 2 se presenta la campaña experimental utilizada en el presente trabajo, así como las técnicas de análisis empleadas. Igualmente, se describe el sistema de optimización de la aireación de que dispone la planta.

La Sección 3 expone los resultados y modelos alcanzados, centrados en la optimización diaria de la aireación mediante la predicción basada en las variables medidas y disponibles a escala diaria en la EDAR. Se presentan métricas de rendimiento de los

modelos, acompañadas de gráficos comparativos que ilustran su precisión y robustez. Además, se incluye un análisis detallado sobre la influencia de las variables consideradas en las estimaciones,

Finalmente, en la Sección 4 se presentan las conclusiones alcanzadas.

MATERIAL Y MÉTODOS

Campaña experimental

La Estación Depuradora de Aguas Residuales (EDAR) de Mapocho-Trebal, situada en Santiago de Chile, es una instalación clave en el tratamiento de aguas residuales para una población aproximada de 2,8 millones de habitantes. En el presente trabajo se analizan los datos correspondientes a una de las líneas de reactor biológico que corresponden con una novena parte del caudal de tratamiento medio diario de 95 732 m³/d y un volumen útil de reactor de 19 000 m³ aproximadamente.

Poder determinar los niveles de inyección diaria de aire al reactor biológico para lograr la depuración adecuada de las aguas, se precisa disponer de información histórica de las propiedades de las aguas de entrada y salida del reactor, así como otros parámetros de operación del mismo, con el fin de desarrollar modelos específicos para tal fin.

En el marco del presente proyecto de investigación, se recopiló un amplio conjunto de datos históricos correspondientes a un periodo de 808 días consecutivos entre diciembre de 2019 y febrero de 2022. En la Tabla 1 se detallan las principales variables analizadas en el estudio, junto con sus valores mínimos, máximos y promedio. Esta información ofrece una visión integral de las condiciones operativas de una línea del reactor biológico, y del contexto en el que se desarrollaron los modelos predictivos de

Tabla 1 | Resumen de variables de estudio.

	Acrónimo	Unidades	Min	Medio	Max
Caudal de entrada biológico	Infl_Caudal	m ³ /d	61 844	95 732	123 714
Sólidos Suspendidos (SS) de entrada al Reactor Biológico	Infl_SS	mg/L	72	145.03	276.9
SSV de entrada al Reactor Biológico	Infl_SSV	mg/L	62	125.41	250.89
DQO de entrada al Reactor Biológico	Infl_DQO	mg/L	216	417.72	762.66
NTK de entrada al Reactor Biológico	Infl_NTK	mg/L	0.41	15.8	109.16
Masa diaria de DQO de entrada al Reactor Biológico	Inf_COD_Masa	kg/d	15 264	40 177	82 861
Masa diaria de SS de entrada al Reactor Biológico	Inf_SS_Masa	kg/d	5470	13 955	31389.47
Masa diaria de SSV de entrada al Reactor Biológico	Inf_SSV_Masa	kg/d	4711	11 907	26 916
Concentración de materia seca	Mseca	g/L	0.41	1.58	3.59
% de materia seca	Mseca %	%	66.95	84.29	97.11
Concentración de materia seca volátil	Mseca_Vol	g/L	0.34	1.33	3.08
Masa total de materia seca	Mseca_Total	kg	9253	35 608	81 241
Masa total de materia seca volátil	Masa_Total_Mseca	kg	7588	29 963	69 705
Índice Volumétrico de Lodos	IVF	mL/g	41.26	317.19	1079.37
Carga másica	Cm	$\frac{kg DBO_5}{kg \frac{MSV}{d}}$	0.28	0.81	2.93
Inyección diaria de aire*	Inyección_Aire	Nm ³ /d	241 837	430 577	669 092
Caudal de recirculación externa de clarificadores	Recirc_Caudal	m ³ /d	44 930	112 997	176 372
Materia seca recirculación clarificadores	Mseca_recirc	g/L	0.82	3.11	7.94
% de recirculación en clarificadores	%_Recirc	%	0.46	1.19	2.74
Masa total de materia seca extraída de lodos excedentes	Masa_Mseca_Clar	kg/d	1173	18 533	82 426
Masa total de materia seca volátil extraída de lodos excedentes	Masa_MsecaV_Clar	kg/d	971	15 562	64 975
Edad del lodo extraído en clarificadores	Edad_fango	d	0.49	2.17	21.15
Masa diaria de SS en la salida del reactor biológico	Efl_SS	mg/L	4	21.92	79
Masa de SSV en la salida del reactor biológico	Efl_SSV	mg/L	3.2	19.07	73.79
DQO en la salida del reactor biológico	Efl_DQO	mg/L	18	60.87	201

*Variable objetivo.

optimización. Los métodos analíticos empleados son los siguientes: UNE-EN ISO 15705:2002 método de dicromato para la DQO, método respirométrico; SM 2540 F espectroscopía UV-VIS para sólidos; SM 4500-N-org digestión ácida con catalizador y se mide el amoníaco resultante por espectroscopía UV-Vis para Nitrógeno Total Kjeldahl.

Las variables registradas abarcan múltiples aspectos del proceso, tales como las características fisicoquímicas del agua de entrada y salida, el caudal de aire inyectado, la carga másica aplicada, los niveles de aireación, la recirculación interna, las propiedades de los lodos y la demanda de oxígeno. Estos parámetros son fundamentales para poder modelizar el comportamiento del reactor biológico con el fin de poder desarrollar modelos que rigen su funcionamiento y que permitan estimar las necesidades de aireación.

En lo referente a la variable Inyección diaria de aire, los valores de Inyección de aire diarios están optimizados para cumplir los parámetros de calidad requeridos mediante un sistema de sondas valores medios diarios de 4.6 Nm³/m³ de agua residual diaria tratada; 11.2 Nm³ de aire/kg de DQO diario eliminado; 4.77 m³ de aire/hora y m² de reactor aireado que está en media en valores del 68%. El reactor posee un sistema de optimización de la aireación basado en periodos de aireación intermitentes y discontinuos ajustados mediante consignas procedentes de las sondas de medición en tiempo real de: -oxígeno disuelto; -nitrato; amonio y turbidez. Set points de nitrato máximo y mínimo y de amonio máximo y mínimo se relacionan con valores de oxígeno disuelto bajo, medio y alto, rangos de 0.5 a 1.8 mg/L de O₂ molecular. Los tiempos de nitrificación están en el rango de tiempo de 120 a 300 minutos como mínimo y máximo respectivamente. En el caso de la desnitrificación de 45 a 60 minutos mínimos y máximos respectivamente.

Preprocesado de datos y Modelos de caracterización

El desarrollo de modelos que sean capaces de aprovechar la información temporal de las variables descritas en la Tabla 1, exigen que los datos se encuentren estructurados bajo el enfoque aprendizaje supervisado lo cual permite incorporar los valores registrados en días anteriores de cada variable a modo de registros asociados a la misma, lo que permite recoger el carácter autorregresivo de las variables, dado que para cada variable se dispone de la serie temporal de las variables que serán empleadas para el desarrollo de los modelos. Este enfoque, considera el histórico de valores de las variables de proceso a partir de la definición de un intervalo temporal determinado. Dado que el Tiempo de Retención Hidráulica (HRT) de la EDAR juega un papel importante en los procesos de depuración (Vásquez *et al.*, 2018) y que este suele oscilar entre 15 y 30 horas, se ha optado por emplear un intervalo temporal de hasta tres días previos (t-3) con el fin de disponer de suficiente información temporal para el desarrollo de los modelos de estimación (Siddique *et al.*, 2016, Kim *et al.*, 2006). Cabe destacar que al convertir los datos a esta estructura, a razón de la ventana temporal seleccionada, el número de registros se reduce de 808 a 803, pero sin que exista pérdida de información, al estar esta autocontenida en las series autorregresivas de cada registro. Este enfoque permite capturar patrones temporales relevantes y dependencias dinámicas en las variables, lo que resulta en modelos predictivos más robustos y que permiten modelar sistemas complejos donde las interacciones entre variables tienen un componente temporal significativo, mejorando la precisión de las predicciones. Además, el enfoque con carácter autorregresivo permite poder aleatorizar las muestras de estudio manteniendo la relación temporal entre las variables lo que facilita el proceso de aprendizaje y generación de los modelos.

La determinación de los niveles de inyección de aire al reactor biológico, precisa disponer no sólo del histórico de valores de la Tabla 1, sino también de los valores de día en curso. Por ello, en este trabajo de investigación se ha desarrollado modelos basados en árboles de decisión, para determinar, el rango de inyección de aire necesario para llevar a cabo la depuración de las aguas, en un proceso ilustrado, de forma general, en la Figura 1, a partir del uso de modelos de inteligencia artificial.

Para la determinación de los niveles de inyección de aire en el reactor biológico para el día en curso a partir de los valores conocidos de la Tabla 1 del día en curso, así como de días previos, se han desarrollado modelos de árboles de decisión. Estos se basan en una estructura de clasificación compuesta de nodos ramificados en base a ciertos condicionales, el cual es capaz de determinar el rango de los niveles de inyección de aire necesarios a escala diaria para lograr la depuración adecuada, estableciéndose los siguientes: 240 000-350 000 Nm³/d (0), 350 000-400 000 Nm³/d (1), 400 000-450 000 Nm³/d (2), 450 000-500 000 Nm³/d (3), 500 000-550 000 Nm³/d (4), 550 000-600 000 Nm³/d (5), >600 000 Nm³/d (6).

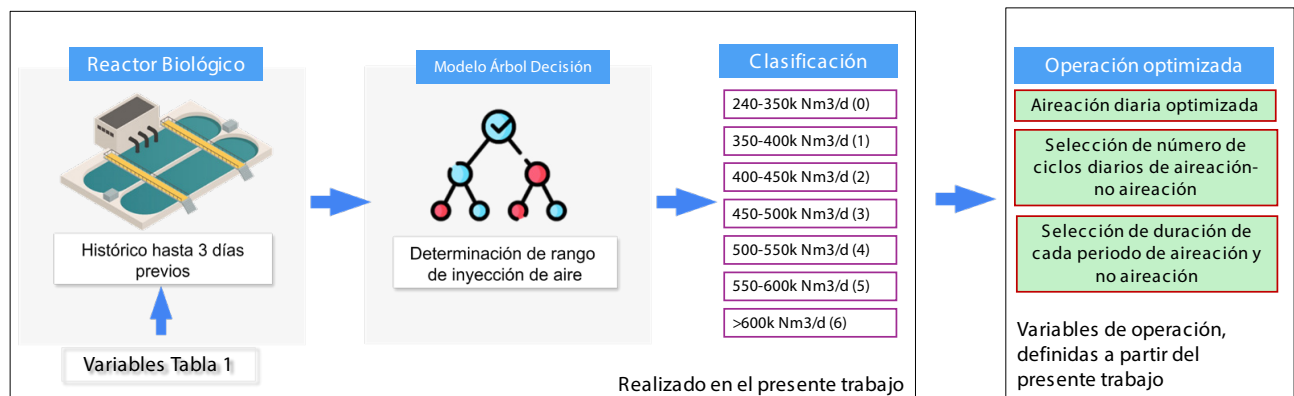


Figura 1 | Esquema general del proceso de determinación del rango de inyección de aire en el reactor.

Se han desarrollado dos modelos: Uno que emplea los valores de inyección de días previos, dado el efecto que inyecciones pasadas tienen en el rendimiento del sistema, y otro modelo que no hace uso de las inyecciones en días anteriores, con el fin de analizar la diferencia entre ambos y ver cómo el resto de los parámetros es capaz de modelizar el comportamiento del reactor.

Los modelos basados en árboles de decisión fueron desarrollados en Python empleando la librería Scikit-learn (Kramer, 2016). Con el fin de minimizar la dependencia del rendimiento de los modelos respecto al conjunto de datos empleado para su entrenamiento, se generaron 1000 árboles diferentes mediante 1000 reordenaciones aleatorias de los datos disponibles. Los modelos seleccionados para su análisis en el presente trabajo corresponden a aquellos que se sitúan en la mediana de los valores de R^2 obtenidos en los datos de test. Este enfoque asegura una representación robusta y generalizable del rendimiento de los modelos propuestos, evitando sesgos asociados a configuraciones específicas de los datos.

El objetivo principal fue desarrollar modelos simples y prácticos, adecuados para su implementación en la operativa diaria de la EDAR. Para ello, se restringió tanto el número de variables incluidas como la complejidad matemática, limitándose a operaciones aritméticas básicas. Más allá de ofrecer una herramienta que permita estimar con precisión los niveles diarios de aireación necesarios para una depuración eficiente, esta investigación también se orienta a identificar las variables clave en el proceso, proporcionando un recurso accesible para la optimización y la toma de decisiones.

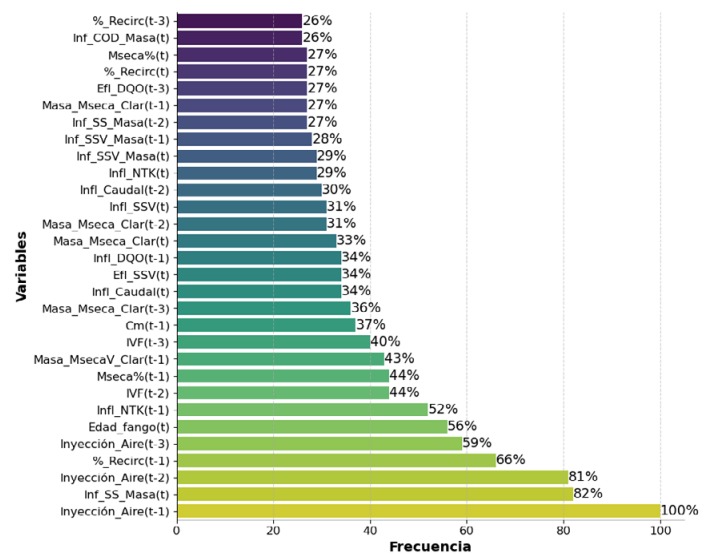
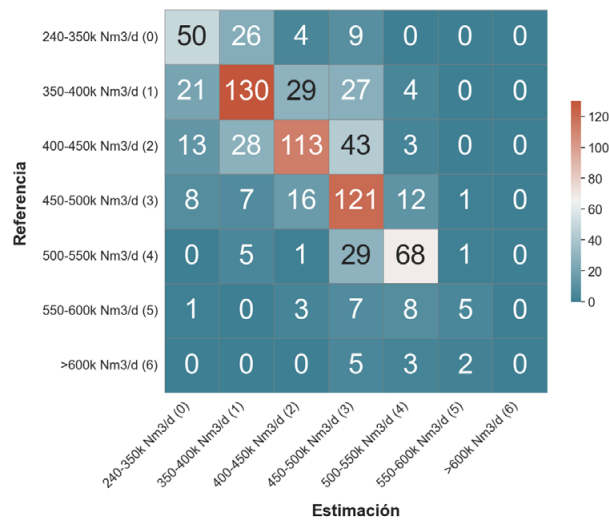
RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente trabajo de investigación se proponen dos modelos de caracterización basados en árboles de decisión (Tabla 2): El modelo AB1 (Figura S1, donde los datos recogidos se explican a través de la Figura S3) que hace uso de los valores de aireación de días previos y el modelo AB2 (Figura S2, explicada a través de S3) que no hace uso de dichos valores a la hora de llevar a cabo la caracterización.

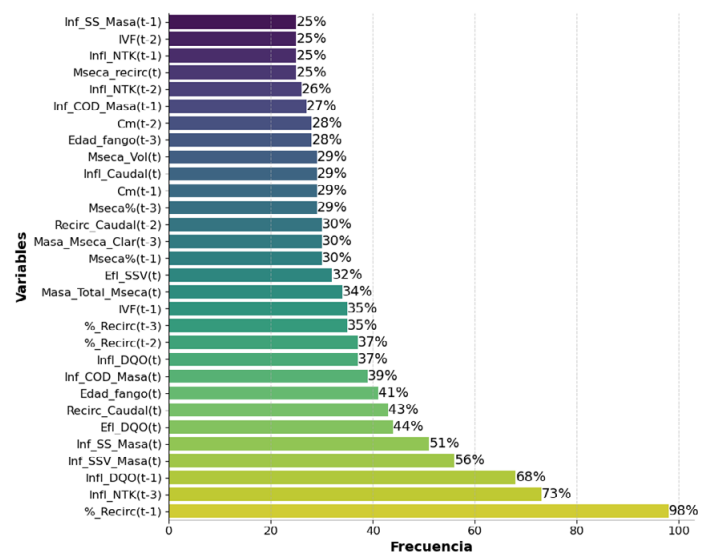
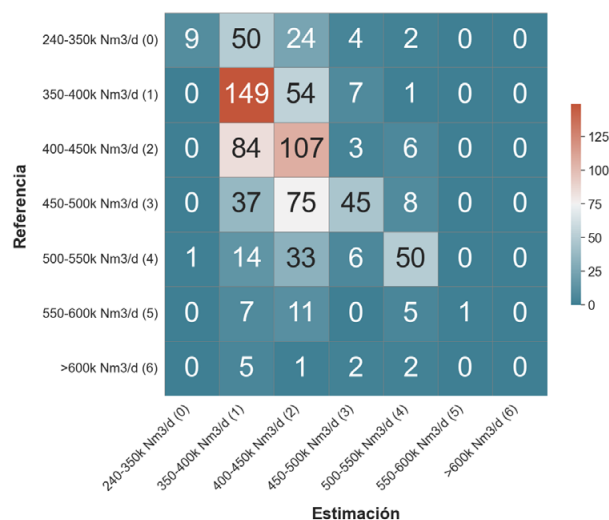
Tabla 2 | Resumen modelos de caracterización

Denominación	Modelo	¿Aireación de días previos?		R2 (%)
AB1	Figura S1*	Sí	Training	59.03
			Test	66.88
AB2	Figura S2*	No	Training	42.37
			Test	55.00

* Figuras de los modelos de árboles localizadas en el Apéndice. El número de muestras presentado en los árboles son relativos a los datos empleados para *training*.



a



b

Figura 2 | Matriz de confusión y gráfica de frecuencia de 30 variables más empleadas por los modelos: (a) AB1 y (b) AB2.

Ambos modelos presentan un desempeño similar, con un R^2 para test de 66.88% y del 55.00% respectivamente. En la Figura 2 se presenta la matriz de confusión correspondiente a ambos modelos (AB1, Figura 2a izquierda y AB2, Figura 2b izquierda), lo que permite un análisis detallado de la capacidad de clasificación. Cada matriz se organiza de forma que las filas representan las clases reales y las columnas las clases predichas y las celdas indica el número de casos. Como se puede observar la práctica totalidad de los casos, ambos logran identificar con éxito el rango de inyección adecuado. La mayoría de las discrepancias corresponde a la selección de niveles de inyección de aire contiguos al de referencia. Esto sugiere que el modelo identifica con precisión las zonas de transición entre clases, lo que refuerza su utilidad práctica para optimizar el proceso biológico.

El modelo AB1, que integra los valores de inyección de aire de días previos, presenta un mejor desempeño en todas las categorías, especialmente en valores de bajos de inyección de aire (240-350k Nm³/d), donde se presenta un mayor número de casos en los que ha logrado acertar con la predicción. No obstante, el modelo AB2, a pesar ha denotado ser capaz de lograr mejores resultados en el rango de 350-400k Nm³/d. Aunque el AB1 es en general mejor que al AB2 en términos de estimación, las

diferencias no son muy significativas tomando en cuenta que este último no se apoya en los valores de inyección de aire de días previos, lo que implica que ha sido capaz de modelizar, a partir del resto de variables de la Tabla 1, el comportamiento del reactor biológico con precisión para poder determinar las necesidades de inyección de aire.

La significación de cada variable empleada por los modelos se puede medir en términos del número de veces que esta está presente en cada uno de los 1000 modelos generados para cada una de las dos configuraciones (con y sin valores de inyección de aire de días previos). En la Figura 2 (derecha) se muestra las 30 variables más frecuentes para cada configuración, las cuales dan una idea de la significación de estas en los modelos.

En el caso del modelo AB1 se observa que se basa principalmente en las variables de inyección de aire de días previos ($t-1$, $t-2$ y $t-3$) y en la cantidad de sólidos en la entrada del reactor, como los sólidos suspendidos y la masa seca influente. En menor medida, considera parámetros como la recirculación y el caudal de entrada.

En contraste, el modelo AB2 se ha definido para que no incorpore valores históricos de inyección de aire, pero utiliza con mayor frecuencia variables como los porcentajes de recirculación y parámetros contaminantes de las aguas de entrada al reactor, reflejando un enfoque centrado en las condiciones de flujo y calidad del agua. A pesar de no usar datos históricos de aireación, el modelo AB2 logra un rendimiento global similar al modelo AB1 mejorando en la categoría de 350-400k Nm³/d.

CONCLUSIONES

Este trabajo de investigación propone una metodología efectiva para la optimización de la inyección diaria de aire en reactores biológicos de plantas de tratamiento de aguas residuales en ausencia de mediciones en continuo del tipo sondas de nitrato, amonio y oxígeno disuelto, entre otras, mediante el uso de modelos estadísticos desarrollados a partir de datos históricos. Los modelos de árboles de decisión AB1 y AB2, diseñados específicamente para este propósito, fueron evaluados utilizando un conjunto de datos de 806 días procedente de la EDAR Mapocho-Trebal en Santiago, Chile. Los resultados obtenidos evidencian la utilidad de estos modelos en la predicción de las necesidades de aireación, incluso en contextos donde no se dispone de mediciones continuas.

El modelo AB1, que incorpora los valores históricos de inyección de aire, logró un coeficiente de determinación (R^2) del 66.88% en los datos de prueba, superando el desempeño del modelo AB2, que obtuvo un R^2 de 55.00% al excluir estos valores. No obstante, ambos modelos demostraron ser capaces de predecir el rango óptimo de inyección diario de aire, con un alto rendimiento. Estos resultados resaltan la importancia e influencia de los datos históricos, que en el caso del AB1, fueron representados de forma preferente a través de la variable aire inyectado en los días previos, mientras que en el AB2, al no contar con esta variable, los árboles optaron por el uso de variables relacionadas con la recirculación y la calidad del agua de entrada, como los sólidos suspendidos influentes y el caudal, para predecir la inyección diaria de aire óptima.

Los modelos presentados destacan por su simplicidad y robustez, lo que permite que puedan ser implementados fácilmente en la operativa diaria de la planta. Esta simplicidad permite que sean herramientas prácticas para optimizar la gestión de la aireación, contribuyendo a una reducción significativa en el consumo energético y los costos operativos, al tiempo que se garantiza la calidad de las aguas. La metodología desarrollada puede ser complementada a continuación por escenarios de inyección de aire donde se definan tanto los ciclos de aireación-no aireación como las duraciones de cada periodo en dicho ciclo, lo cual permita maximizar la eficacia de dicha aireación e la hora de alcanzar los valores de calidad del efluente previstos (ver Figura 1).

Una vez se dispone de un histórico de datos –que incluye la cantidad de aire inyectado diariamente–, y que se corresponde con el seguimiento habitual del rendimiento de depuración de la mayoría de las plantas, se puede entrenar un modelo estadístico –basado en árboles de decisión–, que sirva de ayuda para poder definir y optimizar el rango de la cantidad de aire a inyectar de forma diaria. De esta forma el procedimiento propuesto en el presente trabajo puede servir para optimizar el aire inyectado en múltiples plantas de diversos tamaños y que no dispongan de ninguna sonda de medición en continuo. Asimismo, es aconsejable complementar la presente metodología con ensayos que permitan a su vez definir la duración de los intervalos de aireación intermitente y de suministro de aire, para lo cual se pueden llevar a cabo tanto ensayos *in situ* mediante instrumentación dispuesta temporalmente como hacer ensayos y comprobar la variabilidad en los rendimientos de depuración alcanzados.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer la ayuda recibida y la disponibilidad de la EDAR Mapocho-Trebal, Chile, para la realización de este trabajo de investigación.







REFERENCIAS

- Andreu, P.S., Mifsut, C.L., del Cacho Sanz, C., Yuste, M.G. 2015. Transferencia de oxígeno: evaluación rápida de la eficiencia de los sistemas de aireación. *Tecnoaqua*, (15), 92-101.
- Andreu, P.S., Mifsut, C.L., del Cacho Sanz, C., Garrido Martínez, R., Martín Chuevos, A. 2023. AS-Transfer: sistema inteligente para la optimización energética de los sistemas de aireación por difusión. *Tecnoaqua*, (63), 40-46.
- Bertanza, G., Menoni, L., Baroni, P. 2020. Energy saving for air supply in a real WWTP: application of a fuzzy logic controller. *Water Science and Technology*, 81(8), 1552-1557. <https://doi.org/10.2166/wst.2020.084>
- Carucci, A., De Mola, M., Rolle, E., Smurra, P. 2002. A model to control intermittent aeration phases. *Water Science and Technology*, 46(4-5), 99-106. <https://doi.org/10.2166/wst.2002.0561>
- Chiavola, A., Romano, R., Bongiolami, S., Giulioli, S. 2017. Optimization of energy consumption in the biological reactor of a wastewater treatment plant by means of Oxy Fuzzy and ORP control. *Water, Air, & Soil Pollution*, 228(8), 277. <https://doi.org/10.1007/s11270-017-3462-x>
- Ferrer, J., Rodrigo, M.A., Seco, A., Penya-Roja, J.M. 1998. Energy saving in the aeration process by fuzzy logic control. *Water Science and Technology*, 38(3), 209-217. <https://doi.org/10.2166/wst.1998.0210>
- Guo, C.Z., Fu, W., Chen, X.M., Peng, D.C., Jin, P.K. 2013. Nitrogen-removal performance and community structure of nitrifying bacteria under different aeration modes in an oxidation ditch. *Water Research*, 47(11), 3845-3853. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2013.04.005>
- Hanhan, O., Insel, G., Yagci, N.O., Artan, N., Orhon, D. 2011. Mechanism and design of intermittent aeration activated sludge process for nitrogen removal. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*, 46(1), 9-16. <https://doi.org/10.1080/10934529.2011.526073>
- Holenda, B., Domokos, E., Rédey, A., Fazakas, J. 2007. Aeration optimization of a wastewater treatment plant using genetic algorithm. *Optimal Control Applications and Methods*, 28(3), 191-208. <https://doi.org/10.1002/oca.796>
- Jenkins, T.E. 2013. *Aeration control system design: a practical guide to energy and process optimization*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118777732>
- Jiang, L.M., Zhang, W., Li, Y., Shao, Y., Zhang, Z., Zhang, M., ... Zhou, Z. 2023. Applying mass flow analysis and aeration optimization strategy to reduce energy consumption of a full-scale anaerobic/anoxic/oxic system. *Journal of Water Process Engineering*, 54, 104037. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2023.104037>
- Jin, P., Wang, X., Wang, X., Ngo, H.H., Jin, X. 2015. A new step aeration approach towards the improvement of nitrogen removal in a full scale Carrousel oxidation ditch. *Bioresource Technology*, 198, 23-30. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2015.08.145>
- Kim, H., Hao, O.J. 2001. pH and oxidation-reduction potential control strategy for optimization of nitrogen removal in an alternating aerobic-anoxic system. *Water Environment Research*, 73(1), 95-102. <https://doi.org/10.2175/106143001X138741>
- Kim, J.K., Oh, B.R., Chun, Y.N., Kim, S.W. 2006. Effects of temperature and hydraulic retention time on anaerobic digestion of food waste. *Journal of Bioscience and bioengineering*, 102(4), 328-332. <https://doi.org/10.1263/jbb.102.328>
- Koch, F.A., Oldham, W.K. 1985. Oxidation-reduction potential-a tool for monitoring, control and optimization of biological nutrient removal systems. *Water Science and Technology*, 17(11-12), 259-281. <https://doi.org/10.2166/wst.1985.0237>

- Kramer, O. 2016. Scikit-learn. En: *Machine Learning for Evolution Strategies. Studies in Big Data*, vol 20. Springer, Cham., 45-53. https://doi.org/10.1007/978-3-319-33383-0_5
- Lee, S., Badoux, G., Wu, B., Chong, T. 2020. Enhancing performance of biocarriers facilitated gravity-driven membrane (GDM) reactor for decentralized wastewater treatment: Effect of internal recirculation and membrane packing density. *The Science of the Total Environment*, 762, 144104. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144104>
- Miao, Y., Zhang, L., Yu, D., Zhang, J., Zhang, W., Ma, G., ... Peng, Y. 2022. Application of intermittent aeration in nitrogen removal process: development, advantages and mechanisms. *Chemical Engineering Journal*, 430, 133184. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2021.133184>
- Mota, C., Head, M.A., Ridenoure, J.A., Cheng, J.J., de los Reyes III, F.L. 2005. Effects of aeration cycles on nitrifying bacterial populations and nitrogen removal in intermittently aerated reactors. *Applied and Environmental Microbiology*, 71(12), 8565-8572. <https://doi.org/10.1128/AEM.71.12.8565-8572.2005>
- Qambar, A.S., Al Khalidy, M.M. 2022. Optimizing dissolved oxygen requirement and energy consumption in wastewater treatment plant aeration tanks using machine learning. *Journal of Water Process Engineering*, 50, 103237. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2022.103237>
- Qian, J., Zhang, M., Niu, J., Fu, X., Pei, X., Chang, X., Wei, L., Liu, R., Chen, G., Jiang, F. 2019. Roles of sulfite and internal recirculation on organic compound removal and the microbial community structure of a sulfur cycle-driven biological wastewater treatment process. *Chemosphere*, 226, 825-833. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2019.03.139>
- Qiao, J., Zhou, H. 2018. Modeling of energy consumption and effluent quality using density peaks-based adaptive fuzzy neural network. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 5(5), 968-976. <https://doi.org/10.1109/JAS.2018.7511168>
- Regmi, P., Miller, M.W., Holgate, B., Bunce, R., Park, H., Chandran, K., ... Bott, C.B. 2014. Control of aeration, aerobic SRT and COD input for mainstream nitrification/denitrification. *Water Research*, 57, 162-171. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2014.03.035>
- Regmi, P., Bunce, R., Miller, M.W., Park, H., Chandran, K., Wett, B., ... Bott, C.B. 2015. Ammonia-based intermittent aeration control optimized for efficient nitrogen removal. *Biotechnology and Bioengineering*, 112(10), 2060-2067. <https://doi.org/10.1002/bit.25611>
- Ruan, J., Zhang, C., Li, Y., Li, P., Yang, Z., Chen, X., ... Zhang, T. 2017. Improving the efficiency of dissolved oxygen control using an on-line control system based on a genetic algorithm evolving FWNN software sensor. *Journal of Environmental Management*, 187, 550-559. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.10.056>
- Ruano, M.V., Ribes, J., Seco, A., Ferrer, J. 2012. An advanced control strategy for biological nutrient removal in continuous systems based on pH and ORP sensors. *Chemical Engineering Journal*, 183, 212-221. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2011.12.064>
- Siddique, M., Munaim, M., Wahid, Z. 2016. Role of hydraulic retention time in enhancing bioenergy generation from petrochemical wastewater. *Journal of Cleaner Production*, 133, 504-510. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.05.183>
- Vásquez, Y., Escobar, M., Sáenz, J., Quiceno-Vallejo, M., Neculita, C., Arbeli, Z., Roldán, F. 2018. Effect of hydraulic retention time on microbial community in biochemical passive reactors during treatment of acid mine drainage. *Bioresource Technology*, 247, 624-632. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2017.09.144>
- Wagner, S., Affenzeller, M. 2005. HeuristicLab: A Generic and Extensible Optimization Environment. In: Ribeiro, B., Albrecht, R.F., Dobnikar, A., Pearson, D.W., Steele, N.C. (eds) *Adaptive and Natural Computing Algorithms*. Springer, Vienna. 538-541. https://doi.org/10.1007/3-211-27389-1_130

Evolución de la modelización numérica bidimensional del flujo en lámina libre a través del software Iber

Evolution of the two-dimensional numerical modelling of free surface flows through Iber software

Marcos Sanz-Ramos ^{a1*}, Esteban Sañudo ^{b1}, David López-Gómez ^c, Orlando García-Feal ^{b2,d}, Ernest Bladé ^{a2}, Luis Cea ^{b3}

^{a1}Institut Flumen, Universitat Politècnica de Catalunya - BarcelonaTech (UPC) – Centre Internacional de Mètodes Numèrics en Enginyeria (CIMNE), Gran Capità s/n, 08034 Barcelona, España.

^{b1}Universidade da Coruña, Grupo de Ingeniería del Agua y del Medio Ambiente, Centro de Innovación Tecnológica en Edificación e Enxeñaría Civil (CITEEC), Campus de Elviña, 15071, A Coruña, España.

^cCentro de Estudios Hidrográficos. CEDEX. P.º Bajo de la Virgen del Puerto, 3. 28005 Madrid, España.

^dCentro de Investigación Mariña, Universidade de Vigo, Environmental Physics Laboratory (CIM-EPhysLab), Campus Auga, Ourense, 32004, Spain

E-mail: ^{a1*}marcos.sanz-ramo@upc.edu, ^{b1}e.sanudo@udc.es, ^cdavid.lopez@cedex.es, ^{b2}o.garcia.feal@udc.es, ^{a2}ernest.blade@upc.edu, ^{b3}luis.cea@udc.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 23/01/2025

Aceptado: 23/03/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Sanz-Ramos, M., Sañudo, E., López-Gómez, D., García-Feal, O., Bladé, E., Cea, L. 2025. Evolution of the two-dimensional numerical modelling of free surface flows through Iber software. *Ingeniería del agua*, 29(2), 114-131. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23259>

RESUMEN

Iber es una herramienta de simulación hidráulica bidimensional surgida desde la academia para dar solución a problemas de ingeniería hidráulica y ambiental. Desde su nacimiento en 2010 se ha convertido en un software ampliamente aceptado para simular procesos hidrodinámicos de flujo en lámina libre. Este trabajo presenta la evolución de Iber y analiza las mejoras llevadas a cabo que actualmente permiten realizar simulaciones, completamente acopladas con la hidrodinámica, de transporte de sedimentos y calidad de aguas, de procesos hidrológicos a nivel de cuenca rural y urbana, de eco-hidráulica, etc. Los módulos y capacidades de cálculo implementados, así como las líneas de trabajo futuras, demuestran que la modelización hidrodinámica bidimensional todavía tiene un gran margen para el desarrollo de nuevas aplicaciones y mejoras. Iber sigue unas líneas de desarrollo con un enfoque eminentemente práctico, permitiendo a usuarios y usuarias realizar simulaciones cada vez más fidedignas al proceso físico a representar.

Palabras clave | Saint-Venant 2D; hidrodinámica; transporte; hidrología; Iber.

ABSTRACT

Iber is a two-dimensional hydraulic simulation tool developed from academia to solve problems in hydraulic and environmental engineering. Since its creation in 2010, it has become a widely accepted software for simulating hydrodynamic flow processes in free-surface flows. This work presents the evolution of Iber and analyzes the improvements that have been made, which now allow fully coupled simulations with hydrodynamics for sediment transport and water quality, hydrological processes at the rural and urban watershed level, eco-hydraulics, and more. The implemented modules and computational capabilities, as well as future lines of work, demonstrate that two-dimensional hydrodynamic modeling still has great potential for the development of new applications and improvements. Iber follows development paths with a strongly practical focus, allowing users to perform simulations that are increasingly faithful to the physical process being represented.

Key words | Saint-Venant 2D; hydrodynamics; transport; hydrology; Iber.

INTRODUCCIÓN

La simulación hidráulica bidimensional de flujo de agua someras es una técnica numérica actualmente consolidada, tanto en lámina libre como a presión. Existen en el mercado numerosos programas, tanto comerciales como de uso libre, que permiten caracterizar la dinámica del fluido (p. ej., velocidad, calado y presión). Entre los más populares destacan Hec-Ras, MIKE 21, CCHE2D, TELEMAC-2D, ISIS, SOBEK, BASEMENT, TUFLOW, FLO-2D, e Infoworks ICM (Tsakiris, 2014), demostrando ser herramientas de modelización hidráulica capaces de simular procesos de propagación de avenidas (Néelz y Pender, 2009, 2013), entre otros procesos hidrodinámicos o procesos que dependen de la hidrodinámica.

En 2010 se presentó públicamente el software Iber fruto de la unión de las herramientas existentes para el cálculo de flujo en aguas someras CARPA (Bladé, 2005) y Turbillon (Cea, 2005), y de su integración en el software de pre- y post-proceso GiD (Coll *et al.*, 2018). Iber surgió, por iniciativa del Centro de Estudios Hidrográficos del Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), a través de un consorcio de instituciones académicas y de investigación, entre las que se incluyen la Universidade da Coruña (UDC), la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC) y el Centro Internacional de Métodos Numéricos en Ingeniería (CIMNE). Se ideó para ser fácil de usar por técnicos y especialistas en hidráulica, contando con una interfaz gráfica intuitiva, un flujo de trabajo sencillo y una capacidad de procesar resultados detallados que se pueden visualizar de forma gráfica y ser exportados a terceros programas.

Iber es una herramienta de modelización numérica especializada en la simulación de flujos de agua en ríos y estuarios desarrollada, principalmente, para estudiar procesos hidrodinámicos en aguas poco profundas. Distribuido gratuitamente (www.iberaula.com), permite simular flujos permanentes y no permanentes, abordando de forma precisa situaciones complejas de flujo unidimensional y bidimensional. Ello queda patente en los distintos procesos de validación realizados en los trabajos previos (Bladé, 2005; Cea, 2005), así como en cumplimiento con los estándares propuestos por la Agencia del Medioambiente del Gobierno del Reino Unido (Flood and coastal erosion risk management research and development programme, 2025) para herramientas de modelización hidráulica (Cea *et al.*, 2020).

En el periodo 2010-2024 se han lanzado 31 versiones oficiales. Según Google Analytics, el número de descargas supera las 120 000 en más de 155 países. Cuenta con más de 39 000 usuarios registrados en www.iberaula.com, y cuya web tiene un tráfico que supera las 300 000 visitas únicas. Estos datos demuestran que se ha convertido en una herramienta clave para la ingeniería fluvial y la gestión de recursos hídricos, siendo ampliamente utilizada en estudios de dinámica fluvial, inundaciones, calidad del agua, procesos hidrológicos, drenaje urbano, erosión de suelos, eco-hidráulica, entre otros.

El presente trabajo tiene por objeto mostrar la evolución de Iber durante estos 15 primeros años de existencia. Se realiza un repaso desde su propósito y aplicaciones originales hasta las aplicaciones actuales y líneas de desarrollo futuras. Para ello se analizan en profundidad los módulos de cálculo y funcionales actuales, motivos para su desarrollo y aplicaciones. También se analiza, a través de un ejemplo, la evolución en términos de rendimiento global de la herramienta, desde el flujo de trabajo hasta los tiempos de computación.

EL SOFTWARE IBER

Propósito y aplicaciones originales

Iber nació como herramienta numérica para la simulación del flujo de agua en lámina libre (Bladé *et al.*, 2014a). Estaba orientada –pero no limitada– a la modelización numérica de inundaciones fluviales (Bladé *et al.*, 2014b). Al tratarse de un modelo nacido desde la academia, su aplicación se enfocaba –y se sigue enfocando– a la investigación. Con el objetivo de representar adecuadamente flujos transcíticos (p. ej., resaltos hidráulicos), así como flujos en cauces torrenciales, regímenes irregulares y flujos turbulentos, Iber utiliza el método de volúmenes finitos y esquemas de Godunov (LeVeque, 2002; Toro, 2009) para resolver las ecuaciones de aguas poco profundas o *shallow water equations* bidimensionales (2D-SWE).

Es decir, Iber surgió como una herramienta de simulación numérica que permite predecir la evolución de variables hidráulicas como el calado, la velocidad promediada en la profundidad, el caudal, etc., considerando asimismo otras variables que influyen en la hidrodinámica, como la turbulencia o el viento, o dependientes de la hidrodinámica, como la fricción de fondo o el proceso de transporte de sedimentos. Este tipo de aproximación se muestra adecuada, en general, para la simulación del flujo en lámina libre en cauces naturales o canales y, en particular, para la delimitación de zonas inundables de carácter fluvial (máxima extensión, vía de intenso desagüe, etc.), corrientes de marea en estuarios, procesos de sedimentación y erosión por arrastre de partículas, flujos turbulentos y empuje del viento en masas de agua (Figura 1).

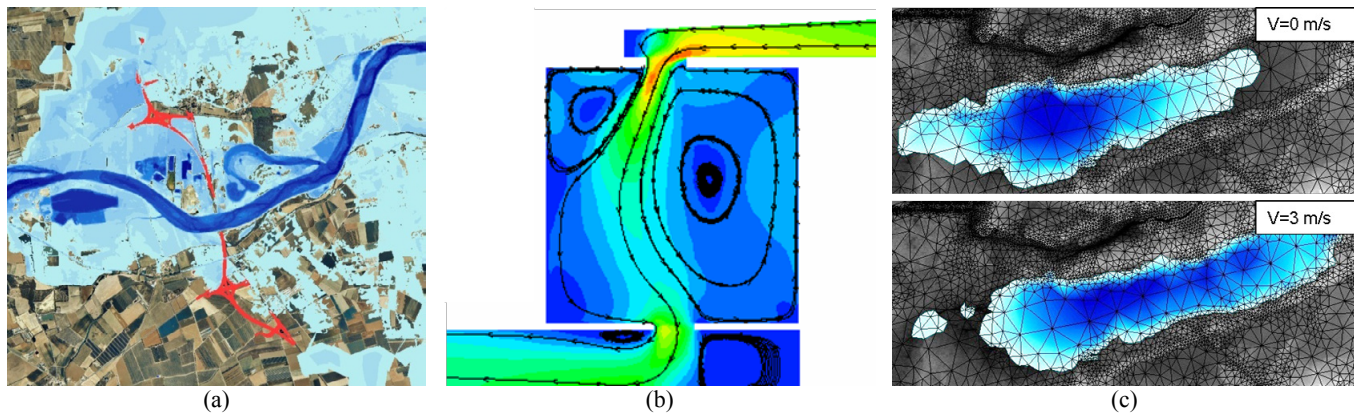


Figura 1 | Aplicaciones originales de Iber: (a) simulación de inundaciones e interacción con estructuras, (b) flujo turbulento en un tanque de floculación, (c) efecto del viento en el desplazamiento de masas de agua.

La modificación de las 2D-SWE es necesaria para poder simular el efecto de la turbulencia (Cea *et al.*, 2006, 2007a, 2007b) y del viento (Bladé *et al.*, 2014a; Ramos-Fuertes *et al.*, 2013) con la incorporación de esfuerzos debidos a las tensiones turbulentas y el empuje del viento en masas de agua, respectivamente. Para ello es necesario añadir nuevos términos fuente en la ecuación de conservación de cantidad de movimiento o *momentum* (Bladé *et al.*, 2014a). En este sentido, la simulación del flujo a través de estructuras hidráulicas tipo compuerta, vertedero, compuerta-vertedero y puentes –que suele simularse como compuerta-vertedero– también requiere de la modificación del *momentum* y transferencia de caudal, ya que las 2D-SWE pierden validez al no producirse velocidad uniforme en la profundidad ni presión hidrostática (Bladé *et al.*, 2009; Castro-Orgaz *et al.*, 2015; García-Alén *et al.*, 2021). Asimismo, desde sus orígenes Iber realizaba una aproximación simplificada al proceso de transformación lluvia-escorrentía mediante un módulo primigenio para la simulación de procesos hidrológicos (Juárez *et al.*, 2014), para lo cual es necesario modificar la ecuación de conservación de masa.

Interfaz gráfica y flujo de trabajo

La interfaz gráfica que utiliza Iber está basada en el programa GiD (Coll *et al.*, 2018), un software de pre- y post-proceso para herramientas de modelización numérica en 1D, 2D y 3D. Iber se distribuye como un *problemtyp* único dentro de la interfaz GiD (Figura S1). Aunque ambos tienen líneas de desarrollo propias, se han retroalimentado para conseguir un software robusto, ágil y amigable (Figura S2).

GiD fue empleado en una versión previa de Iber llamada CARPA (Bladé, 2005), así como en los proyectos RAMFLOOD y RAMWASS (RAMFLOOD Project, 2024; RAMWASS, 2024). Debido a ello, y unido a las necesidades del CEDEX para con la simulación de inundaciones y reproducción de la hidráulica en modelos reducidos, se optó por adaptar el código fuente a los requerimientos de GiD. La unión de CARPA y Turbillón implicó una reestructuración importante del código, ya que GiD es el encargado de generar los archivos de entrada de Iber en base a los datos asignados a la malla de cálculo a través de la interfaz gráfica. Durante el proceso de cálculo es Iber el que genera los archivos de resultados, que luego son visibles en GiD.

El flujo de trabajo de Iber se puede dividir en 3 bloques (Figura 2): la generación del modelo (pre-proceso), la simulación (cálculo) y el análisis de resultados (post-proceso). Este proceso ha ido evolucionando con nuevos subprocesos y mejoras en cada uno de los pasos, pero se sigue manteniendo en la actualidad debido a su simplicidad y robustez.

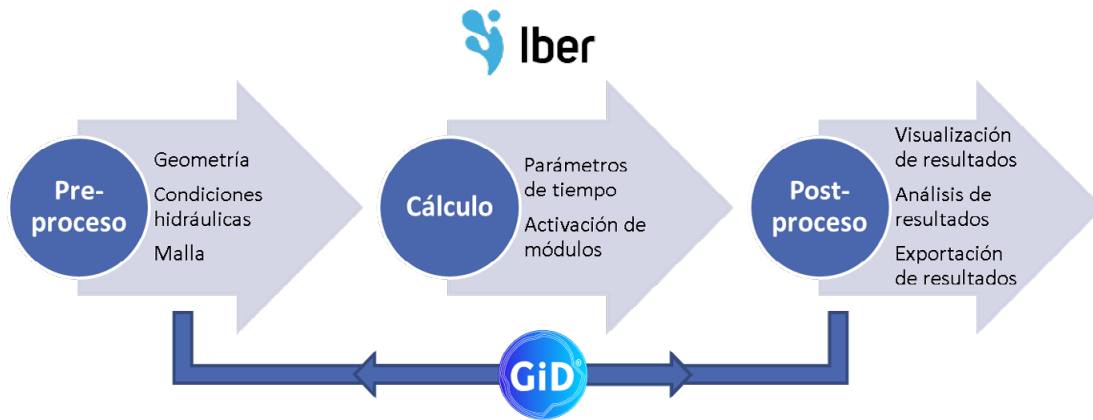


Figura 2 | Esquema del flujo de trabajo de Iber.

EVOLUCIÓN

Módulos principales de cálculo

El módulo principal de cálculo de Iber, y del que dependen el resto, es el módulo hidrodinámico (Figura 3). En él se resuelven las 2D-SWE, así como otras ecuaciones que permiten tener en cuenta procesos hidrodinámicos como el flujo a través de compuertas, vertederos, puentes, cubiertas, *culverts*, etc. El módulo hidrodinámico está en constante evolución con la incorporación de nuevos procesos que permiten llevar a cabo simulaciones más fidedignas al proceso físico. En la v2.0, Iber ya permitía calcular estructuras tipo puentes y *culverts*, así como considerar tramos cubiertos donde se produce flujo a presión mediante la extensión del método de la ranura de Preissmann (Preissmann, 1961), PSM en inglés, a dos dimensiones (Aragón-Hernández y Bladé, 2017; Bladé *et al.*, 2019b). Para la v2.5 se introdujo la posibilidad de implementar compuertas móviles con el tiempo y una condición de contorno tipo caudal escalonado, un elemento de utilidad para evaluar caudales crecientes en inundaciones fluviales o en ecohidráulica (Sanz-Ramos *et al.*, 2019a), así como la paralelización del código para realizar cálculos en la tarjeta gráfica, GPU en inglés, (García-Feal *et al.*, 2018). En la v3.0 se implementaron los módulos de Drenaje Urbano Dual (Aragón-Hernández, 2013; Aragón-Hernández y Bladé, 2017; Aranda *et al.*, 2021) y Erosión de Suelos (Cea *et al.*, 2024a; Uber *et al.*, 2021), así como mejoras en los módulos de Procesos Hidrológicos y Transporte de Sedimentos. Asimismo, en la v3.2 se realizaron mejoras notables en las estructuras tipo compuerta, vertedero, puentes, etc. (tipo condición interna), con la posibilidad de introducir las coordenadas de los puntos que se considerarían en el cálculo para evaluar las pérdidas de carga (García-Alén *et al.*, 2021), así como la transferencia de flujo a través de *culverts* (García-Alén *et al.*, 2023; Sopelana *et al.*, 2018).

Cabe destacar que hay cuatro módulos que interaccionan directamente con el Hidrodinámico modificando el comportamiento del flujo. Este sería el caso de la Turbulencia, que modifica el *momentum* mediante términos de disipación de energía. También lo haría el módulo de Transporte de Sedimentos (Bladé *et al.*, 2019a; Corestein *et al.*, 2014) y el de Erosión de Suelos (Cea *et al.*, 2024a), donde el fondo se vería modificado por procesos de erosión/sedimentación y, por ende, la hidrodinámica. Los Procesos Hidrológicos (Cea y Bladé, 2015) también modifican la hidrodinámica agregando agua por precipitación o eliminándola por pérdidas hidrológicas (infiltración, evapotranspiración, interceptación y retención), así como flujo subsuperficial que reincorporaría agua por exfiltración (Sanz-Ramos *et al.*, 2022a, 2022b). Finalmente, los procesos de Drenaje Urbano Dual, tanto con el motor

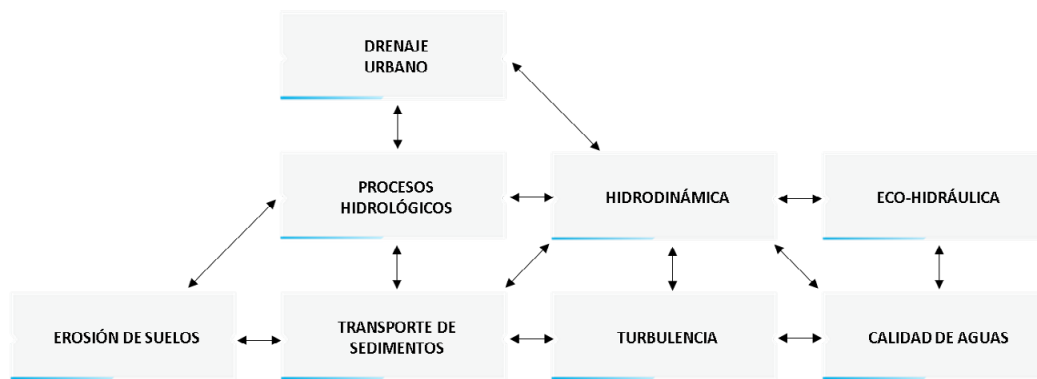


Figura 3 | Esquema de módulos de cálculo de Iber 3.3.0 y su interrelación (adaptación de Sanz-Ramos *et al.*, 2022b).

propio (Aranda *et al.*, 2021) como con el acoplamiento entre Iber y SWMM (Sañudo *et al.*, 2020), modifican la hidrodinámica en aquellos puntos de transferencia de caudal entre la red de drenaje superficial y subterránea, y viceversa.

Analizando la evolución por módulos, los dos que acompañan a Iber desde su lanzamiento son el de Turbulencia y el de Transporte de Sedimentos, tanto por fondo como por suspensión (Arbat-Bofill *et al.*, 2014; Bladé *et al.*, 2014a, 2014b, 2019a; Cea *et al.*, 2014; Corestein *et al.*, 2014; Corestein y Bladé, 2013). Ambos provienen de desarrollos previos (Bladé, 2005; Cea, 2005), siendo el módulo de Turbulencia necesario para llevar a cabo simulaciones de transporte de sustancias por suspensión con garantías (Knight, 2013; Rastogi y Rodi, 1978; Rodi, 1980). Mientras que el módulo de Turbulencia, que incorpora diversos modelos de viscosidad turbulenta promediados en profundidad, no ha sufrido grandes evoluciones, el módulo de Transporte de Sedimentos ha ido incorporando diversas mejoras, así como la posibilidad de realizar los cálculos de forma paralelizada (Dehghan-Souraki *et al.*, 2024; López-Gómez *et al.*, 2024). Se han incorporado distintas formulaciones para evaluar la cantidad de sedimentos acarreado por el agua con granulometría uniforme, pasando de 5 en la v1.0 a 11 en la v3.0, hasta posibilitar el cálculo de transporte de sedimentos de fondo con granulometría no uniforme (Sanz-Ramos *et al.*, 2022b).

Si bien existía un módulo de Procesos Hidrológicos en la v1.0 de Iber, este era relativamente simple y solo permitía modificar la ecuación de conservación de masa mediante procesos de precipitación y pérdidas tipo infiltración. No fue hasta la v2.1 que el módulo se mejoró notablemente permitiendo no solo incorporar precipitación mediante hietogramas y rasters, sino también el cálculo del transporte por escorrentía superficial con un esquema numérico propio, el DHD (Cea y Bladé, 2015). Este esquema permite capturar la generación de escorrentía con límites secado-mojado de la décima de milímetro o inferior sin problemas de estabilidad numérica (Bermúdez *et al.*, 2017; Cea *et al.*, 2024b; Cea y Bladé, 2015; Fraga *et al.*, 2019; García-Alén *et al.*, 2022, 2023, 2024; Montalvo *et al.*, 2024; Olivares-Cerpa *et al.*, 2022; Sañudo *et al.*, 2020; Sanz-Ramos *et al.*, 2017, 2018, 2020a, 2021a, 2022a). En la v2.5 se lanzó también la versión paralelizada de este módulo (García-Feal *et al.*, 2018). Posteriormente, en la v3.0, se realizó una mejora substancial que convertiría este módulo en un modelo acoplado hidrológico-hidráulico completamente distribuido (Sanz-Ramos *et al.*, 2022b).

En orden cronológico, según su lanzamiento, estarían el resto de módulos oficiales de Iber: Calidad de Aguas (v2.3), Eco-hidráulica (v2.5), Erosión de Suelos (v3.0) y Drenaje Urbano Dual con un motor de cálculo propio (v3.0) y con un motor de cálculo acoplado con SWMM para el cálculo de flujo en la red de drenaje subterránea (v3.3).

El módulo de Calidad de Aguas (Cea *et al.*, 2016) se presentó como la principal novedad de la v2.3, lo que fue un salto natural en la simulación del transporte de sustancias que ya se venía haciendo con el módulo de Transporte de Sedimentos por carga en suspensión. Sin embargo, este módulo incorpora no solo el transporte por procesos de difusión/advección, sino también la reacción de la propia sustancia con procesos hidrodinámicos, con otras sustancias y agentes atmosféricos. En la versión original se podían simular la salinidad, temperatura, coliformes, oxígeno disuelto, DBOC y nitrógeno en sus 3 formas (orgánico, amoniacal y nitratos/nitritos). Desde la v2.6 hasta la v3.3, además de las sustancias anteriores, se pueden simular otras sustancias como el fósforo orgánico e inorgánico, fitoplancton, pH y metales, tanto en su versión secuencial como paralelizada (García-Feal *et al.*, 2020).

Los trabajos para convertir a Iber en una herramienta de simulación Eco-hidráulica se llevaron a cabo desde las primeras versiones (Bermúdez *et al.*, 2012; Puertas *et al.*, 2012), pero no fue hasta la v2.5 que se integró completamente en la interfaz (Sanz-Ramos *et al.*, 2019a). Con el fin de agilizar el cálculo de las variables eco-hidráulicas, se decidió integrarlo completamente en el código fuente de Iber en vez de realizar las operaciones directamente desde el post-proceso de la interfaz (aunque esta opción no se descarta). La versión 3.0 supuso un cambio substancial para con el proceso de cálculo con la integración del módulo Eco-hidráulico en la versión paralelizada (Sanz-Ramos *et al.*, 2023a). Con el fin de dotar de mayor versatilidad al módulo, en la v3.3 se reestructuró el código y se implementaron nuevos criterios de hábitat y curvas de idoneidad.

La v3.0 de Iber conllevó, a nivel de módulos de cálculo, el desarrollo del código para la simulación de procesos de Erosión de Suelos y de Drenaje Urbano Dual (Sanz-Ramos *et al.*, 2022b). Ambos se alimentan del módulo de Procesos Hidrológicos y, por tanto, permite un proceso de cálculo también de carácter acoplado y completamente distribuido.

El módulo de Erosión de Suelos resuelve la ecuación de conservación de sedimento, tanto para granulometrías uniformes como no uniformes, para sedimento cohesivo y no cohesivo. El movimiento de partículas de sedimento se produce por el impacto de la lluvia con el terreno y por fricción con el fondo (Costabile *et al.*, 2024; Uber *et al.*, 2021), permitiéndose el cálculo tanto en la versión secuencial como paralelizada (Cea *et al.*, 2024a).

El módulo de Drenaje Urbano Dual se desarrolló en versiones primigenias de Iber (Aragón-Hernández, 2013; Aragón-Hernández y Bladé, 2017), pero no fue hasta la v3.0 cuando se integró completamente en la software tras un profundo tratamiento del código y, sobre todo, el desarrollo necesario para integrarlo en la interfaz gráfica (Aranda *et al.*, 2023; Sanz-Ramos *et al.*, 2022b). Finalmente, en la v3.3 se dio un salto de calidad importante al acoplar dos motores de cálculo para realizar simulaciones de drenaje urbano dual junto con el software SWMM (Sañudo *et al.*, 2020). El drenaje de la red de pluviales superficial se resuelve con Iber y su módulo de Procesos Hidrológicos, mientras que el drenaje de la red subterránea se realiza con SWMM, existiendo flujo en ambas direcciones y, por tanto, convirtiendo este módulo en una herramienta de simulación de drenaje urbano dual completamente acoplada (Montalvo *et al.*, 2024; Sañudo *et al.*, 2024).

La Tabla S1 muestra las principales evoluciones y mejoras llevadas a cabo en cada uno de los módulos de cálculo de Iber. Los módulos se han ordenado cronológicamente según la versión en la que aparecieron por primera vez, así como sus actualizaciones, considerando únicamente la versión principal (i.e. X.Y.Z, siendo “Z” las versiones intermedias donde se corrigen errores y gazapos).

Submódulos y otras funcionalidades para el cálculo

En la órbita del software se enmarcan una serie de submódulos de cálculo y funcionalidades que complementan los procesos de simulación de Iber. Este sería el caso del efecto del viento en masas de agua, que se puede simular desde la v1.0 añadiendo un esfuerzo cortante adicional al término fuente de las 2D-SWE. Fue mejorado en la v1.6 incluyendo la posibilidad de definir la altura del sensor de viento y el valor del coeficiente de la ecuación (Bladé *et al.*, 2014a). Para ello es necesario introducir las componentes x e y de la dirección del viento, ejerciendo un efecto en la hidrodinámica que permite desplazar masas de agua (Ramos-Fuertes *et al.*, 2013).

El cálculo de la vía de intenso desagüe (VID) está implementado desde la primera versión de Iber, en cumplimiento con los requerimientos de la normativa vigente en aquella época. Se trata de una funcionalidad que se mejoró en la v2.4.1, con una definición más precisa de la zona a evaluar, y en la v3.3.0, con un nuevo criterio. Así, Iber permite evaluar, sobre el mismo modelo, un escenario en el que la zona inundable se limita mediante un polígono, una línea (normalmente el eje del río) y un ancho o según un criterio hidráulico (Sanz-Ramos *et al.*, 2020b).

Otro submódulo de cálculo sería el de formación de brechas (Sanz-Ramos *et al.*, 2023b), que ya se incluyó en la v1.6 (versión beta). Esta funcionalidad modifica, según las especificaciones de la Guía Técnica (MITECO, 2021), la elevación de los nodos de la malla de cálculo a fin y efecto de generar una brecha que permita la transferencia del flujo. Es ampliamente utilizada para la simulación de rotura de presas y balsas (Álvarez *et al.*, 2017; Dysarz *et al.*, 2024; Sanz-Ramos *et al.*, 2019b, 2023b, 2024a). Las principales novedades se llevaron a cabo en la v2.0, con la posibilidad de realizar roturas encadenadas, y en la v3.0, con el cálculo selectivo de brechas para facilitar el cálculo multi-escenario en el mismo modelo.

La simulación de flujo a presión se puede llevar a cabo desde la v1.8 con la extensión del método de la ranura de Preissmann a dos dimensiones. Este submódulo permite limitar la altura del flujo y considerar una sobrepresión dentro del conducto, de modo que es posible considerar tramos cubiertos de canales, ríos, encauzamientos, etc. (Bladé *et al.*, 2019b). Desde la v3.0 también se puede simular el flujo a presión mediante la *two-component pressure approach*, TPA (Cea y López-Núñez, 2021), dotando al modelo de distintas aproximaciones (Sanz-Ramos *et al.*, 2022c).

Se han realizado diversas mejoras para agilizar los tiempos totales de cálculo y el espacio utilizado en disco por todos los archivos que Iber necesita para calcular y que genera como resultados, tanto principales como auxiliares. Desde la v1.0 hasta la v1.3 siempre se escribían los resultados en todos los elementos del dominio de cálculo, aunque no existiese flujo. Ello implicaba la generación de archivos de resultados relativamente grandes. Con la opción “No resultados en elementos secos” implementada en la v1.3, y habilitada por defecto a partir de la v1.7, se consigue una reducción notable del tamaño del archivo de resultados principal, sobre todo en modelos no optimizados (i.e. modelos cuya extensión de la inundación máxima está considerablemente alejada de los contornos del modelo). En esta línea, en la v2.5 se introdujo otra funcionalidad que permite a usuarios y usuarias no escribir resultados auxiliares (“Resultados ASCII”), y que está desactiva por defecto. Se trata de una serie de archivos que guardan información en bruto, no comprimidos, cuya función principal es permitir continuar el cálculo hidrodinámico de modelos ya calculados (i.e. la opción “Continuar” que hace las funciones de calentamiento del modelo o “*hot start*”) y ser accesibles para una revisión detallada. En contrapartida, en la v3.3.1, se implementó la funcionalidad de importar las condiciones iniciales hidrodinámicas (calado y velocidad) mediante archivos raster, lo que permite continuar la simulación desde cualquier situación hidrodinámica ya simulada.

El principal avance en términos de computación fue la paralelización del código de Iber empleando, para ello, técnicas de computación de alto rendimiento (o *High Performance Computing*, HPC en inglés), concretamente la *general-purpose computing on graphics processing unit* (GPGPU). Ello ha permitido pasar de realizar los cálculos en la unidad central de computación (CPU, en inglés) a realizarlos en la unidad gráfica de computación (GPU, en inglés). Con la GPU se obtienen reducciones en los tiempos de computación de la centésima parte de los obtenidos con la versión no paralelizada. Actualmente, todo ello se lleva a cabo para tarjetas gráficas NVIDIA, concretamente aquellas que cuentan con arquitectura CUDA (*compute unified device architecture*), y para todos los módulos de cálculo de Iber (Cea *et al.*, 2024a; Dehghan-Souraki *et al.*, 2024; García-Feal *et al.*, 2018, 2020; Sanz-Ramos *et al.*, 2023a). Esto ha supuesto un salto notable en el alcance, resolución y nivel de detalle de los modelos numéricos, pasando de modelos de unos pocos miles a millones de elementos con tiempos de computación asequibles (unas pocas horas) y densidades de malla superiores a los 5000 elementos por hectárea (Cea *et al.*, 2024b; Dehghan-Souraki *et al.*, 2024; Fernández-Nóvoa *et al.*, 2023; García-Alén *et al.*, 2023, 2024; Sanz-Ramos *et al.*, 2020b, 2023a). Ello está permitiendo generar desde sistemas de alerta temprana (Fernández-Nóvoa *et al.*, 2020; Fraga *et al.*, 2020, 2021) hasta sistemas que sirven para entrenar modelos basados en técnicas de inteligencia artificial (Farfán-Durán *et al.*, 2024; Farfán y Cea, 2021, 2022, 2023; López-Chacón *et al.*, 2023; Sanz-Ramos *et al.*, 2024a; Silva-Cancino *et al.*, 2022, 2024b, a). Adicionalmente, para aquellos usuarios que no cuenten con una GPU adecuada, Iber también implementa una paralelización para sistemas multi-CPU de memoria compartida basada en OpenMP (García-Feal *et al.*, 2018). Esto permite aprovechar los recursos que ofrecen los procesadores multinúcleo que se encuentran en la gran mayoría de equipos informáticos. No obstante, las mejoras típicas que se obtienen con la paralelización CPU son sensiblemente menores a las obtenidas con GPU.

A pesar de las mejoras en los tiempos de computación, la construcción del modelo sigue siendo un paso imprescindible y que necesariamente requiere tiempo para obtener un modelo óptimo desde el punto de vista computacional. En este sentido, el abanico de posibilidades que ofrece GiD como herramienta de pre-proceso es extensa. En la v1.0, además de construir el modelo de forma manual (puntos/nodos, líneas/aristas, superficies/elementos), ofrecía 20 alternativas para importar geometrías y mallas de cálculo. En la v3.3 este número se amplía hasta 34 posibilidades, desde geometrías basadas en CAD (*Computer Aided Design*), como *.dxf y *.shp, hasta el uso de librerías GDAL (*Geospatial Data Abstraction Library*), pasando por nubes de puntos (con posibilidad de triangulación posterior) y mallas de cálculo generadas con terceros programas, como STL (*Standard Triangle Language* o *Standard Tessellation Language*). La v1.0 de Iber ya ofrecía herramientas propias para la importación y tratamiento de modelos digitales del terreno (MDT) para la creación semi-automática de modelos numéricos. Este sería el caso de la funcionalidad RTIN (*Right-Triangulated Irregular Network*) que permite, a partir de un MDT, generar un modelo tan solo indicando el tamaño máximo y mínimo del lado del triángulo y una tolerancia entre la altura del nodo y la del MDT. En la v2.1, habida cuenta del

tamaño de los archivos y tiempo necesarios para su creación, se implementó la posibilidad de crear directamente mallas de cálculo, lo que mejoró notablemente dicha funcionalidad y redujo notablemente el tamaño del modelo. En este sentido, y en colación con los estándares actuales de generación de MDT a partir de datos LiDAR (*light detection and ranging*), se integró en Iber la herramienta “LAZtoMDT” creada por el CEDEX (2020), y que permite no solo cargar archivos de nubes de puntos bajo el estándar LAS (ficheros *.las o su versión comprimida *.laz) generados por el Instituto Geográfico Nacional (Instituto Geográfico Nacional, 2023), sino también generar un MDT filtrando todos los puntos que no sean del terreno y/o considerados como edificios (para generar modelos digitales de elevaciones, MDE).

La Tabla S2 muestra las principales evoluciones y mejoras llevadas a cabo en los principales submódulos y funcionalidades Iber. Éstos se han ordenado cronológicamente según la versión en la que aparecieron por primera vez, así como sus actualizaciones, considerando únicamente la versión principal (i.e. X.Y.Z, siendo “Z” las versiones intermedias donde se corrigen errores y gazapos).

Esquemas y tratamientos numéricos

Como se ha indicado anteriormente, Iber emplea el método de volúmenes finitos (FVM, en inglés) para resolver las 2D-SWE. El FVM (LeVeque, 2002; Tan, 1992) es uno de los más extendidos y comúnmente utilizados en dinámica de fluidos computacional (CFD, en inglés) debido a que es un método especialmente adecuado para resolver ecuaciones de conservación como las SWE. Se caracteriza por permitir la discretización del dominio de cálculo empleando mallas tanto estructuradas como no estructuradas de n lados (aunque en Iber se limita a 3 y 4 lados) y por ser capaz de resolver flujo rápidamente variado (régimen subcrítico/supercrítico, cambios de régimen, etc.) y variable (resaltos móviles, ondas de choque no estacionarias, etc.). La resolución de las ecuaciones se realiza mediante esquemas de Godunov con el solucionador de Riemann aproximado de Roe (Roe, 1986; Toro, 2009), explícitos en tiempo, tanto de primer orden como de alta resolución (Bladé, 2005; Bladé y Gómez-Valentín, 2006; Cea, 2005). Se emplea un tratamiento descentrado del término fuente pendiente de fondo y centrado para el resto de términos fuente.

En la v1.0 Iber incorporaba 4 esquemas numéricos: uno de primer orden y tres de segundo orden, estos últimos de gran utilidad para simular convenientemente zonas de recirculación o con gradientes de velocidad importantes. El esquema de primer orden, que aún se conserva en las versiones modernas, es el esquema descentrado de Roe. Respecto a los esquemas de segundo orden tan solo se mantiene el de Minmod, mientras que el de Superbee y van Leer se ocultaron en la v2.0. A partir de la v2.1 se introdujo el esquema DHD (Cea y Bladé, 2015) orientado a mejorar el cálculo de Procesos Hidrológicos, concretamente el de transformación lluvia-escurrentía y propagación de escurrentía superficial en laderas, con calados del orden de milímetros o inferiores. Brevemente, este esquema fusiona el gradiente de presión hidrostática con la pendiente del lecho en un solo término que depende del gradiente de la superficie libre. Con este enfoque, cuando la superficie libre es horizontal, se obtiene de forma natural un equilibrio exacto entre la pendiente del lecho y el gradiente de presión hidrostática. Como resultado, se logran simulaciones más estables, eficientes y rápidas (hasta 1,5 veces) en comparación con otros esquemas FVM tradicionales (Cea y Bladé, 2015; Sanz-Ramos *et al.*, 2018, 2020a). En la v2.6 se mejoró este esquema para realizar cálculos a nivel de cuenca hidrográfica, dando lugar al esquema DHD [basin].

Para el módulo de Calidad de aguas (Cea *et al.*, 2016) existen, además de los esquemas numéricos para la resolución de las 2D-SWE, tres esquemas numéricos para la solución del transporte de sustancias por convección-difusión: primer orden, Gamma y MUSCL. El de primer orden es una discretización clásica *upwind*, mientras que Gamma y MUSCL son esquemas de segundo orden (LeVeque, 2002; Toro, 2009). En las primeras versiones se podía escoger el esquema a emplear por cada sustancia, así como otros parámetros comunes (el coeficiente de dispersión y número de Schmidt), lo que podía conllevar incongruencias numéricas. Es por ello que desde la v3.0 estos parámetros, así como el esquema numérico, son comunes para todas las sustancias simuladas por el módulo de Calidad de aguas.

El avance y evolución de frentes secado-mojado, y mojado-secado, suele ser un problema habitual en la resolución de los términos de conservación de masa, en especial en geometrías irregulares (Al-Ghosoun *et al.*, 2019; Cea *et al.*, 2007b; Liang y Borthwick, 2009). Su correcto tratamiento es esencial para evitar oscilaciones numéricas y la pérdida de masa. Por un lado, se debe definir el límite secado-mojado (ε_{wd}) en función del dominio de cálculo, la geometría del problema a estudiar, el rango de calados esperados y el tamaño de malla. Todo ello tiene que estar enfocado a conseguir un compromiso entre el tiempo de cálculo

y la representatividad del fenómeno a reproducir. Valores reducidos de ε_{wd} ofrecen una mejor representatividad de la propagación del flujo en detrimento a un mayor tiempo de cálculo, mientras que valores elevados empeoran la representatividad, pero reducen el coste computacional al requerir menos operaciones por haber más elementos considerados como secos. Se trata de un parámetro esencial, por lo que se encuentra en todas las versiones de Iber.

En este sentido, cuando en un paso de tiempo un elemento tiene un calado pequeño podría, en el siguiente paso de tiempo, pasar a tener un calado negativo (porque sale más agua de la que entra). Es, por tanto, necesario definir un método de secado, es decir, un algoritmo que controle cómo se debe tratar el flujo cuando un elemento pasa de tener un valor de calado superior al umbral ε_{wd} (mojado) a un valor inferior de dicho umbral (seco). Hasta la v1.6, Iber no permitía seleccionar el método de secado, siendo empleado el método “por defecto” que consiste en almacenar, en caso de que se produzca, el valor del calado negativo. Dicho elemento vuelve a estar mojado cuando se llena hasta alcanzar el valor de ε_{wd} . Se trata de un método robusto, que conserva la masa y que apenas tiene repercusiones en el tiempo de cálculo. En la v1.7 se introdujeron los métodos de secado “hidrológico” y “estricto”. El primero consiste en realizar un escalado de los caudales de salida de tal manera que se evite la generación de calados por debajo de ε_{wd} sin incrementar el tiempo de computación, mientras que el segundo impide en todo momento que se produzcan calados negativos reduciendo el paso de tiempo, lo que puede incrementar notablemente el tiempo computacional.

RENDIMIENTO

Con el objetivo de ejemplificar los avances llevados a cabo en Iber desde la v1.0, se ha realizado la simulación de una avenida tomando como caso de estudio real la desembocadura de la Riera de la Bisbal, un arroyo de carácter torrencial situado en el NE de la Península Ibérica que transcurre cerca de un entorno urbano (Figura S3). Para ello, se generó una geometría formada por cinco superficies, que luego se importó en modelos calculados con versiones posteriores, empleando la misma discretización del dominio de cálculo (37 297 elementos triangulares) y datos de entrada. De este modo fue posible simular la propagación de una avenida de diseño de 500 años de periodo de retorno con todas las versiones oficiales de Iber, tanto con el código secuencial como paralelizado, empleando la misma computadora y tarjeta gráfica.

El objetivo de este análisis es evaluar, independientemente de la computadora, cómo se ha optimizado Iber para llevar a cabo un tipo concreto de simulación (hidrodinámica, la base del resto de módulos de Iber). Los autores son conscientes de que las capacidades de los ordenadores también han evolucionado, por lo que un modelo calculado con Iber 1.0 en 2010 posiblemente requeriría, para la discretización empleada, tiempos de computación mayores a los presentados. Es por ello que los resultados que se muestran a continuación se expresan en porcentaje y se analizan de forma cualitativa. Los resultados cuantitativos se muestran en el Material Suplementario (Figura S4 y Figura S5).

Construcción del modelo

El modelo se definió a partir de las herramientas propias de GiD, con la creación de polígonos que definen las distintas áreas de acuerdo a los usos del suelo y densidad de elementos que se asignarán con posterioridad. Este procedimiento se justifica por las dimensiones de la zona de estudio, de unas 19 ha, pero puede no resultar práctico para dominios mayores, en especial para tramos de río de varios kilómetros, ríos enteros o cuencas hidrográficas.

Para este fin, como se ha indicado, Iber ya dispone de herramientas de importación de geometrías/mallas que agilizan considerablemente la construcción del modelo. Asimismo, la asignación del coeficiente de rugosidad de Manning a través del concepto de “usos del suelo”, que en este modelo se implementó manualmente, puede hacerse automáticamente desde la primera versión de Iber mediante la importación de un archivo ráster.

Rendimiento computacional y espacio en disco del modelo

Este apartado muestra, de forma indirecta, las mejoras realizadas en el código para obtener modelos numéricos óptimos desde el punto de vista computacional y de uso de recursos. Iber guarda cada modelo en una carpeta de extensión *.gid, por lo que se

evaluó el espacio en disco de toda la carpeta, así como del archivo de resultados, en especial cuando la funcionalidad “No resultados en elementos secos” está activada y “Resultados ASCII” está desactivada.

El tiempo de computación de la simulación se ha dividido en cinco: el tiempo que tarda GiD en generar los archivos que requiere Iber para calcular (Δt_{ini}), el tiempo que tarda Iber en leer los ficheros de entrada e inicializar la simulación (Δt_{check}), el tiempo neto de computación (Δt_{com}), el tiempo total de simulación ($\Delta t_{sim} = \Delta t_{check} + \Delta t_{com}$) y el tiempo total desde que se lanza el cálculo y acaba la simulación ($\Delta t_{TOT} = \Delta t_{sim} + \Delta t_{check}$).

Los cambios en Δt_{ini} , que se mantuvieron entre el 0.16 y el 0.5 % del Δt_{TOT} , no se pueden apreciar con el modelo construido porque el tiempo necesario para la creación de los archivos depende, principalmente, del número de elementos, tipo de condiciones de contorno y módulos de cálculo activados. Para modelos con un número de elementos del orden de centenas de miles o millones, Δt_{ini} adquiriría un peso relevante dentro del Δt_{TOT} , incluso superando a Δt_{com} en casos en los que el modelo esté optimizado. En este sentido, en la v3.3 se mejoró el código reduciendo Δt_{ini} a la décima parte. Δt_{check} , que corresponde a las comprobaciones de Iber para con las conectividades de los elementos y los vértices, suponía entorno al 3% de Δt_{TOT} hasta la v2.0. Las mejoras continuas han permitido reducir Δt_{check} a la décima parte, sobre todo a partir de la v2.1 con una aceleración considerable en las comprobaciones. Actualmente, Δt_{ini} y Δt_{check} son despreciables en términos de tiempos totales de computación ya que Δt_{com} supone más del 99% de Δt_{TOT} para la versión secuencial. Cuando se ejecutan los cálculos con la versión paralelizada, Δt_{ini} y Δt_{check} ganan peso (~5-10 %) porque Δt_{com} se reduce notablemente. En este caso, tan solo se obtuvieron aceleraciones en Δt_{com} del orden de 15-21 veces debido al reducido número de elementos. El rendimiento de la computación paralelizada con GPUs se incrementa notablemente cuando el número de elementos se incrementa y la frecuencia de escritura de resultados se reduce, obteniéndose aceleraciones superiores a 100 veces (García-Feal *et al.*, 2018; Sanz-Ramos *et al.*, 2023a).

El espacio en disco del modelo calculado con la v1.0 ocupa 660 MB, siendo un valor que se mantiene para modelos creados hasta la v2.4. Es a partir de Iber 2.5 cuando el tamaño del modelo se reduce notablemente (~ 60%). Esto se debe, principalmente, a que la opción “Resultados ASCII” está desactivada por defecto. Es decir, los resultados ASCII, a pesar de no incrementar el tiempo total de computación (Δt_{TOT}), suponen un uso considerable de los recursos porque se trata de archivos sin compresión que proporcionan información de las variables hidráulicas para cada elemento y paso de tiempo. En este sentido, con la incorporación de la opción “No resultados en elementos secos” el archivo de resultados se reduce entorno al 35%. Es decir, con las versiones actuales de Iber los modelos alcanzan tasas de reducción del tamaño en disco de casi el 80% respecto a la versión original, a pesar de que el número de archivos contenidos en la carpeta del modelo ha pasado de 34 a más de 80 (sin activar módulos y funcionalidades adicionales). Esta optimización es fundamental para modelos de varios millones de elementos y/o cuando es necesario hacer simulaciones en cascada con metodologías tipo Montecarlo, generar una base de datos suficientemente representativa para alimentar modelos de inteligencia artificial o calibrar modelos numéricos (Bladé *et al.*, 2019a; Dehghan-Souraki *et al.*, 2024; Farfán-Durán *et al.*, 2024; García-Alén *et al.*, 2024; Silva-Cancino *et al.*, 2022, 2024a).

VERSIONES Y LÍNEAS DE TRABAJO FUTURAS

Iber, aun siendo un software nacido y desarrollado desde la academia, evoluciona para dar soluciones vanguardistas a problemas reales de ingeniería civil y ambiental. Como se ha mostrado, los campos de aplicación actuales de Iber abarcan la hidráulica (inundaciones fluviales, gestión de canales, etc.), la hidrología (ciclo hidrológico, inundaciones pluviales, etc.), la eco-hidráulica (planificación hidrológica, caudales ambientales, etc.), la gestión de cuencas (producción de sedimentos, control de inundaciones, etc.), la morfodinámica fluvial (transporte de sedimentos, procesos de erosión/sedimentación, etc.), el transporte y propagación de contaminantes (calidad de aguas), drenaje urbano dual (flujo superficial, flujo en red, flujo en tejado, etc.), entre otras.

Como versiones inminentes, fruto de diversos trabajos de investigación y transferencia de tecnología, se encontraría un nuevo módulo de transporte de flotantes, la paralelización del módulo Iber-SWMM (Sañudo *et al.*, 2025) y su integración Sistemas de Información Geográfica (SIG), un nuevo módulo hidrodinámico para flujos no Newtonianos, la adaptación del módulo de Drenaje Urbano para la simulación de redes de canales a cielo abierto y transporte de sedimentos, y el acoplamiento entre Iber y PEST. Asimismo, futuras versiones también dispondrán del código paralelizado para tarjetas gráficas AMD.

El módulo de transporte de madera, denominado IberWOOD (Ruiz-Villanueva *et al.*, 2014c), permite la simulación acoplada de la hidrodinámica y madera (troncos) tanto por flotación como por arrastre. El transporte de madera se simula mediante una malla lagrangiana donde los troncos se representan como líneas y cuyo movimiento está completamente acoplado con la hidrodinámica (Ruiz-Villanueva *et al.*, 2014a, 2014a, 2015, 2016).

La integración del motor Iber-SWMM en un sistema de información geográfica de uso libre como QGIS (Sañudo-Costoya *et al.*, 2024), a través del plugin Giswater (Torret y Medina, 2014), permitirá una definición acoplada de todos los elementos del drenaje urbano, a partir de bases de datos georreferenciadas existentes, y una visualización avanzada de los resultados hidráulicos, tanto en superficie (mapas de profundidades, velocidades o peligrosidades) como en la red de drenaje (vertidos cerca de masas de agua o inundaciones de arquetas).

La simulación de flujos no Newtonianos se está llevando a cabo mediante la adaptación del esquema numérico de Roe, concretamente con cambios en los términos fuente del *momentum* (Sanz-Ramos *et al.*, 2023d) y, además, la incorporación de diferentes modelos reológicos (Sanz-Ramos *et al.*, 2023c). Este nuevo módulo, denominado IberNNF, permite simular el estado dinámico y estático de fluidos –no agua– obteniendo una superficie libre del flujo no horizontal, característico de fluidos no Newtonianos, incluso en geometrías irregulares y pendientes pronunciadas. Los campos de aplicación van desde la simulación de avalanchas de nieve (Sanz-Ramos *et al.*, 2021b, 2023d), rotura de presas y propagación de relaves mineros (Sanz-Ramos *et al.*, 2024b, c) y flujos hiperconcentrados (Ruiz-Villanueva *et al.*, 2019), pero también puede aplicarse a flujos de derrubio, lahares, etc.

Actualmente se están llevando a cabo mejoras en el módulo de Drenaje Urbano que permitirán, por un lado, resolver la hidrodinámica en canales abiertos como cerrados con geometrías rectangulares, circulares y trapezoidales y, por otro lado, integrar el módulo de Transporte de Sedimentos para realizar simulaciones completamente acopladas en 1D.

El acoplamiento de Iber con algoritmos de optimización se está llevando a cabo mediante el módulo Iber-PEST (García-Alén *et al.*, 2024), que permite abordar el problema de calibrar modelos físicamente basados en tiempos de computación reducidos. Todo el proceso de calibración, completamente integrado en la interfaz de Iber, se sintetiza en la definición de los parámetros a calibrar, datos observados (p. ej., un hidrograma) y los parámetros de PEST (Doherty, 2004) para alcanzar el mejor ajuste. Cuando se alcanza el valor objetivo, el proceso de simulación se detiene proporcionando los parámetros hidrológicos e hidráulicos que mejor se ajustan según los datos proporcionados y criterios fijados.

CONCLUSIONES

Iber es una herramienta de modelización numérica bidimensional del flujo en lámina libre nacida y evolucionada desde la academia que actualmente ofrece soluciones vanguardistas a problemas de ingeniería hidráulica, hidrológica y ambiental. En el periodo 2010-2024 se han lanzado 31 versiones en las que se han incluido, además de los módulos originales (hidrodinámica, turbulencia y transporte de sedimentos), nuevas capacidades de cálculo que permiten llevar a cabo de simulaciones cada vez más complejas. Destacan la simulación de procesos hidrológicos-hidráulicos completamente distribuidos a nivel de cuenca rural y urbana, la evaluación y propagación de contaminantes en ríos y estuarios, la determinación del hábitat potencial útil para peces y su evolución espacio-temporal, la estimación de la capacidad de generación y arrastre de sedimentos en cuencas, el drenaje urbano dual, la rotura de presas y balsas, entre otras.

La evolución de Iber no se limita al desarrollo, validación y aplicación de nuevos módulos de cálculo, ya que también ha ido mejorando en términos de tiempos computacionales y espacio en disco. La versión 1.3 permitió reducir el tamaño del archivo de resultados en un 35% con la funcionalidad “No resultados en elementos secos”, llegando actualmente casi al 50%. A partir de la v2.0, y en especial en la v2.5 con la no escritura de archivos ASCII, el tamaño de los modelos se redujo más de la mitad manteniendo el mismo tamaño en el archivo de resultados. La v2.5 también supuso una mejora substancial en los tiempos computacionales con la irrupción de la versión paralelizada, consiguiendo aceleraciones superiores a 100 veces.

Los módulos y capacidades de cálculo implementados, así como las líneas de trabajo futuras, demuestran que la modelización hidrodinámica bidimensional todavía tiene un gran potencial de desarrollo. Iber sigue líneas de desarrollo con una visión eminentemente práctica, permitiendo a usuarios y usuarias realizar simulaciones cada vez más fidedignas al proceso físico

a representar. Y todo ello, se puede hacer con una única herramienta numérica, empleando el mismo flujo de trabajo para simular procesos hidrodinámicos cada vez más complejos y cuyas capacidades están a la par de otras herramientas numéricas existentes.

AGRADECIMIENTOS

La evolución de Iber a lo largo de sus 15 años de vida ha ido a distintas velocidades. El soporte económico para su desarrollo ha sido variable y discontinuo, condicionado por los ciclos económicos. El desarrollo y mantenimiento de la herramienta ha sido posible, en parte, gracias a la ilusión y el esfuerzo de muchas personas integradas permanentemente o temporalmente en los grupos GEAMA, Flumen y CIMNE, a los que los autores quieren mostrar su agradecimiento. Asimismo, los autores quieren agradecer la financiación recibida a través distintos proyectos por parte del Centro de Estudios Hidrográficos del Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), la Dirección General del Agua (DGA) y la Agencia Estatal de Investigación (AEI). Esta publicación forma parte del proyecto “DRAIN - Digital RAIN. Un modelo integrado de drenaje urbano” (CPP2021-008756) financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades/Agencia Estatal de Investigación/10.13039/501100011033/ y por el “Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia de España: Next Generation EU/PRTR de la Unión Europea”. O. García-Feal ha contado con el apoyo del contrato postdoctoral “Juan de la Cierva” (JDC2022-048667-I), financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por la Unión Europea “NextGenerationEU”/PRTR.

MATERIAL SUPLEMENTARIO

El material suplementario está disponible en <https://polipapers.upv.es/index.php/IA/article/view/23259/17370>

REFERENCIAS

- Al-Ghosoun, A., Herty, M., Seaid, M. 2019. A new numerical treatment of moving wet/dry fronts in dam-break flows, *J. Appl. Math. Comput.*, 59, 489–516, <https://doi.org/10.1007/s12190-018-1189-5>
- Álvarez, M., Puertas, J., Peña, E., Bermúdez, M. 2017. Two-Dimensional Dam-Break Flood Analysis in Data-Scarce Regions: The Case Study of Chipembe Dam, Mozambique, *Water*, 9, 432, <https://doi.org/10.3390/w9060432>
- Aragón-Hernández, J.L. 2013. *Modelación numérica integrada de los procesos hidráulicos en el drenaje urbano*. Tesis doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya. <https://doi.org/10.5821/dissertation-2117-95059>
- Aragón-Hernández, J.L., Bladé, E. 2017. Modelación numérica de flujo mixto en conductos cerrados con esquemas en volúmenes finitos. *Tecnol. y ciencias del agua*, 08, 127–142, <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-03-08>
- Aranda, J.Á., Beneyto, C., Sánchez-Juny, M., Bladé, E. 2021. Efficient Design of Road Drainage Systems, *Water*, 13, 1661, <https://doi.org/10.3390/w13121661>
- Aranda, J.Á., Sánchez-Juny, M., Sanz-Ramos, M., Beneyto, C. 2023. Design of Drainage Downspouts Systems over a Road Embankment, *Water*, 15, 3529, <https://doi.org/10.3390/w15203529>
- Arbat-Bofill, M., Palau, A., Sánchez-Juny, M., Bladé, E., Niñerola, D., Dolz Ripollés, J. 2014. Hydrodynamics of Ribarroja Reservoir (Ebro River, Spain): Water temperature, water velocities and water age. In *Proceeding of the International Conference on Fluvial Hydraulics* (River Flow 2014). Lausanne: Taylor & Francis Group (pp. 1737-1744). <https://doi.org/10.13140/2.1.3271.5522>
- Bermúdez, M., Cea, L., Puertas, J., Sopena, J., López, F., Vigo, M.Á. 2012. Desarrollo de una herramienta para la determinación del Hábitat fluvial con Iber, in: *I Workshop Iber 2012*.

- Bermúdez, M., Neal, J.C., Bates, P.D., Coxon, G., Freer, J.E., Cea, L., Puertas, J.J., Bermudez, M., Neal, J.C., Bates, P.D., Coxon, G., Freer, J.E., Puertas, J.J., Bermúdez, M., Neal, J.C., Bates, P.D., Coxon, G., Freer, J.E., Cea, L., Puertas, J.J. 2017. Quantifying local rainfall dynamics and uncertain boundary conditions into a nested regional-local flood modelling system, *Water Resour. Res.*, 53, 2770–2785, <https://doi.org/10.1002/2016WR019903>
- Bladé, E. 2005. *Modelación del flujo en lámina libre sobre cauces naturales. Análisis integrado con esquemas en volúmenes finitos en una y dos dimensiones*, Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona, España.
- Bladé, E., Gómez-Valentín, M. 2006. Modelación del flujo en lámina libre sobre cauces naturales. Análisis integrado en una y dos dimensiones, Centro Internacional de Métodos Numéricos en Ingeniería. *Monografía CIMNE n° 97*, Junio 2006, 227 pp.
- Bladé, E., Sánchez-Juny, M., Sánchez, H.P., Niñerola, D., Gómez-Valentín, M. 2009. *Modelación numérica en ríos en régimen permanente y variable una visión a partir del modelo HEC-RAS*, Edicions UPC.
- Bladé, E., Cea, L., Corestein, G., Escolano, E., Puertas, J., Vázquez-Cendón, E., Dolz, J., Coll, A. 2014a. Iber: herramienta de simulación numérica del flujo en ríos. *Rev. Int. Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ing.*, 30, 1–10, <https://doi.org/10.1016/j.rimni.2012.07.004>
- Bladé, E., Cea, L., Corestein, G. 2014b. Modelización numérica de inundaciones fluviales. *Ingeniería del agua*, 18, 68, <https://doi.org/10.4995/ia.2014.3144>
- Bladé, E., Sánchez-Juny, M., Arbat, M., Dolz, J. 2019a. Computational Modeling of Fine Sediment Relocation Within a Dam Reservoir by Means of Artificial Flood Generation in a Reservoir Cascade. *Water Resour. Res.*, 55, 3156–3170, <https://doi.org/10.1029/2018WR024434>
- Bladé, E., Sanz-Ramos, M., Dolz, J., Expósito-Pérez, J., Sánchez-Juny, M. 2019b. Modelling flood propagation in the service galleries of a nuclear power plant. *Nucl. Eng. Des.*, 352, 110180, <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2019.110180>
- Castro-Organ, O., Roldán, J., Dolz, J. 2015. Resalto Hidráulico Ondulatorio. *Ingeniería del Agua*, 19, 63, <https://doi.org/10.4995/ia.2015.3321>
- Cea, L. 2005. *An unstructured finite volume model for unsteady turbulent shallow water flow with wet-dry fronts: numerical solver and experimental validation*, Tesis Dr. Universidad da Coruña.
- Cea, L., Bladé, E. 2015. A simple and efficient unstructured finite volume scheme for solving the shallow water equations in overland flow applications. *Water Resour. Res.*, 51, 5464–5486, <https://doi.org/10.1002/2014WR016547>
- Cea, L., López-Núñez, A. 2021. Extension of the two-component pressure approach for modeling mixed free-surface-pressurized flows with the two-dimensional shallow water equations. *Int. J. Numer. Methods Fluids*, 93, 628–652, <https://doi.org/10.1002/flid.4902>
- Cea, L., French, J.R., Vázquez-Cendón, M.E. 2006. Numerical modelling of tidal flows in complex estuaries including turbulence: An unstructured finite volume solver and experimental validation. *Int. J. Numer. Methods Eng.*, 67, 1909–1932, <https://doi.org/10.1002/nme.1702>
- Cea, L., Pena, L., Puertas, J., Vázquez-Cendón, M.E., Peña, E. 2007a. Application of Several Depth-Averaged Turbulence Models to Simulate Flow in Vertical Slot Fishways. *J. Hydraul. Eng.*, 133, 160–172, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2007\)133:2\(160\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2007)133:2(160))
- Cea, L., Puertas, J., Vázquez-Cendón, M.E. 2007b. Depth averaged modelling of turbulent shallow water flow with wet-dry fronts. *Arch. Comput. Methods Eng.*, 14, 303–341, <https://doi.org/10.1007/s11831-007-9009-3>
- Cea, L., Bladé, E., Corestein, G., Fraga, I., Espinal, M., Puertas, J. 2014. Comparative analysis of several sediment transport formulations applied to dam-break flows over erodible beds, in: *EGU General Assembly 2014*.

- Cea, L., Bermúdez, M., Puertas, J., Bladé, E., Corestein, G., Escolano, E., Conde, A., Bockelmann-Evans, B., Ahmadian, R. 2016. IberWQ: new simulation tool for 2D water quality modelling in rivers and shallow estuaries. *J. Hydroinformatics*, 18, 816–830, <https://doi.org/10.2166/hydro.2016.235>
- Cea, L., Bladé, E., Sanz-Ramos, M., Fraga, I., Sañudo, E., García-Feal, O., Gómez-Gesteira, M., González-Cao, J. 2020. *Benchmarking of the Iber capabilities for 2D free surface flow modelling*, Universidade da Coruña. Servizo de Publicacións, 52 pp., <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497497640>
- Cea, L., García-Feal, O., Nord, G., Piton, G., Legouët, C. 2024a. Implementation of a GPU-enhanced multiclass soil erosion model based on the 2D shallow water equations in the software Iber. *Environ. Model. Softw.*, 179, 106098, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.106098>
- Cea, L., Álvarez, M., Puertas, J. 2024b. Using integrated hydrological–hydraulic modelling and global data sources to analyse the February 2023 floods in the Umbeluzi Catchment (Mozambique). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 24, 225–243, <https://doi.org/10.5194/nhess-24-225-2024>
- CEDEX. 2020. Manual CEDEX_LAZtoMDT.v.1.0, 5 pp.
- Coll, A., Pasenau, M., Escolano, E., Perez, J.S., Melendo, A., Monros, A., Gárate, J. 2018. www.gidhome.com
- Corestein, G., Bladé, E. 2013. Validación del módulo de transporte de sedimentos de fondo - Modelo Iber, in: *III Jornadas de Ingeniería del Agua: la protección contra los riesgos hídricos*, 27–34.
- Corestein, G., Bladé, E., Niñerola, D. 2014. Modelling bedload transport for mixed flows in presence of a non-erodible bed layer, in: *River Flow 2014*, 1611–1618, <https://doi.org/10.1201/b17133-214>
- Costabile, P., Cea, L., Barbaro, G., Costanzo, C., Llena, M., Vericat, D. 2024. Evaluation of 2D hydrodynamic-based rainfall/runoff modelling for soil erosion assessment at a seasonal scale. *J. Hydrol.*, 130778, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.130778>
- Dehghan-Souraki, D., López-Gómez, D., Bladé-Castellet, E., Larese, A., Sanz-Ramos, M. 2024. Optimizing sediment transport models by using the Monte Carlo simulation and deep neural network (DNN): A case study of the Riba-Roja reservoir, *Environ. Model. Software*, 175, 105979, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.105979>
- Doherty, J. 2004. PEST model-independent parameter estimation user manual, Watermark Numer. Comput. Brisbane, Aust., 3338, 3349.
- Dysarz, T., Sanz-Ramos, M., Wicher-Dysarz, J., Jaskuła, J. 2024. Potential effects of internal dam-break in Stare Miasto Reservoir in Poland. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 53, 101801, <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.101801>
- Farfán-Durán, J.F., Heidari, A., Dhaene, T., Couckuyt, I., Cea, L. 2024. Surrogate-Assisted Evolutionary Algorithm for the Calibration of Distributed Hydrological Models Based on Two-Dimensional Shallow Water Equations. *Water*, 16, 652, <https://doi.org/10.3390/w16050652>
- Farfán, J.F., Cea, L. 2021. Coupling artificial neural networks with the artificial bee colony algorithm for global calibration of hydrological models. *Neural Comput. Appl.*, <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05601-3>
- Farfán, J.F., Cea, L. 2022. Improving the predictive skills of hydrological models using a combinatorial optimization algorithm and artificial neural networks. *Model. Earth Syst. Environ.*, 9, 1103–1118, <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01540-1>
- Farfán, J.F., Cea, L. 2023. Regional streamflow prediction in northwest Spain: A comparative analysis of regionalisation schemes. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 47, 101427, <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101427>
- Fernández-Nóvoa, D., García-Feal, O., González-Cao, J., de Gonzalo, C., Rodríguez-Suárez, J.A., del Portal, C.R., Gómez-Gesteira, M. 2020. MIDAS: A New Integrated Flood Early Warning System for the Miño River. *Water (Switzerland)*, 12, <https://doi.org/10.3390/W12092319>

- Fernández-Nóvoa, D., González-Cao, J., Figueira, J.R., Catita, C., García-Feal, O., Gómez-Gesteira, M., Trigo, R.M. 2023. Numerical simulation of the deadliest flood event of Portugal: Unravelling the causes of the disaster. *Sci. Total Environ.*, 896, 165092, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165092>
- Flood and coastal erosion risk management research and development programme. <https://www.gov.uk/government/organisations/flood-and-coastal-erosion-risk-management-research-and-development-programme>, last access: 1 February 2025.
- Fraga, I., Cea, L., Puertas, J. 2019. Effect of rainfall uncertainty on the performance of physically-based rainfall-runoff models Running title Keywords Acknowledgments 1 Introduction. *Hydrol. Process.*, 33, 160–173, <https://doi.org/10.1002/hyp.13319>
- Fraga, I., Cea, L., Puertas, J. 2020. MERLIN: a flood hazard forecasting system for coastal river reaches. *Nat. Hazards*, 100, 1171–1193, <https://doi.org/10.1007/s11069-020-03855-7>
- Fraga, I., Cea, L., Puertas, J., Mosqueira, G., Quinteiro, B., Botana, S., Fernández, L., Salsón, S., Fernández-García, G., Taboada, J. 2021. MERLIN: Una nueva herramienta para la predicción del riesgo de inundaciones en la demarcación hidrográfica Galicia-Costa. *Ingeniería del agua*, 25, 215, <https://doi.org/10.4995/ia.2021.15565>
- García-Alén, G., García-Fonte, O., Cea, L., Pena, L., Puertas, J. 2021. Modelling Weirs in Two-Dimensional Shallow Water Models. *Water*, 13, 2152, <https://doi.org/10.3390/w13162152>
- García-Alén, G., González-Cao, J., Fernández-Nóvoa, D., Gómez-Gesteira, M., Cea, L., Puertas, J. 2022. Analysis of two sources of variability of basin outflow hydrographs computed with the 2D shallow water model Iber: Digital Terrain Model and unstructured mesh size. *J. Hydrol.*, 612, 128182, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128182>
- García-Alén, G., García-Feal, O., Cea, L., Puertas, J. 2023. Implementación de embalses en cálculos hidrológicos con Iber. *Ingeniería del Agua*, 27, 59–72, <https://doi.org/10.4995/ia.2023.18750>
- García-Alén, G., Montalvo, C., Cea, L., Puertas, J. 2024. Iber-PEST: Automatic calibration in fully distributed hydrological models based on the 2D shallow water equations. *Environ. Model. Softw.*, 177, 106047, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.106047>
- García-Feal, O., González-Cao, J., Gómez-Gesteira, M., Cea, L., Domínguez, J., Formella, A. 2018. An Accelerated Tool for Flood Modelling Based on Iber. *Water*, 10, 1459, <https://doi.org/10.3390/w10101459>
- García-Feal, O., Cea, L., González-Cao, J., Domínguez, J.M., Gómez-Gesteira, M. 2020. IberWQ: A GPU Accelerated Tool for 2D Water Quality Modeling in Rivers and Estuaries. *Water*, 12, 413, <https://doi.org/10.3390/w12020413>
- Instituto Geográfico Nacional. <https://www.ign.es>, last access: 4 June 2023.
- Juárez, J.I.I., Arganis, M.L.L., Dominguez, R., Esquivel, G., Bladé, E., Dolz, J., Sánchez-Tueros, H., Corestein, G. 2014. Comparación del hidrograma de salida de una cuenca con un modelo hidráulico y un modelo distribuido, in: *XXIII Congreso Nacional de Hidráulica*.
- Knight, D.W. 2013. River hydraulics - a view from midstream. *J. Hydraul. Res.*, 51, 2–18, <https://doi.org/10.1080/00221686.2012.749431>
- LeVeque, R.J. 2002. *Finite Volume Methods for Hyperbolic Problems*, Cambridge University Press, <https://doi.org/10.1017/CBO9780511791253>
- Liang, Q., Borthwick, A.G.L. 2009. Adaptive quadtree simulation of shallow flows with wet–dry fronts over complex topography. *Comput. Fluids*, 38, 221–234, <https://doi.org/10.1016/j.compfluid.2008.02.008>
- López-Chacón, S.R., Salazar, F., Bladé, E. 2023. Combining Synthetic and Observed Data to Enhance Machine Learning Model Performance for Streamflow Prediction. *Water*, 15, 2020, <https://doi.org/10.3390/w15112020>
- López-Gómez, D., De Blas-Moncalvillo, M., Cuéllar-Moro, V. 2024. Herramientas para la gestión sostenible de la sedimentación en el embalse de Marmolejo (España). *Ingeniería del Agua*, 28, 1–16, <https://doi.org/10.4995/ia.2024.20376>

- MITECO. 2021. Guía técnica para la clasificación de presas. Ministerio para la transición ecológica y el reto demográfico (MITECO). Madrid, España, 53 pp.
- Montalvo, C., Reyes-Silva, J.D., Sañudo, E., Cea, L., Puertas, J. 2024. Urban pluvial flood modelling in the absence of sewer drainage network data: A physics-based approach. *J. Hydrol.*, 634, 131043, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131043>
- Néelz, S., Pender, G. 2009. Desktop review of 2D hydraulic modelling packages. Science Report: SC080035, Environment Agency, Horison House, Deanery Road, Bristol, BS1 9AH, 63 pp.
- Néelz, S., Pender, G. 2013. *Benchmarking the latest generation of 2D hydraulic modelling packages*. Science Report: SC120002, Environment Agency, Horison House, Deanery Road, Bristol, BS1 9AH, 194 pp.
- Olivares-Cerpa, G., Russo, B., Martínez-Puentes, M., Bladé, E., Sanz-Ramos, M. 2022. “SUDS-lineales” para reducir el riesgo de inundación considerando escenarios de Cambio Climático. *Ingeniería del Agua*, 26, 77–90, <https://doi.org/10.4995/ia.2022.17058>
- Preissmann, A. 1961. Propagation des intumescences dans les canaux et rivières, in: *1st Congrès Association Francaise de Calcul*, Grenoble, AFC, Paris, France, September, 433–442.
- Puertas, J., Cea, L., Bermúdez, M., Pena, L., Rodríguez, Á., Rabuñal, J.R., Balairón, L., Lara, Á., Aramburu, E. 2012. Computer application for the analysis and design of vertical slot fishways in accordance with the requirements of the target species. *Ecol. Eng.*, 48, 51–60, <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2011.05.009>
- RAMFLOOD Project. <https://www.cimne.com/ramflood/>, last access: 13 August 2024.
- Ramos-Fuertes, A., Marti-Cardona, B., Bladé, E., Dolz, J. 2013. Envisat/ASAR Images for the Calibration of Wind Drag Action in the Doñana Wetlands 2D Hydrodynamic Model. *Remote Sens.*, 6, 379–406, <https://doi.org/10.3390/rs6010379>
- RAMWASS. <https://www.cimne.com/ramwass/>, last access: 13 August 2024.
- Rastogi, A.K., Rodi, W. 1978. Predictions of heat and mass transfer in open channels. *J. Hydraul. Div.*, 104, 397–420. <https://doi.org/10.1061/JYCEAJ.0004962>
- Rodi, W. 1980. *Turbulence Models and their Applications in Hydraulics – A State of the Art Review*, Delft, The Netherlands.
- Roe, P.L. 1986. A basis for the upwind differencing of the two-dimensional unsteady Euler equations, Eds.: Morton, Baines, Oxford Univ. Press, 55–80 pp.
- Ruiz-Villanueva, V., Bodoque, J.M., Díez-Herrero, A., Bladé, E. 2014a. Large wood transport as significant influence on flood risk in a mountain village. *Nat. Hazards*, 74, 967–987, <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1222-4>
- Ruiz-Villanueva, V., Bladé Castellet, E., Díez-Herrero, A., Bodoque, J.M., Sánchez-Juny, M. 2014b. Two-dimensional modelling of large wood transport during flash floods. *Earth Surf. Process. Landforms*, 39, 438–449, <https://doi.org/10.1002/esp.3456>
- Ruiz-Villanueva, V., Bladé, E., Sánchez-Juny, M., Marti-Cardona, B., Díez-Herrero, A., Bodoque, J.M. 2014c. Two-dimensional numerical modeling of wood transport. *J. Hydroinformatics*, 16, 1077, <https://doi.org/10.2166/hydro.2014.026>
- Ruiz-Villanueva, V., Díez Herrero, A., Bodoque del Pozo, J.M., Blade Castellet, E., Sanchez Juny, M. 2015. Large Wood Transport Influence on Flash Flood Risk in a Mountain Village in Central Spain, in: *Engineering Geology for Society and Territory - Volume 3*, Springer International Publishing, Cham, 123–126, https://doi.org/10.1007/978-3-319-09054-2_23
- Ruiz-Villanueva, V., Piégay, H., Gurnell, A.M., Marston, R.A., Stoffel, M. 2016. Recent advances quantifying the large wood dynamics in river basins: New methods and remaining challenges. *Rev. Geophys.*, 54, 611–652, <https://doi.org/10.1002/2015RG000514>
- Ruiz-Villanueva, V., Mazzorana, B., Bladé, E., Bürkli, L., Iribarren-Anacona, P., Mao, L., Nakamura, F., Ravazzolo, D., Rickenmann, D., Sanz-Ramos, M., Stoffel, M., Wohl, E. 2019. Characterization of wood-laden flows in rivers. *Earth Surf. Process. Landforms*, 44, 1694–1709, <https://doi.org/10.1002/esp.4603>

- Sañudo-Costoya, E., García-Feal, O., Cea, L., Puertas, J., Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Torret, X., Guzmán, M., Marques, P., Pi, N., Romero, A.P. 2024. DRAIN Project: an integrated urban drainage model in QGIS with Iber-SWMM, in: *16th International Conference on Urban Drainage*, 4.
- Sañudo, E., Cea, L., Puertas, J. 2020. Modelling Pluvial Flooding in Urban Areas Coupling the Models Iber and SWMM. *Water (Switzerland)*, 12, 2647, <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/w12092647>
- Sañudo, E., Cea, L., Puertas, J., Naves, J., Anta, J. 2024. Large-scale physical facility and experimental dataset for the validation of urban drainage models. *Hydrol. Process.*, 38, <https://doi.org/10.1002/hyp.15068>
- Sañudo, E., García-Feal, O., Hagen, L., Cea, L., Puertas, J., Montalvo, C., Alvarado-Vicencio, R., Hofmann, J. 2025. IberSWMM+: A high-performance computing solver for 2D-1D pluvial flood modelling in urban environments. *J. Hydrol.*, 651, 132603, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.132603>
- Sanz-Ramos, M., Blade, E., Amengual, A., Romero, R., Roux, H. 2017. Implementation and calibration of a distributed hydrological model based on the finite volume method, in: *10th HyMeX Workshop*, 142–143.
- Sanz-Ramos, M., Amengual, A., Bladé, E., Romero, R., Roux, H. 2018. Flood forecasting using a coupled hydrological and hydraulic model (based on FVM) and highresolution meteorological model. *E3S Web Conf.*, 40, 8, <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20184006028>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Palau-Ibars, A., Vericat, D., Ramos-Fuertes, A. 2019a. IberHABITAT: evaluación de la Idoneidad del Hábitat Físico y del Hábitat Potencial Útil para peces. Aplicación en el río Eume. *Ribagua*, 6, 158–167, <https://doi.org/10.1080/23863781.2019.1664273>
- Sanz-Ramos, M., Olivares Cerpa, G., Bladé, E. 2019b. Metodología para el análisis de rotura de presas con aterramiento mediante simulación con fondo móvil. *Ribagua*, 6, 138–147, <https://doi.org/10.1080/23863781.2019.1705198>
- Sanz-Ramos, M., Martí-Cardona, B., Bladé, E., Seco, I., Amengual, A., Roux, H., Romero, R. 2020a. NRCS-CN Estimation from Onsite and Remote Sensing Data for Management of a Reservoir in the Eastern Pyrenees. *J. Hydrol. Eng.*, 25, 05020022, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001979](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001979)
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Escolano, E. 2020b. Optimización del cálculo de la Vía de Intenso Desagüe con criterios hidráulicos, *Ingeniería del agua*, 24, 203, <https://doi.org/10.4995/ia.2020.13364>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., González-Escalona, F., Olivares, G., Aragón-Hernández, J.L. 2021a. Interpreting the Manning Roughness Coefficient in Overland Flow Simulations with Coupled Hydrological-Hydraulic Distributed Models. *Water*, 13, 3433, <https://doi.org/10.3390/w13233433>
- Sanz-Ramos, M., Andrade, C.A., Oller, P., Furdada, G., Bladé, E., Martínez-Gomariz, E. 2021b. Reconstructing the Snow Avalanche of Coll de Pal 2018 (SE Pyrenees). *GeoHazards*, 2, 196–211, <https://doi.org/10.3390/geohazards2030011>
- Sanz-Ramos, M., Olivares, G., Bladé, E. 2022a. Experimental characterization and two-dimensional hydraulic-hydrologic modelling of the infiltration process through permeable pavements. *Rev. Int. Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ing.*, 38, <https://doi.org/10.23967/j.rimni.2022.03.012>
- Sanz-Ramos, M., Cea, L., Bladé, E., López-Gómez, D., Sañudo, E., Corestein, G., García-Alén, G., Aragón-Hernández, J. 2022b. Iber v3. Reference manual and user's interface of the new implementations, CIMNE, <https://doi.org/10.23967/iber.2022.01>
- Sanz-Ramos, M., López-Núñez, A., Cea, L., Bladé, E. 2022c. Modelling pressurized flow through hydraulic structures and bridges using a 2D-SWE-based model, in: *Proceedings of the 39th IAHR World Congress*, 3729–3736, <https://doi.org/10.3850/IAHR-39WC252171192022447>
- Sanz-Ramos, M., López-Gómez, D., Bladé, E., Dehghan-Souraki, D. 2023a. A CUDA Fortran GPU-parallelised hydrodynamic tool for high-resolution and long-term eco-hydraulic modelling. *Environ. Model. Softw.*, 161, 105628, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105628>

- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Silva-Cancino, N., Salazar, F., López-Gómez, D., Martínez-Gomariz, E. 2023b. A Probabilistic Approach for Off-Stream Reservoir Failure Flood Hazard Assessment. *Water*, 15, 2202, <https://doi.org/10.3390/w15122202>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Sánchez-Juny, M. 2023c. El rol de los términos de fricción y cohesión en la modelización bidimensional de fluidos no Newtonianos: avalanchas de nieve densa. *Ingeniería del Agua*, 27, 295–310, <https://doi.org/10.4995/ia.2023.20080>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Oller, P., Furdada, G. 2023d. Numerical modelling of dense snow avalanches with a well-balanced scheme based on the 2D shallow water equations. *J. Glaciol.*, 69(278) 1–17, <https://doi.org/10.1017/jog.2023.48>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Silva-Cancino, N., Salazar, F. 2024a. Avances en Iber para la clasificación de balsas: proyecto ACROPOLIS. *Ingeniería del Agua*, 28, 47–63, <https://doi.org/10.4995/ia.2024.20609>
- Sanz-Ramos, M., Bladé, E., Sánchez-Juny, M., Dysarz, T. 2024b. Extension of Iber for Simulating Non-Newtonian Shallow Flows: Mine-Tailings Spill Propagation Modelling. *Water*, 16, 2039, <https://doi.org/10.3390/w16142039>
- Sanz-Ramos, M., Vales-Bravo, J.J., Bladé, E., Sánchez-Juny, M. 2024c. Reconstructing the spill propagation of the Aznalcóllar mine disaster. *Mine Water Environ.*, 43, <https://doi.org/10.1007/s10230-024-01000-5>
- Silva-Cancino, N., Salazar, F., Sanz-Ramos, M., Bladé, E. 2022. A Machine Learning-Based Surrogate Model for the Identification of Risk Zones Due to Off-Stream Reservoir Failure. *Water*, 14, 2416, <https://doi.org/10.3390/w14152416>
- Silva-Cancino, N., Salazar, F., Bladé, E. 2024a. ACROPOLIS: A graphical user interface for classification of risk for off-stream reservoirs using machine learning. *SoftwareX*, 26, 101657, <https://doi.org/10.1016/j.softx.2024.101657>
- Silva-Cancino, N., Salazar, F., Bladé, E., Sanz-Ramos, M. 2024b. Influence of breach parameter models on hazard classification of off-stream reservoirs. *Water Sci. Eng.*, 48, <https://doi.org/10.1016/j.wse.2024.05.001>
- Sopelana, J., Cea, L., Ruano, S. 2018. A continuous simulation approach for the estimation of extreme flood inundation in coastal river reaches affected by meso- and macrotides. *Nat. Hazards*, 93, 1337–1358, <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3360-6>
- Tan, W.Y. 1992. *Shallow Water Hydrodynamics*, first Edit., Elsevier Science, 433 pp.
- Toro, E.F. 2009. *Riemann Solvers and Numerical Methods for Fluid Dynamics*, Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 738 pp., <https://doi.org/10.1007/b79761>
- Torret, X., Medina, V. 2014. PostgreSQL y PostGIS 2.0 aplicados al mundo de la ingeniería hidráulica y fluvial, in: *VIII Jornadas de SIG libre*, 11.
- Tsakiris, G. 2014. Flood risk assessment: concepts, modelling, applications. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 14, 1361–1369, <https://doi.org/10.5194/nhess-14-1361-2014>
- Uber, M., Nord, G., Legout, C., Cea, L. 2021. How do modeling choices and erosion zone locations impact the representation of connectivity and the dynamics of suspended sediments in a multi-source soil erosion model? *Earth Surf. Dyn.*, 9, 123–144, <https://doi.org/10.5194/esurf-9-123-2021>

SIMPCCe: una herramienta para el análisis de aportaciones a embalses ante escenarios de cambio climático

SIMPCCe: a tool for the analysis of reservoir inflows under climate change scenarios

Salvador Navas ^{a1*}, Manuel del Jesus ^{a2}

^{a1}IHCantabria - Instituto de Hidráulica Ambiental de la Universidad de Cantabria, Santander, España.

E-mail: ^{a1*}salvador.navas@unican.es, ^{a2}manuel.deljesus@unican.es

*Autor para correspondencia

Recibido: 16/01/2025

Aceptado: 04/04/2025

Publicado: 30/04/2025

Citar como: Navas, S., del Jesus, M. 2025. SIMPCCe: a tool for the analysis of reservoir inflows under climate change scenarios. *Ingeniería del agua*, 29(2), 132-148. <https://doi.org/10.4995/ia.2025.23217>

RESUMEN

El cambio climático y el calentamiento global alterarán los regímenes de precipitación y temperatura afectando al ciclo del agua. Esto puede reducir las aportaciones a embalses, afectando su funcionamiento y las demandas que satisfacen. Es crucial realizar estudios climáticos para entender la evolución del recurso hídrico y proponer medidas adaptativas. En España, estudios recientes resaltan la necesidad de disponer de información accesible. Para intentar satisfacer esta necesidad creamos la herramienta SIMPCCe una aplicación de código abierto, gratuitamente disponible en Github. SIMPCCe es una herramienta basada en inteligencia artificial diseñada para modelar el balance hídrico de cuencas en España bajo escenarios de cambio climático. Utiliza datos oficiales de variables como precipitación, temperatura y aportaciones históricas para estimar el agua disponible en los embalses en distintos contextos climáticos futuros. Este avance tecnológico es clave para la planificación y gestión adaptativa de los recursos hídricos, promoviendo la sostenibilidad y fortaleciendo la resiliencia frente a los efectos del cambio climático.

Palabras clave | cambio climático; inteligencia artificial; toma de decisiones; aportaciones a embalses; redes neuronales.

ABSTRACT

Climate change and global warming will alter precipitation and temperature patterns, significantly impacting the water cycle. These changes may reduce water inflows to reservoirs, affecting their operational efficiency and their ability to meet associated demands. Conducting climate studies is essential to understanding the evolution of water resources and developing effective adaptive measures. In Spain, recent studies have emphasized the need for accessible and reliable information to address these challenges. To meet this demand, we developed SIMPCCe, an open-source application freely available on GitHub. SIMPCCe is an artificial intelligence-based tool designed to model the hydrological balance of watersheds in Spain under various climate change scenarios. It uses official data on variables such as precipitation, temperature, and historical inflows to estimate water availability in reservoirs under different future climatic contexts. This technological innovation represents a significant step forward in adaptive water resource planning and management, promoting sustainability and enhancing resilience to the impacts of climate change.

Key words | climate change; artificial intelligence; decision making; reservoir inflows; neural networks.

INTRODUCCIÓN

Hoy en día, todo el mundo conoce el cambio climático y la mayor parte de los técnicos entiende la importancia de incorporarlo en sus evaluaciones y análisis, especialmente aquellos ligados a la gestión de los recursos hídricos (del Jesus *et al.*, 2020). Sin embargo, existe una barrera importante entre la consciente necesidad de incorporar el cambio climático en los análisis y la capacidad técnica de llevarlo a cabo (Azhoni *et al.*, 2017). Esta barrera aparece porque los pronósticos de cambio climático (*Climate projections* en inglés) son aún productos de investigación, generados por investigadores principalmente para investigadores, y que por tanto son difíciles de incorporar en los métodos y procedimientos utilizados por técnicos y tomadores de decisión del ámbito de la gestión del agua (Groves *et al.*, 2008). Además, los gestores del agua se enfrentan a dificultades para utilizar estos pronósticos debido a la alta incertidumbre que presentan y la falta de herramientas claras para aplicarlos en la planificación y gestión efectiva (Barsugli *et al.*, 2012), lo cual se suma a la desconexión entre los pronósticos de cambio climático y las decisiones a nivel local.

En España, existen herramientas como CAMREC¹ desarrollada por el Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), que proporcionan información útil para el análisis de los recursos hídricos en régimen natural. CAMREC es una aplicación gratuita integrada en el sistema de información geográfica QGIS, diseñada para facilitar la consulta y análisis de mapas que resumen los resultados del estudio “Evaluación del Impacto del Cambio Climático en los Recursos Hídricos y Sequías en España” (CEDEX, 2017) esta herramienta permite visualizar pronósticos de variables hidroclimáticas a lo largo del siglo XXI, calcular valores promedios espaciales de variables climáticas en cualquier área especificada y estimar cambios porcentuales entre periodos de control y futuros.

Sin embargo, CAMREC es una herramienta centrada principalmente en la visualización y análisis general de información climática histórica y futura, sin proporcionar series temporales detalladas de aportaciones a embalses bajo escenarios específicos de cambio climático. Por lo tanto, aunque es valiosa para análisis informativos, no está diseñada para realizar análisis predictivos robustos que consideren las dinámicas específicas de las cuencas hidrográficas y las respuestas de los embalses ante diferentes escenarios de cambio climático. En contraste, SIMPCCe aborda estas limitaciones al integrar modelos de redes neuronales que permiten generar pronósticos detallados y adaptativos de las aportaciones hídricas a embalses específicos bajo diversos escenarios climáticos. Esta capacidad proporciona a los gestores hídricos una herramienta más precisa y útil para la planificación y gestión de los recursos hídricos en un contexto de cambio climático.

En este contexto, SIMPCCe ha sido desarrollada como complemento a la “Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático” (Navas *et al.*, 2022) que explica paso a paso como considerar el cambio climático en los análisis de aportaciones. SIMPCCe facilita el análisis detallado de aportaciones bajo múltiples escenarios climáticos en cualquier ubicación de la red hídrica de España, lo que facilita el desarrollo de análisis sólidos sobre los impactos del cambio climático en las aportaciones mínimas a los embalses y sus efectos en la gestión de los recursos hídricos. Además, SIMPCCe está a disposición de los usuarios a través de GitHub (Navas y del Jesus, 2024), donde se puede acceder tanto a la aplicación de forma gratuita como al código fuente que la sustenta, promoviendo la transparencia y la posibilidad de adaptación a diferentes necesidades.

La herramienta está diseñada para abordar los aspectos esenciales de la adaptación al cambio climático en el sector de gestión hídrica, apoyándose en el fortalecimiento de los sistemas actuales de supervisión, operación y mantenimiento de embalses. Su propósito es facilitar evaluaciones claras, promover la creación de estrategias adaptativas y apoyar la toma de decisiones informadas por parte de los gestores.

SIMPCCe (ver Figura 1) es una aplicación desarrollada en Python que permite generar pronósticos mensuales de aportaciones a embalses en cualquier punto seleccionado de la red fluvial española. La aplicación descarga automáticamente datos climáticos históricos oficiales (precipitación y temperatura) y entrena con ellos un modelo predictivo basado en redes neuronales artificiales (ANN) (Marquez *et al.*, 1991).

Existen diversas metodologías para estimar las aportaciones a embalses, que pueden clasificarse generalmente en modelos hidrológicos conceptuales, estadísticos y basados en aprendizaje automático. Los modelos hidrológicos conceptuales, como

¹ https://ceh.cedex.es/web/documentos/CAMREC/Manual_CAMREC.pdf

SIMPA (CEDEX, 2020), se basan en representaciones físicas simplificadas de los procesos hidrológicos, mientras que los modelos estadísticos utilizan relaciones empíricas para establecer la conexión entre variables climáticas y aportaciones. Recientemente, los modelos basados en aprendizaje automático, particularmente las redes neuronales artificiales (ANN), han ganado relevancia debido a su alta capacidad para captar relaciones no lineales complejas entre variables (Panigrahi y Behera, 2020; Rahman y Asadujjaman, 2021). En este contexto, SIMPCCe implementa un modelo predictivo basado en redes neuronales artificiales debido a su elevada precisión predictiva y flexibilidad operativa, lo que lo convierte en una solución especialmente adecuada para estimar series detalladas de aportaciones mensuales bajo distintos escenarios climáticos. Este modelo predictivo basado en redes neuronales artificiales reproduce las series de aportaciones mensuales en un punto específico de la red fluvial utilizando como variables de entrada los datos históricos mensuales de precipitación y temperatura. Posteriormente, con el modelo ya entrenado, SIMPCCe aplica una corrección de sesgo a los pronósticos futuros de variables climáticas bajo distintos escenarios de cambio climático, e integra estos datos corregidos para generar predicciones detalladas de aportaciones futuras, ofreciendo así una visión precisa y anticipada de los impactos potenciales del cambio climático en los embalses.

La interfaz gráfica de SIMPCCe (ver Figura 1) está organizada en diferentes pestañas que permiten al usuario seguir de forma sencilla y clara todo el proceso descrito anteriormente, desde la configuración inicial de la cuenca hasta la generación y análisis de escenarios climáticos futuros. La herramienta SIMPCCe ha sido aplicada y sometida a pruebas rigurosas en varios embalses localizados por diferentes puntos de España, validando la eficacia de su red neuronal para generar pronósticos precisos de aportaciones hídricas bajo diversas condiciones climáticas. Los resultados obtenidos, que ya están detallados en estudios previos como la “Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático” (Navas *et al.*, 2022), demuestran su utilidad como una herramienta confiable y efectiva para la planificación y toma de decisiones en la gestión adaptativa de embalses frente al cambio climático.

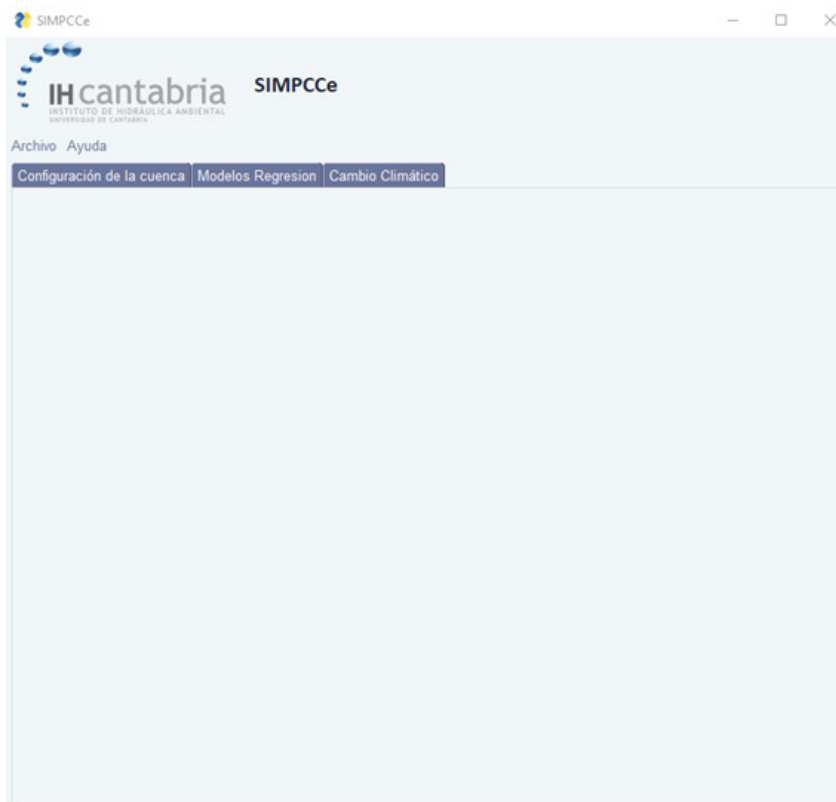


Figura 1 | Interfaz gráfica principal de la aplicación SIMPCCe mostrando las pestañas principales del proceso de análisis: configuración de la cuenca, desarrollo del modelo de regresión y análisis de escenarios de cambio climático.

OBJETIVOS

Dado que los pronósticos climáticos actuales presentan retos importantes en términos de accesibilidad, precisión y aplicabilidad para los gestores hídricos (Azhoni *et al.*, 2017; Barsugli *et al.*, 2012; Groves *et al.*, 2008), el presente artículo tiene como objetivo principal presentar SIMPCCe como una herramienta práctica que facilita la incorporación efectiva del cambio climático en la planificación y gestión adaptativa de embalses. Para lograr este propósito, se establecen los siguientes objetivos específicos:

- Simplificar el acceso y la descarga automática de información hidroclimática procedente de fuentes oficiales.
- Automatizar la delimitación precisa de cuencas hidrográficas para cualquier punto o embalse dentro de la red hídrica española.
- Permitir el entrenamiento automatizado de modelos predictivos utilizando técnicas avanzadas basadas en redes neuronales artificiales (ANN), a partir de datos históricos disponibles.
- Facilitar la evaluación robusta y específica de escenarios climáticos futuros, incorporando la corrección de sesgo en las variables climáticas y la estimación de las aportaciones hídricas esperadas.
- Generar y visualizar resultados relevantes de manera clara y sencilla, apoyando así la toma de decisiones informadas en la gestión adaptativa frente a escenarios de cambio climático.

METODOLOGÍA

SIMPCCe consta de 5 módulos diferenciados que se corresponden a los 5 pasos de la metodología de análisis de aportaciones ante escenarios de cambio climático (Navas *et al.*, 2022):

- Descarga de información.
- Configuración de la cuenca aportante a un punto dado.
- Entrenamiento de una red neuronal para la predicción de caudal.
- Corrección de sesgo de los modelos de cambio climático.
- Simulación y análisis de escenarios de cambio climático.

A continuación, se describe cada uno de estos módulos.

Descarga de información

El paso inicial en cualquier estudio de impacto relacionado con el cambio climático consiste en recopilar las fuentes de información necesarias para llevar a cabo el análisis. Esto incluye datos del período histórico, conocido también como periodo de control, así como datos proyectados para evaluar escenarios futuros de cambio climático. La aplicación SIMPCCe facilita este proceso al descargar automáticamente los siguientes datos climáticos e hidrológicos necesarios para el análisis:

- Base de datos SPAIN02 versión v5 (Herrera *et al.*, 2012): Incluye información mensual de precipitación y temperatura correspondiente al periodo 1971-2015, organizada en una rejilla regular con una resolución de 0,1° (~10 km)².
- Resultados de aportaciones en formato espacial del modelo hidrológico SIMPA (CEDEX, 2020): Estos datos son proporcionados por el Centro de Estudios Hidrográficos del CEDEX y representan las aportaciones hídricas simuladas³.
- Datos de los pronósticos de 10 modelos climáticos para el siglo XXI sobre España: Generados por AEMET en el marco del proyecto CORDEX, con resolución temporal mensual para los escenarios de cambio climático RCP45 y RCP85⁴.

² https://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/cambio_climat/datos_diarios?w=2&w2=1

³ <https://www.miteco.gob.es/es/agua/temas/evaluacion-de-los-recursos-hidricos/evaluacion-recursos-hidricos-regimen-natural.html>

⁴ https://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/cambio_climat/datos_mensuales

Configuración de la cuenca aportante a un punto dado

A partir de las coordenadas del punto donde se localiza la presa que se quiere analizar, se delimita la cuenca aportante utilizando la librería de Python pysheds (Bartos, 2020), que permite extraer las propiedades geomorfológicas necesarias. Estas propiedades se obtienen a partir de un modelo digital del terreno⁵ con una resolución de 200 m, el cual está incorporado en la aplicación.

Además de la definición de la cuenca aportante, la aplicación establece una malla de puntos distribuidos en la propia cuenca donde se extraen los datos climáticos (predictores - variables a partir de las cuales se predice) para poder entrenar la red neuronal. En el punto de desagüe de la cuenca, definido por el usuario, se extrae la serie de aportaciones de SIMPA (predictando - variable que se predice). La aplicación también permite que el usuario pueda proporcionar una serie propia de aportaciones mensuales distinta a la de SIMPA para poder entrenar la red neuronal.

Una vez que se organizan las tablas con las series temporales de las variables hidroclimáticas en cada punto, la información se exporta en formato CSV. Estos archivos resultan imprescindibles para las etapas posteriores del análisis y ofrecen a los usuarios la posibilidad de utilizarlos en sus propios análisis.

En la Figura 2 se muestra un ejemplo de cómo se extrae y configura la malla de puntos de una cuenca.

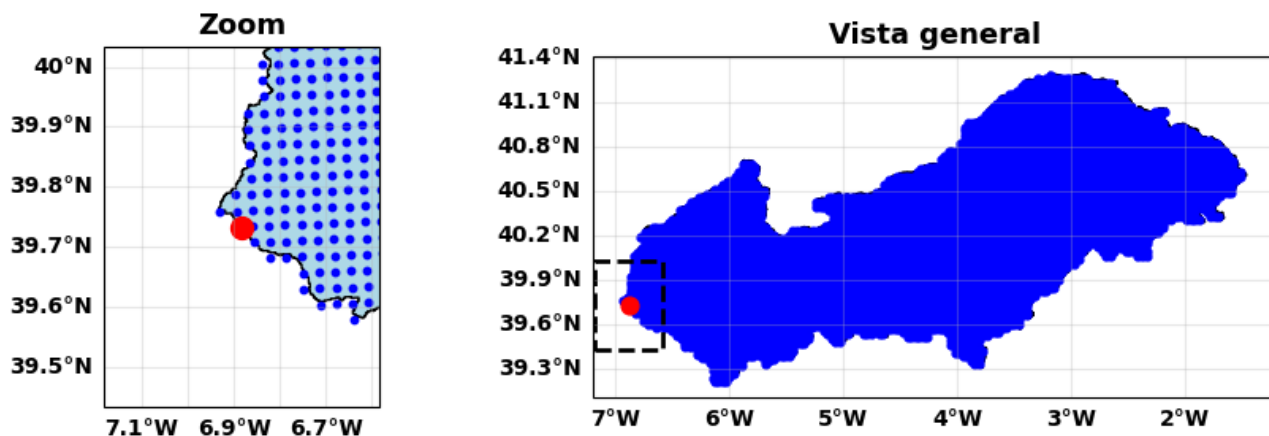


Figura 2 | Ejemplo configuración de cuenca.

La ventana que aparece para la Configuración de la cuenca se muestra en la Figura 3. En esta ventana el usuario debe ingresar el nombre del punto de análisis y las coordenadas correspondientes utilizando el sistema de referencia EPSG:25830 (ETRS89 / UTM zona 30N). Una vez completada esta información, el sistema inicia automáticamente el proceso de configuración de la cuenca de estudio.

Construcción, calibración y validación del modelo de una red neuronal para la predicción de caudal

La aplicación SIMPCCe utiliza un algoritmo de regresión basado en redes neuronales artificiales (ANN) implementado utilizando la librería scikit-learn, una herramienta ampliamente utilizada en aprendizaje automático desarrollada por Pedregosa *et al.* (2012). Este algoritmo se alimenta con datos del modelo SIMPA, o bien con una serie propia de aportaciones en régimen natural proporcionados por el usuario, junto con datos climáticos distribuidos espacialmente, lo que permite realizar predicciones sin necesidad de usar explícitamente un modelo hidrológico tradicional. Gracias a la resolución temporal mensual empleada, este enfoque resulta viable, eficiente en términos computacionales, y altamente preciso para la predicción de aportaciones. El empleo de algoritmos de regresión optimiza el proceso iterativo de calibración, permitiendo que se realice de manera automática y con

⁵ Modelo Digital del Terreno de 1ª cobertura (2009-2015) con paso de malla de 200 metros (MDT200) de España. <https://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/mdt200-segunda-cobertura>

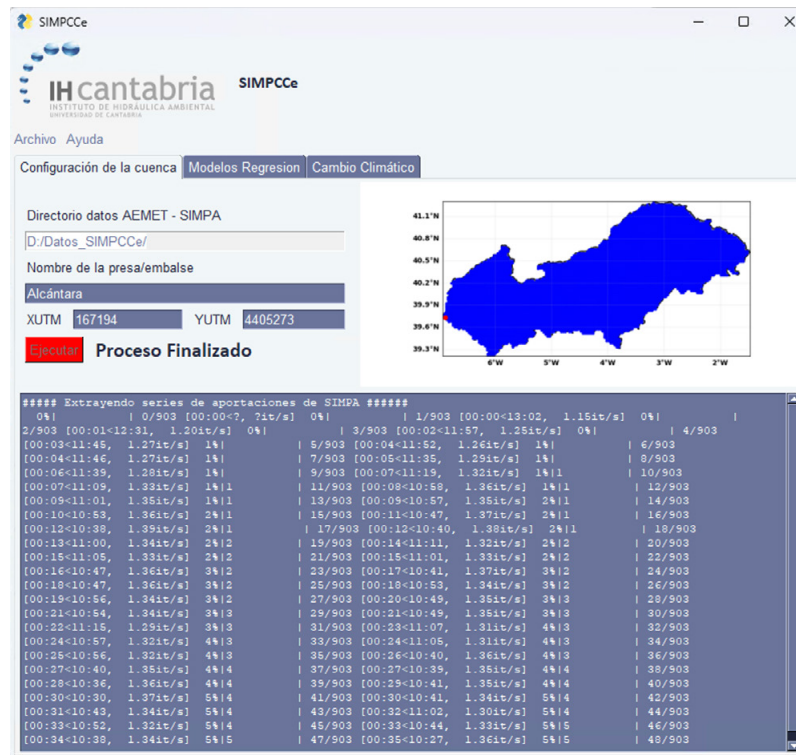


Figura 3 | Interfaz de la aplicación durante la configuración de la cuenca.

alta precisión. La selección del algoritmo ANN frente a otros citados en la literatura se fundamenta en su eficiencia computacional para ajustar los modelos (Navas *et al.*, 2022; Panigrahi y Behera, 2020; Rahman y Asadujjaman, 2021), su robustez ante datos incompletos o ruidosos, su capacidad para manejar relaciones no lineales complejas entre múltiples variables climáticas y su buen rendimiento en estudios previos de predicción hidrológica, lo que proporciona resultados precisos y fiables en la predicción de aportaciones hídricas.

En el modelo implementado por SIMPCCe, la red neuronal artificial (Marquez *et al.*, 1991) opera como un conjunto integrado de unidades de procesamiento, que imitan el comportamiento de las neuronas de manera abstracta (Figura 4). La red neuronal se estructura en varias capas: una capa de entrada, que recibe como componentes los predictores derivados de las variables climáticas; una o más capas ocultas, donde se procesan las señales intermedias; y una capa de salida, que genera la predicción final del caudal. Cada nodo o neurona recibe entradas ponderadas, suma estos valores junto con un sesgo (bias), y transforma el resultado mediante una función de activación no lineal, como la función ReLU (*Rectified Linear Unit*). Matemáticamente, la salida de un nodo en una capa oculta o de salida se expresa como:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot x_i + b_j\right) \quad (1)$$

donde x_i son las entradas al nodo, w_{ij} son los pesos asociados a cada entrada, b_j es el sesgo del nodo, y f es la función de activación ReLU.

En el modelo de red neuronal implementado por SIMPCCe, cada nodo de la capa de entrada representa un componente derivado de las variables climáticas utilizadas como predictores: precipitación, temperatura máxima y temperatura mínima mensual, distribuidas espacialmente en diferentes puntos de la cuenca. Estas variables climáticas se seleccionan por su influencia en el comportamiento hidrológico observado: la precipitación representa el principal aporte hídrico, mientras que la temperatura afecta indirectamente a procesos como la evapotranspiración o la fusión de nieve, que influyen sobre la escorrentía y, por tanto,

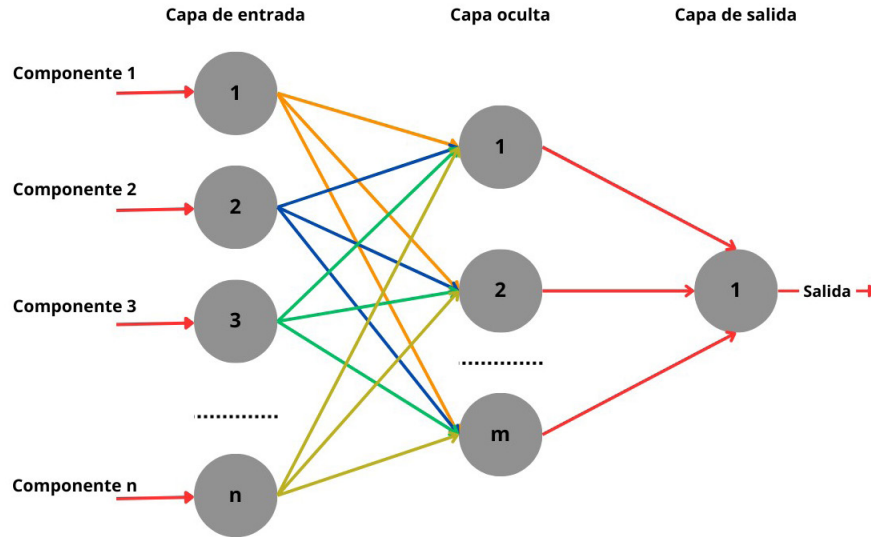


Figura 4 | Ejemplo de red neuronal.

en las aportaciones. Aunque la red neuronal no modela explícitamente estos procesos físicos, es capaz de aprender las relaciones estadísticas derivadas de ellos a partir de los datos históricos.

Una vez definidas las variables predictoras, los datos de entrada se organizan en una matriz, cuya estructura se corresponde con la expresada en la expresión (2): las filas representan los valores mensuales de precipitación y temperatura para cada mes del año (t), mientras que las columnas representan los puntos distribuidos en la cuenca (n). La última columna recoge la serie temporal que representa las aportaciones en el punto específico de análisis.

$$\begin{array}{ccccccc}
 P_{1,1} & T_{\max 1,1} & T_{\min 1,1} & \cdots & P_{1,n} & T_{\max 1,n} & T_{\min 1,n} \rightarrow A_{\text{port}_1} \\
 \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\
 P_{t,1} & T_{\max t,1} & T_{\min t,1} & \cdots & P_{t,n} & T_{\max t,n} & T_{\min t,n} \rightarrow A_{\text{port}_t}
 \end{array} \quad (2)$$

Para reducir la correlación entre predictores y evitar que la redundancia en la información climática ocasione el sobreajuste u *overfitting* del modelo, se aplica un análisis de componentes principales (PCA) (Tipping y Bishop, 1999). Dado que los puntos cercanos de precipitación suelen aportar información similar, esta técnica permite seleccionar componentes que concentran el 95% de la varianza, simplificando los datos utilizados en el modelo sin pérdida significativa de información.

Una vez configurados los datos de entrada según lo descrito anteriormente y reducida su dimensionalidad mediante técnicas como el análisis de componentes principales (PCA), se procede al entrenamiento y validación del modelo de red neuronal. Las señales climáticas procesadas se transmiten a través de conexiones ponderadas hacia una o más capas ocultas, donde se transforman mediante funciones de activación no lineales como ReLU, y posteriormente hacia la capa de salida, que estima la aportación mensual en el punto de estudio.

Este flujo de información dentro de la red se ajusta durante el proceso de entrenamiento —o calibración— del modelo, el cual consiste en buscar la configuración óptima de parámetros (pesos y sesgos) que maximice el rendimiento del modelo según las métricas seleccionadas. Esta optimización se realiza en dos etapas: una fase de entrenamiento, en la que se utiliza el 80 % de los datos de aportaciones correspondientes al periodo 1971–2015 (determinado por la disponibilidad de datos climáticos), y una fase de validación, que emplea el 20 % restante para evaluar la capacidad del modelo de ajustarse a datos no vistos. Este enfoque permite generar modelos capaces de reproducir con precisión las series históricas de aportaciones, reduciendo el riesgo de sobreajuste (*overfitting*) y mejorando su capacidad de generalización.

Las herramientas integradas en esta aplicación buscan maximizar el coeficiente de determinación (R^2), maximizar el coeficiente *Nash-Sutcliffe* (NSE), minimizar el porcentaje de sesgo (PBIAS) y maximizar coeficiente de correlación de Pearson (r). En los siguientes apartados se explica cada una de estas métricas (D.N. Moriasi *et al.*, 2007).

La sección de configuración de la aplicación destinada al entrenamiento de la red neuronal, mostrada en la (Figura 5), permite definir si se utilizará una serie distinta a la proporcionada por SIMPA en el paso anterior. Si el usuario decide emplear una serie diferente, deberá habilitar el campo correspondiente y cargar el archivo deseado. En caso contrario, este campo debe permanecer inactivo.

Además, el usuario debe seleccionar el número de procesadores que se emplearán en el ajuste de la red neuronal. Se recomienda no asignar todos los procesadores disponibles, ya que esto podría afectar el rendimiento del equipo. Una buena práctica es utilizar aproximadamente la mitad de los procesadores para asegurar un funcionamiento estable.

Al finalizar el ajuste de la red neuronal, la aplicación muestra el análisis de validación (Figura 5). Este análisis incluye un gráfico de regresión que destaca los coeficientes establecidos en la guía y presenta una comparación entre la serie de SIMPA, usada como referencia, y la serie simulada mediante el modelo de redes neuronales.

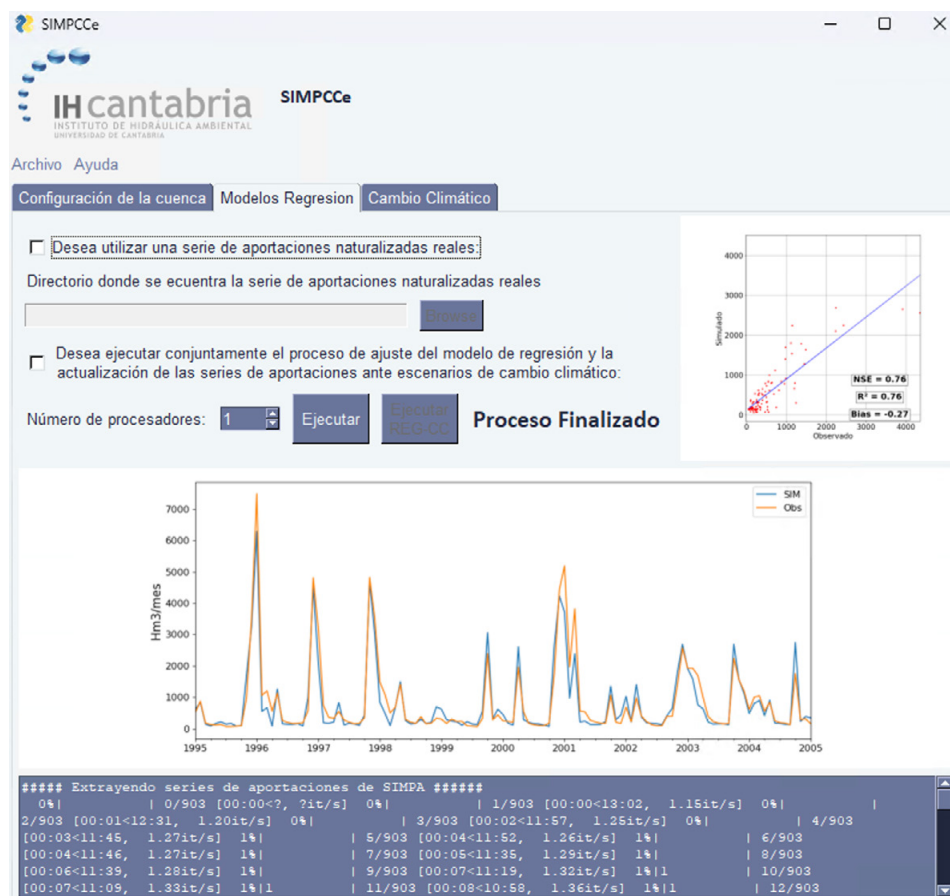


Figura 5 | Interfaz de entrenamiento y validación de la red neuronal.

Corrección de sesgo de los modelos de cambio climático

Existen varios métodos para corregir el sesgo, pero la metodología empleada en esta aplicación utiliza el método de mapeo de cuantiles SDM (*Scaled Distribution Mapping* o Mapeo de Distribución a Escala). Este método se selecciona porque considera

la frecuencia de días de lluvia (en el caso de la precipitación) y la probabilidad de eventos, además de no requerir la suposición inválida de estacionariedad (Switanek *et al.*, 2017).

Antes de implementar cualquier técnica de reducción de escala, es esencial establecer los periodos de análisis futuros. Según las recomendaciones de la Organización Meteorológica Mundial (OMM), se consideran periodos de referencia climatológica de 20 o 30 años como estándar. En este contexto, la metodología definida utiliza los siguientes intervalos de análisis: 2011-2040, 2041-2070 y 2071-2100.

Una vez determinados los periodos de análisis, se actualizan las series climáticas correspondientes a los escenarios de cambio climático. A continuación, se detalla el método de mapeo de cuantiles SDM y el procedimiento asociado.

Para realizar la corrección mediante este método (Figura 6), primero se calcula el cuantil del valor modelado (x^f) utilizando la función de distribución del modelo (F_{mod}). Luego, este cuantil se transforma nuevamente en un valor de la variable mediante la inversa de la función de distribución observada (F_{obs}). El mapeo de cuantiles ajusta de manera no uniforme la distribución completa de los datos modelados, lo que permite un refinamiento más detallado del sesgo.

$$y_f = F_{obs}^{-1}(F_{mod}(x^f)) \quad (3)$$

En esta metodología, las series observadas empleadas como estaciones de referencia corresponden a los datos extraídos de los puntos distribuidos en la cuenca de estudio.

Existen diversas opciones para seleccionar la función de distribución, entre ellas Gaussiana, Gamma o Exponencial. En el contexto del método SDM, se aplica la función Gamma para representar la variable de precipitación, mientras que la función Normal se utiliza para la variable de temperatura. Es fundamental determinar el tipo de variable climática en estudio, ya que el proceso de calibración de la función de distribución debe adaptarse a las características específicas de cada variable.

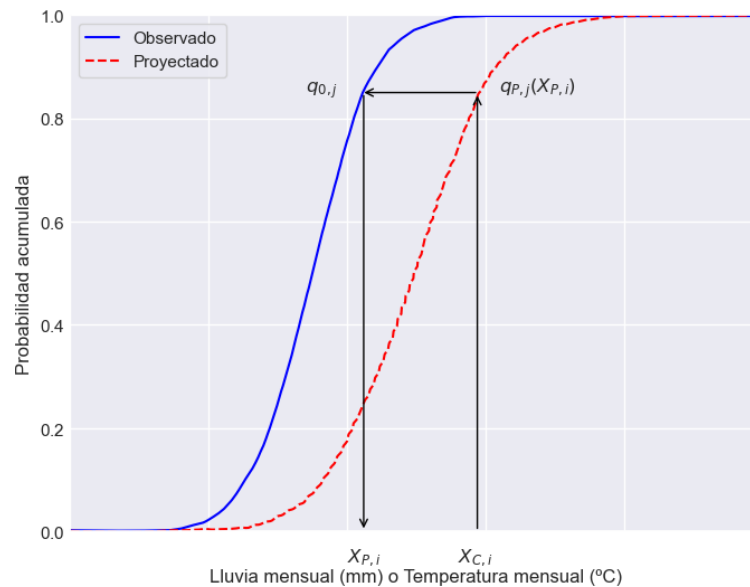


Figura 6 | Ejemplo mapeo de cuantiles. Nota: La línea sólida indica la función de distribución correspondiente a las observaciones, mientras que la línea discontinua refleja la función de distribución del modelo.

Es importante resaltar que las técnicas de corrección del sesgo están diseñadas para reducir o eliminar errores sistemáticos generados por los modelos, aunque estos sesgos pueden no ser homogéneos a lo largo del tiempo. Por esta razón, suelen aplicarse de manera específica para cada mes o estación del año, ya que el error sistemático del modelo puede depender de las condiciones

predominantes. Por ejemplo, un modelo podría capturar correctamente las dinámicas durante periodos húmedos, pero fallar en las épocas secas, o representar con mayor precisión la radiación en verano en comparación con el invierno.

Este procedimiento se aplica a cada variable climática, para cada modelo de cambio climático y escenario. En total, el proceso se repite 60 veces ($10 \text{ modelos} \times 2 \text{ escenarios} \times 3 \text{ periodos}$) por variable.

Una vez actualizadas las series para cada periodo establecido, se integran las series temporales de todos los modelos y escenarios de cambio climático. Esto genera un total de 20 series climáticas, que abarcan desde 2010 hasta 2100 por variable.

Con estas series climáticas actualizadas para los escenarios de cambio climático, se realizan simulaciones de aportaciones a embalses utilizando un modelo basado en redes neuronales. Los datos se estructuran siguiendo el esquema presentado en la expresión (2) de este documento. En total se realizan 20 simulaciones, 10 para cada uno de los escenarios de cambio climático.

La aplicación dispone de una sección dedicada exclusivamente al análisis de cambio climático. Esta funcionalidad abarca desde la reducción de escala de los modelos climáticos CORDEX para la cuenca en estudio, hasta la visualización de los resultados mediante fichas informativas, como se muestra en la Figura 7.

El proceso inicia con la reducción de escala, seguida de la simulación de aportaciones hídricas utilizando variables climáticas actualizadas para distintos escenarios de cambio climático. Finalizada esta etapa, se realiza el análisis de resultados, generando fichas con la información necesaria para evaluar el comportamiento de los embalses bajo estas condiciones.

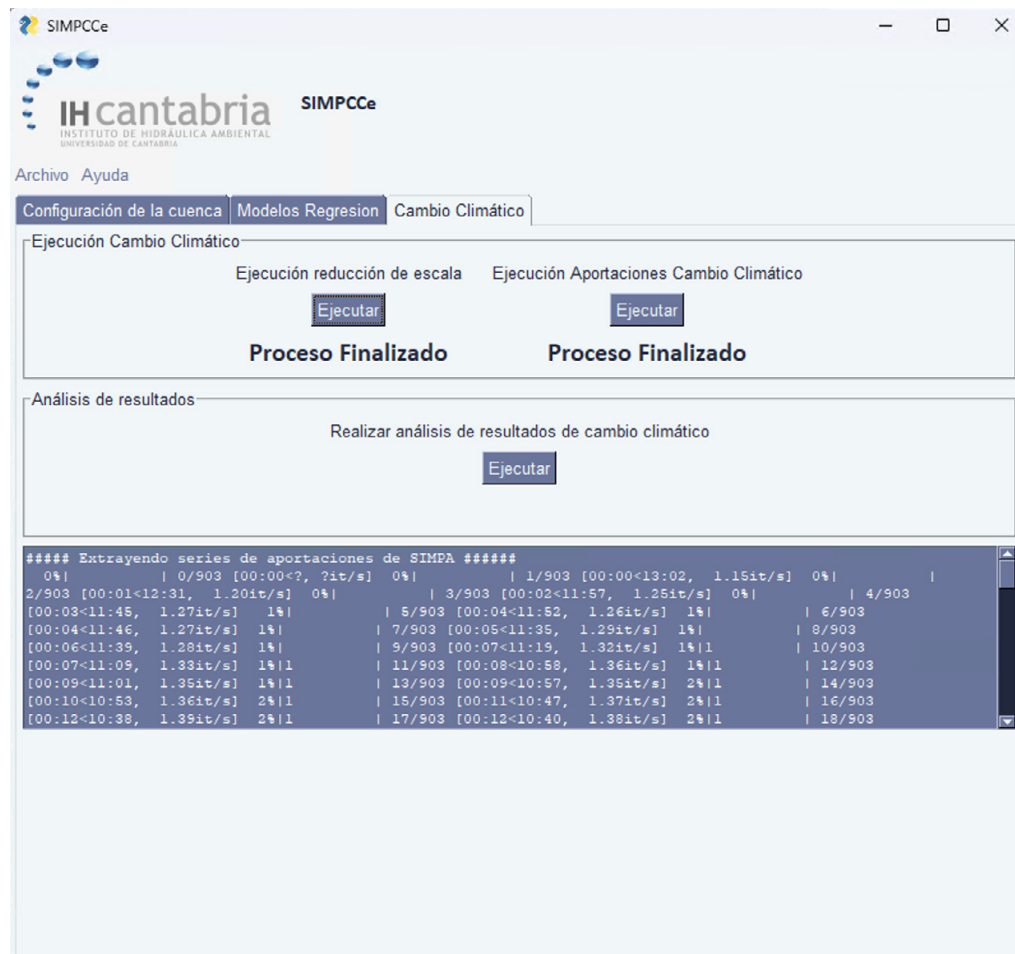


Figura 7 | Interfaz de análisis de cambio climático.

RESULTADOS

En este apartado se presentan los resultados obtenidos con la aplicación SIMPCCe. Primero, se evalúa la capacidad predictiva de la red neuronal mediante indicadores de rendimiento en los embalses seleccionados. A continuación, se muestran los efectos del cambio climático en las aportaciones mínimas, analizando cambios en aportaciones medias, aportaciones bajas y su variabilidad. Por último, se incluye un ejemplo del uso de SIMPCCe en la toma de decisiones, donde las series de aportaciones futuras se convierten en series de suministros. Esto permite calcular índices de fiabilidad, riesgos asociados y elaborar envoltentes de probabilidad para periodos futuros.

Análisis de la capacidad predictiva

Una vez entrenada la red neuronal, SIMPCCe evalúa su capacidad predictiva mediante tres métricas estadísticas fundamentales: el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE), el coeficiente de determinación (R^2) y el porcentaje de sesgo (PBIAS). Estas métricas permiten cuantificar el grado de ajuste entre las aportaciones observadas y simuladas en cada punto de estudio.

- NSE: Mide la capacidad predictiva del modelo respecto a los valores observados. Un valor de 1 indica una predicción perfecta, mientras que un valor de 0 indica que el modelo no es mejor que usar la media de los datos observados como predicción para todos los casos. Valores negativos indican rendimiento peor que el promedio.
- PBIAS: Mide la tendencia del modelo predictivo a sobreestimar o subestimar los valores observados. Un valor perfecto es 0, con sesgos negativos indicando subestimación y sesgos positivos sobreestimación.
- R^2 : Indica la proporción de la varianza de la variable dependiente que es predecible a partir de la(s) variable(s) independiente(s). Un valor de 1 indica que el modelo explica toda la variabilidad de los datos respecto a la media.

En la Figura 8 se presenta un resumen gráfico del rendimiento del modelo. El climograma muestra el comportamiento medio de las variables climáticas (precipitación y temperatura) que alimentan el modelo. El diagrama de dispersión contrasta los valores observados frente a los simulados, permitiendo visualizar la precisión de la red en cada embalse. También se incluyen las series temporales superpuestas, donde se observa cómo el modelo reproduce la secuencia de aportaciones mensuales. Por último, se presenta la curva de caudales clasificados o de duración, que representa los valores de aportaciones ordenados de mayor a menor en función de su frecuencia de excedencia. Esta curva permite evaluar si el modelo es capaz de reproducir adecuadamente tanto los valores extremos como los intermedios y más frecuentes. Una buena coincidencia entre la curva observada y simulada indica que la distribución estadística de las aportaciones ha sido bien captada por la red neuronal.

Estos elementos gráficos permiten validar visual y cuantitativamente el ajuste del modelo, sirviendo como base para su uso posterior en escenarios de cambio climático.

Análisis de escenarios de cambio climático

Una vez validado el modelo y caracterizado el comportamiento climático histórico, SIMPCCe permite proyectar las aportaciones futuras bajo distintos escenarios de cambio climático. La aplicación genera series de aportaciones para cada combinación de modelo y escenario climático, integrando esta información en un análisis estadístico que permite estimar su impacto potencial en los embalses.

Este análisis se desarrolla en dos escalas temporales complementarias:

- Una escala anual, que ofrece una visión global del comportamiento medio de las aportaciones a lo largo del siglo XXI.
- Una escala mensual, que permite identificar cambios en la estacionalidad, variaciones interanuales y meses críticos en términos de recursos disponibles.

Los indicadores utilizados para evaluar las aportaciones mínimas anuales y mensuales son:

- Aportaciones medias: reflejan la evolución general del recurso disponible.
- Cuantil 25 %: representa los valores más bajos, clave para evaluar la escasez.
- Varianza: permite identificar la estabilidad o irregularidad del comportamiento hidrológico.

Toda esta información se presenta en dos fichas adicionales del informe automático generado por la aplicación:

- Análisis climático bajo escenarios futuros (Figura 9): muestra la evolución proyectada de la precipitación y la temperatura (máxima y mínima) bajo los escenarios RCP 4.5 y RCP 8.5, incluyendo tendencias anuales, cambios mensuales relativos respecto al histórico, y el índice SPI (*Standardized Precipitation Index*), que refleja la evolución esperada de las sequías.
- Análisis de aportaciones futuras (Figura 10): representa la salida del modelo de red neuronal aplicado a los escenarios climáticos. Se incluyen mapas de calor con los cambios anuales por modelo, gráficos de barras con medias y cuantiles (Q25 y Q95), y comparativas mensuales de los principales indicadores. Esta ficha permite detectar los meses más sensibles y estimar la incertidumbre asociada a los diferentes escenarios y modelos.

Este enfoque estructurado, basado en el análisis estadístico y la visualización clara, proporciona al usuario una base robusta para la toma de decisiones en la gestión adaptativa de embalses ante el cambio climático.

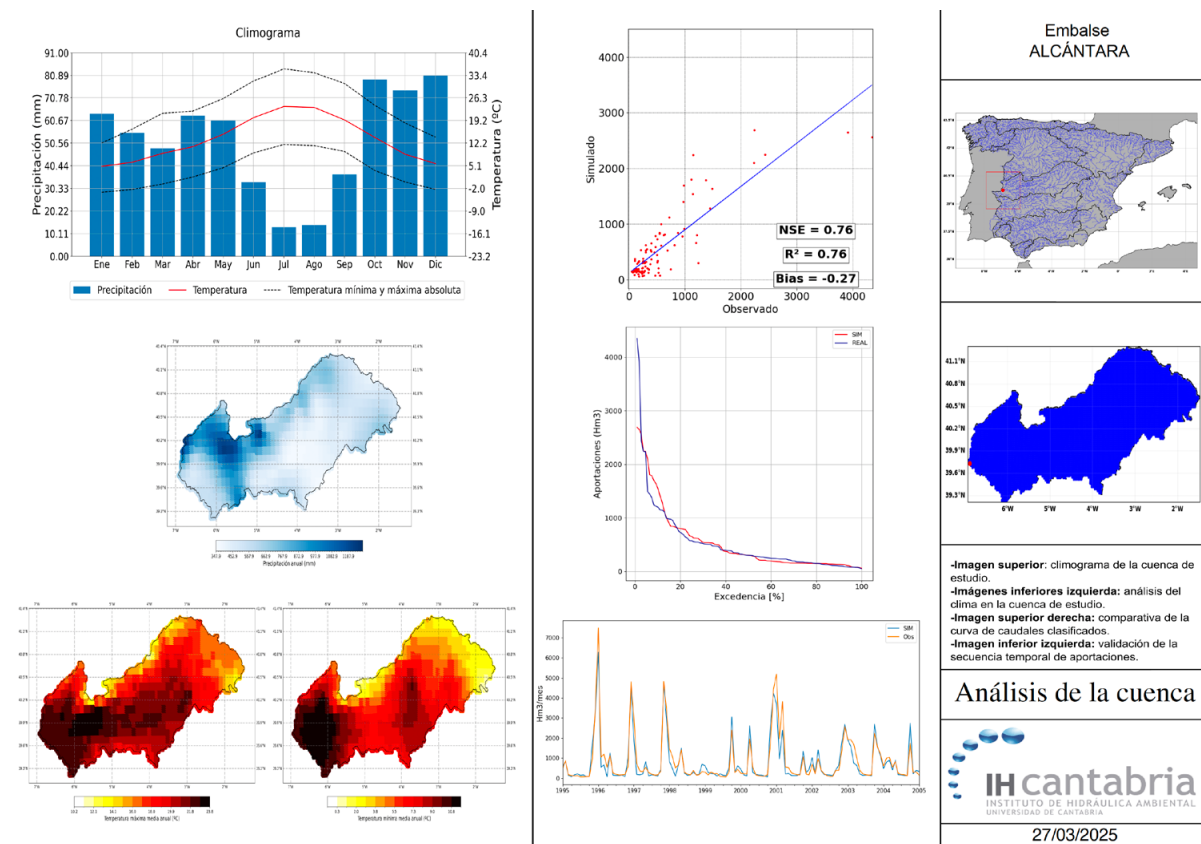


Figura 8 | Ejemplo Ficha 1 del informe generado.

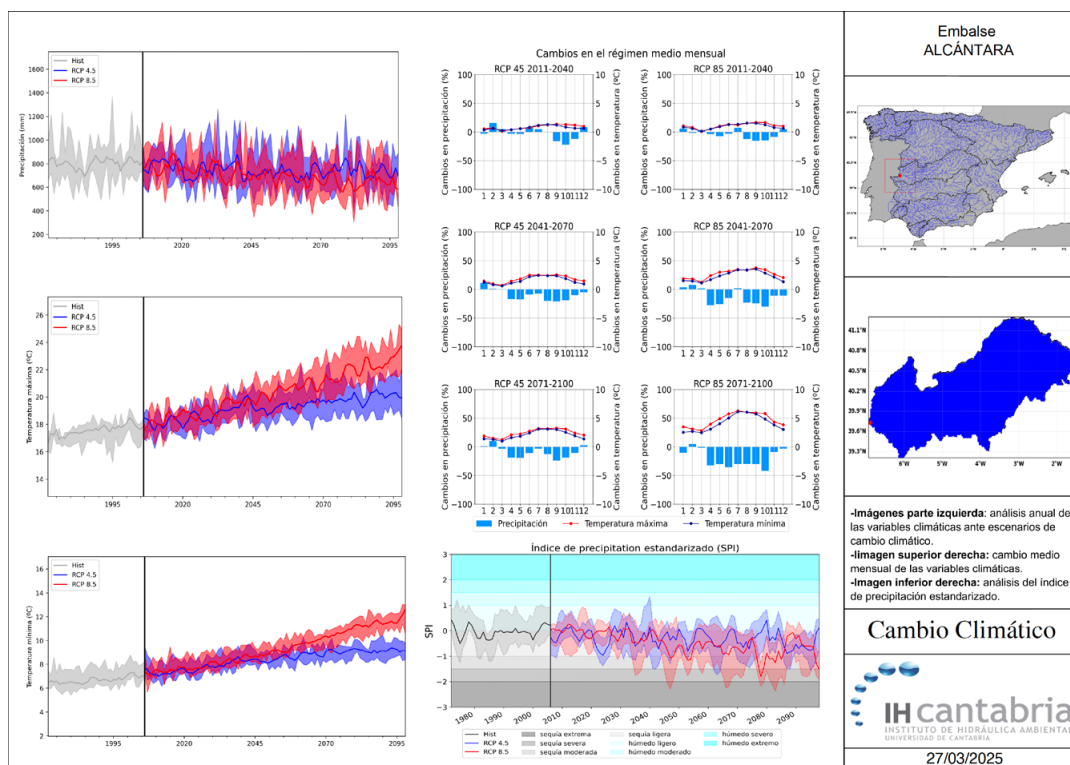


Figura 9 | Ejemplo Ficha 2 del informe generado.

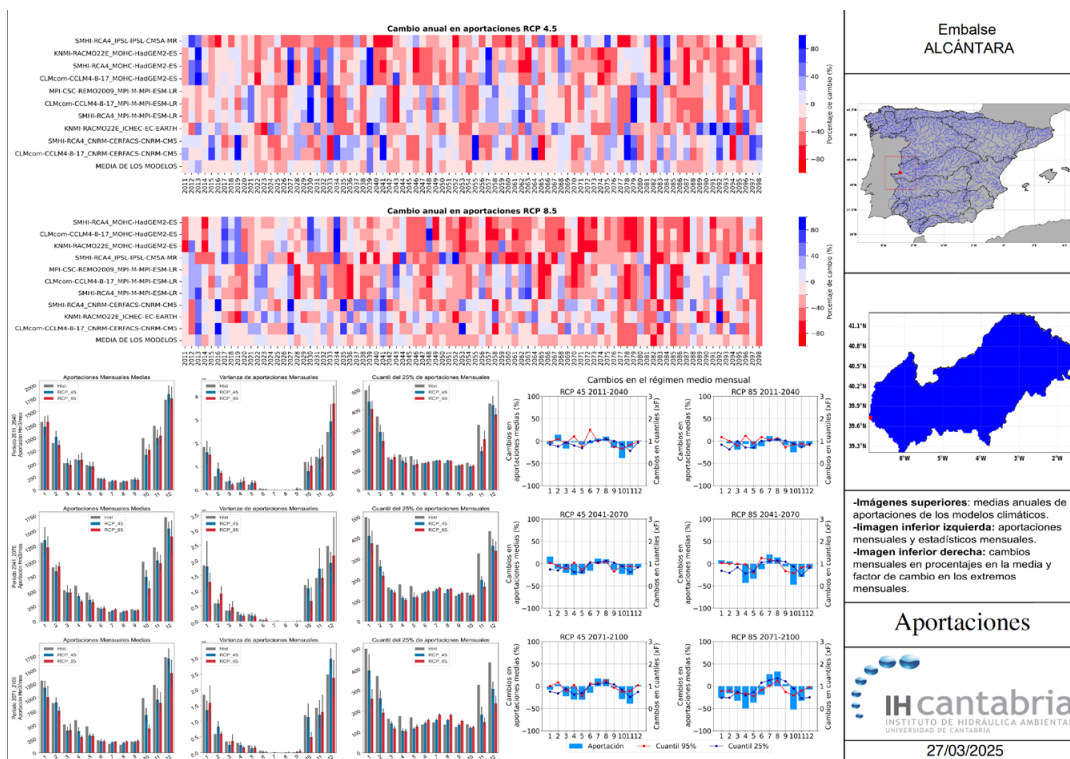


Figura 10 | Ejemplo Ficha 3 del informe generado.

Ejemplo del uso de la aplicación SIMPCCe en la toma de decisiones

Como se mencionó anteriormente, el análisis realizado con esta aplicación permite generar series de aportaciones futuras, que pueden transformarse en series de suministros ajustadas a la demanda mediante los modelos de gestión correspondientes para distintos escenarios de cambio climático.

A partir de las series de suministros generadas para un embalse, es posible calcular índices de fiabilidad (Chavez-Jimenez *et al.*, 2013) y determinar los riesgos asociados a cada modelo y escenario climático considerado. Con estos datos, se puede construir una envolvente de probabilidad utilizando la distribución normal multivariada asociada a un periodo específico, como el comprendido entre 2041 y 2070. Esto facilita la estimación de la probabilidad de que el embalse experimente alguno de los problemas definidos, tal como se ilustra en la Figura 11.

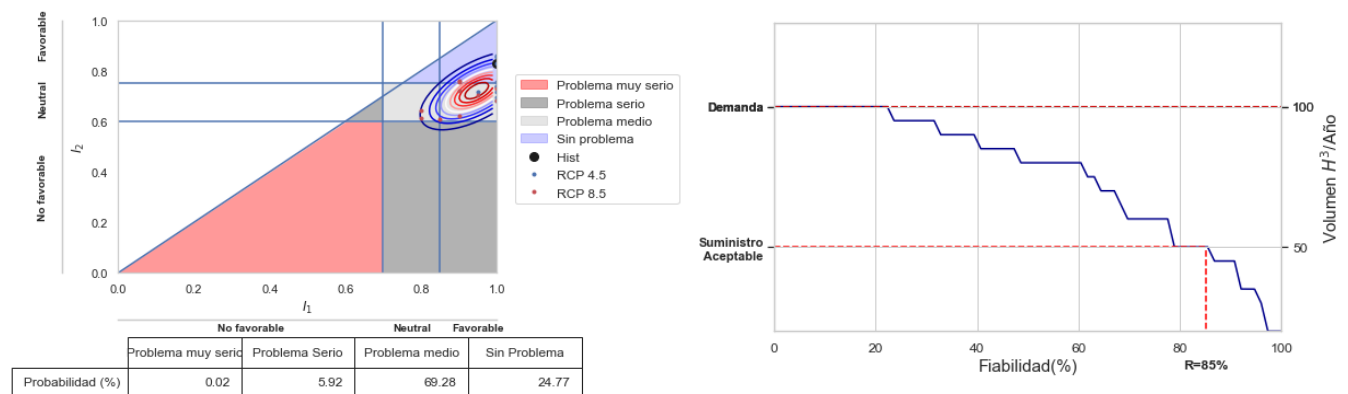


Figura 11 | Ejemplo de análisis para la toma de decisiones.

Este análisis, complementado con el modelo de gestión de embalses disponible, permite diseñar medidas de adaptación destinadas a reducir el riesgo de enfrentar problemas significativos, simulando su efectividad junto con las series de aportaciones generadas mediante la metodología descrita en la “Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático” (Navas *et al.*, 2022). Entre las posibles medidas a considerar se incluyen acciones de mayor impacto, como el aumento de la capacidad de los embalses mediante recrecimientos, la implementación de nuevas reglas de operación o la reorganización de las demandas hídricas.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en estudios previos realizados con SIMPCCe, junto con otros estudios relevantes en España (CEDEX, 2017) destacan la importancia de utilizar herramientas avanzadas para llevar a cabo análisis precisos y detallados sobre los impactos potenciales del cambio climático en las aportaciones hídricas. Aunque este artículo no presenta casos de estudio específicos, la experiencia acumulada respalda la capacidad de SIMPCCe para abordar escenarios climáticos diversos y evaluar su impacto en los recursos hídricos con precisión y robustez.

El uso de técnicas de mapeo de cuantiles se presenta como una solución eficaz para mejorar los pronósticos de modelos climáticos regionales (RCM) o globales (GCM). Estas técnicas permiten obtener evaluaciones más precisas y personalizadas de los efectos del cambio climático, aprovechando de forma independiente los datos de diversos modelos. Esto resulta esencial para actualizar las dinámicas hidrológicas y cuantificar las incertidumbres asociadas, tanto a los conjuntos de pronósticos como a los modelos individuales.

En el ámbito de la toma de decisiones para mitigar los efectos del cambio climático, es vital considerar todos los resultados de los estudios con igual peso, ya que los distintos modelos y escenarios tienen probabilidades similares de ocurrir. Para implementar

medidas blandas, se sugiere adoptar un enfoque conservador basado en los escenarios más pesimistas, garantizando la eficacia de estas medidas en cualquier circunstancia. Por otro lado, las medidas estructurales deben diseñarse teniendo en cuenta una envolvente de probabilidad que abarque todos los escenarios y modelos, seleccionando valores que prioricen la seguridad.

Dos enfoques clave en este contexto son el principio de precaución y la gestión adaptativa. El principio de precaución se basa en identificar valores extremos, ya sean máximos o mínimos, para escenarios optimistas o pesimistas. Este enfoque permite elegir los escenarios más desfavorables y, a partir de ellos, diseñar medidas blandas como sistemas de alerta temprana, planificación del uso del suelo, seguros frente a riesgos climáticos, y programas de capacitación.

Por otro lado, la gestión adaptativa utiliza un enfoque probabilístico para determinar periodos de retorno o estimar la probabilidad de riesgo. Este método facilita la toma de decisiones fundamentadas en la variabilidad y las incertidumbres inherentes a los escenarios climáticos analizados.

CONCLUSIONES

Las conclusiones del estudio sobre la aplicación de diversas técnicas y modelos en el análisis de aportaciones naturalizadas y cambio climático revelan varios puntos clave.

- El desarrollo de la herramienta SIMPCCe responde a la necesidad de contar con soluciones accesibles, reproducibles y adaptables para integrar el cambio climático en los análisis de aportaciones a embalses. Este trabajo ha presentado detalladamente su estructura, funcionamiento interno y potencial aplicación en el ámbito de la planificación hidrológica.
- SIMPCCe destaca por su capacidad de automatizar procesos clave como la descarga de datos hidroclimáticos oficiales, la delimitación de cuencas aportantes, el entrenamiento de modelos predictivos mediante redes neuronales artificiales y la simulación de escenarios de cambio climático utilizando técnicas de reducción de escala y corrección de sesgo. Todo ello a través de una interfaz clara y operativa, pensada para usuarios técnicos que no necesariamente disponen de experiencia en programación o en el manejo avanzado de modelos climáticos.
- En lo metodológico, el uso de algoritmos de regresión basados en ANN permite capturar relaciones complejas entre variables climáticas (precipitación y temperatura) y las aportaciones hídricas. Aunque el modelo no incorpora explícitamente procesos físicos como la evapotranspiración o la fusión de nieve, la red neuronal es capaz de aprender patrones estadísticos derivados de estos fenómenos a partir de los datos históricos. La aplicación del análisis de componentes principales (PCA) mejora la eficiencia del modelo al reducir la dimensionalidad de los datos, evitando problemas de sobreajuste y aumentando su capacidad de generalización.
- SIMPCCe también incorpora el método SDM (*Scaled Distribution Mapping*) para la corrección de sesgos en modelos climáticos, lo que permite ajustar las proyecciones globales a condiciones locales, aumentando la fiabilidad de los escenarios generados. Esta funcionalidad resulta clave para evaluar de forma robusta los impactos del cambio climático en los recursos hídricos a escala de cuenca.
- Aunque el presente artículo no incluye resultados numéricos de validación, se ha señalado que SIMPCCe ha sido aplicado previamente en varios embalses del territorio español, como se recoge en la “Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático”. Es en ese documento donde se muestran los casos reales que respaldan la fiabilidad de la herramienta y su utilidad práctica en procesos de planificación.
- En conjunto, SIMPCCe constituye una aportación relevante para la gestión adaptativa del agua en contextos de incertidumbre climática, permitiendo realizar análisis reproducibles, técnicamente rigurosos y aplicables a múltiples localizaciones. Su enfoque modular y abierto permite, además, futuras ampliaciones para incorporar nuevas variables, metodologías o funcionalidades según las necesidades de cada estudio o usuario.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Fundación Canal de Isabel II las facilidades para la difusión del contenido de la “Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático”, titularidad de dicha fundación, y también desarrollada por los autores.

REFERENCIAS

- Azhoni, A., Holman, I., Jude, S. 2017. Adapting water management to climate change: Institutional involvement, inter-institutional networks and barriers in India. *Global Environmental Change*, 44, 144-157. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2017.04.005>
- Barsugli, J.J., Vogel, J.M., Kaatz, L., Smith, J.B., Waage, M., Anderson, C.J. 2012. Two Faces of Uncertainty: Climate Science and Water Utility Planning Methods. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138(5), 389-395. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000188](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000188)
- Bartos, M. 2020. pysheds: simple and fast watershed delineation in python. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3822494>
- CEDEX. 2017. Evaluación del impacto del Cambio Climático en los recursos hídricos y sequías en España. 320. https://ceh.cedex.es/web/documentos/CAMREC/2017_07_424150001_Evaluaci%C3%B3n_cambio_clim%C3%A1tico_recu.pdf
- CEDEX. 2020. Evaluación de recursos hídricos en régimen natural en España (1940/41-2017/18). 157. https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/agua/temas/evaluacion-de-los-recursos-hidricos/cedex-informeerh2019_tcm30-518171.pdf
- Chavez-Jimenez, A., Lama, B., Garrote, L., Martin-Carrasco, F., Sordo-Ward, A., Mediero, L. 2013. Characterisation of the Sensitivity of Water Resources Systems to Climate Change. *Water Resources Management*, 27(12), 4237-4258. <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0404-2>
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L. 2007. Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
- del Jesus, M., Paz, J., Navas, S., Turienzo, E., Diez-Sierra, J., Peña, N. 2020. Efectos del cambio climático en el recurso hídrico de los países andinos. *Ingeniería del agua*, 24(4), 219. <https://doi.org/10.4995/ia.2020.12135>
- Groves, D.G., Yates, D., Tebaldi, C. 2008. Developing and applying uncertain global climate change projections for regional water management planning. *Water Resources Research*, 44(12). <https://doi.org/10.1029/2008WR006964>
- Herrera, S., Gutiérrez, J.M., Ancell, R., Pons, M.R., Frías, M.D., Fernández, J. 2012. Development and analysis of a 50-year high-resolution daily gridded precipitation dataset over Spain (Spain02). *International Journal of Climatology*, 32(1), 74-85. <https://doi.org/10.1002/joc.2256>
- Marquez, L., Hill, T., Worthley, R., Remus, W. 1991. Neural network models as an alternative to regression. *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, iv, 129-135 vol.4. <https://doi.org/10.1109/HICSS.1991.184052>
- Navas, S., del Jesus, M. 2024. SIMPCCe: Simulador de Pronósticos de Cambio Climático en Embalses. *Zenodo*. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14516868>
- Navas, S., del Jesus, M., Gómez, D.V. 2022. Guía metodológica para la estimación de aportaciones mínimas a embalses en el contexto de cambio climático. Fundación Canal. https://www.fundacioncanal.com/docs/guia_embalses_cbio_climatico_FundCanal_2022.pdf
- Panigrahi, S., Behera, H.S. 2020. Time Series Forecasting Using Differential Evolution-Based ANN Modelling Scheme. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 45(12), 11129-11146. <https://doi.org/10.1007/s13369-020-05004-5>

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Müller, A., Nothman, J., Louppe, G., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., Duchesnay, É. 2012. Scikit-learn: Machine Learning in Python. <http://arxiv.org/abs/1201.0490>

Rahman, M., Asadujjaman, M. 2021. Implementation of Artificial Neural Network on Regression Analysis. 2021 *5th Annual Systems Modelling Conference, SMC 2021*. <https://doi.org/10.1109/SMC53803.2021.9569881>

Switanek, B.M., Troch, A.P., Castro, L.C., Leuprecht, A., Chang, H.I., Mukherjee, R., Demaria, M.C.E. 2017. Scaled distribution mapping: A bias correction method that preserves raw climate model projected changes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(6), 2649-2666. <https://doi.org/10.5194/hess-21-2649-2017>

Tipping, M.E., Bishop, C.M. 1999. Mixtures of Probabilistic Principal Component Analyzers. <https://doi.org/10.1162/089976699300016728>

