

MARÍA PILAR RABANAQUE^a
VANESA MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ^b
GERARDO BENITO^c

CARACTERIZACIÓN DIACRÓNICA DE FORMAS Y CAMBIOS FLUVIALES MEDIANTE ANÁLISIS AUTOMATIZADO DE ORTOFOTOGRAFÍAS Y TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING

RESUMEN

El análisis de la evolución temporal de formas y procesos fluviales mediante fotografía aérea requiere un conocimiento geomorfológico profundo y presenta un alto grado de interpretación subjetiva y un elevado coste de tiempo, lo que dificulta su implementación a grandes áreas de estudio. En la práctica, ha supuesto que la cartografía geomorfológica no haya sido considerada suficientemente en la caracterización “hidromorfológica” requerida en la implementación de la Directiva Marco del Agua, lo que provoca que los indicadores de estado ambiental aplicados sean principalmente biológicos y ecológicos. La elevada disponibilidad de imágenes remotas con una resolución temporal cada vez más corta supone una oportunidad para impulsar nuevos avances y aplicaciones de la geomorfología fluvial en el análisis medioambiental y el uso de los indicadores morfosedimentarios en la evaluación medioambiental para las escalas de tiempo y espacio requeridos por la normativa europea. Estos indicadores físicos resultan particularmente esenciales para el desarrollo de la directiva en los ríos efímeros mediterráneos. En este trabajo se ensayan nuevos métodos de análisis de ortofotografías para la identificación y cartografía de unidades fluviales y su análisis espacio-temporal. Estas ortofotografías de alta resolución (0,25 m píxel)

a Departamento de Geología, Museo Nacional de Ciencias Naturales (MNCN) - CSIC. C/ Serrano, 115 bis. 28006 Madrid. m.rabanaque@mncn.csic.es. <https://orcid.org/0000-0002-6551-9351>.

b Departamento de Geología, Museo Nacional de Ciencias Naturales (MNCN) - CSIC. C/ Serrano, 115 bis. 28006 Madrid. vanesa.mfernandez@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0003-0922-4134>.

c Departamento de Geología, Museo Nacional de Ciencias Naturales (MNCN) - CSIC. C/ Serrano, 115 bis. 28006 Madrid. benito@mncn.csic.es. <https://orcid.org/0000-0003-0724-1790>.

Fecha de recepción: 24-06-2021. Fecha de aceptación: 24-09-2021.

presentan, además de las bandas RGB, otra infrarroja. La clasificación de las formas fluviales se hizo mediante *Support Vector Machine* y, posteriormente, se realizaron varios análisis de transición entre los años de estudio. El trabajo se ha centrado en tres tramos de un río efímero de gravas (rambla de Cervera) en el periodo 2017-2020. Los resultados permiten caracterizar los cambios anuales en las formas indicadoras de actividad geomorfológica y el grado de recuperación morfosedimentaria en respuesta a la dinámica del flujo. Se pone de manifiesto la diferente respuesta de los tramos de estudio, condicionados por la geometría del corredor fluvial, aunque los impactos humanos también podrían estar jugando un papel importante que requiere un mayor estudio.

PALABRAS CLAVE: cambio ambiental; geomorfología fluvial; *machine learning*; ríos efímeros; tele-detección.

DIACHRONIC CHARACTERISATION OF FLUVIAL LANDFORMS AND CHANGES USING AUTOMATED ORTHOPHOTO ANALYSIS AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES

ABSTRACT

The analysis of the temporal evolution of fluvial forms and processes using aerial photography has a high degree of subjective interpretation and a high time cost, making it difficult to implement in large study areas. In practice, this has meant that geomorphological cartography has not been sufficiently considered in the “hydromorphological” characterisation required in the implementation of the Water Framework Directive, which means that the environmental status indicators applied are mainly biological and ecological. The high availability of remote imagery with increasingly shorter temporal resolution provides an opportunity for further developments and applications of fluvial geomorphology in environmental analysis and for the use of morpho-sedimentary indicators in environmental assessment at the time and space scales required by European regulations. These physical indicators are particularly essential for the development of the Directive in Mediterranean ephemeral streams. In this work, new methods of analysis of orthophotographs for the identification and mapping of river units and their spatio-temporal analysis are tested. These high-resolution orthophotographs (0,25 m pixel) present, in addition to the RGB bands, an infrared band. The classification of the fluvial forms was done by Support Vector Machine and, subsequently, several transition analyses were carried out between the study years. The study focused on three stretches of an ephemeral gravel river (rambla de Cervera) in the period 2017-2020. The results allow us to characterise the annual changes in the indicator forms of morphogenetic activity and the degree of morpho-sedimentary recovery in response to flow dynamics. The different response of the sections studied is revealed, conditioned by the geometry of the river corridor and the history of human impacts (e.g. gravel extraction).

KEYWORDS: global change; geomorphology; machine learning; ephemeral streams; remote sensing.

INTRODUCCIÓN

Los ríos efímeros mediterráneos, al igual que otros muchos sistemas fluviales, han experimentado desde mediados del siglo xx importantes cambios ambientales, que les han causado, en ocasiones, modificaciones irreversibles (Conesa-García, 2005; Gómez et al., 2005). Los generadores de estos cambios pueden tener un origen natural, por ejemplo, el efecto geomórfico de las avenidas (Camarasa & Segura, 2001; López-Bermúdez et al., 2002; Calle et al., 2018) o, más comúnmente, un origen humano, como los impactos derivados de la construcción de presas, la extracción de gravas o las canalizaciones (Lobera et al., 2015; Calle et al., 2017). Los cambios naturales ejercen un papel de regeneración del sistema fluvial, favoreciendo la dinámica morfosedimentaria y la transferencia del sedimento, lo que resulta crucial en el restablecimiento de las fases de sucesión de la vegetación pionera adaptada a este tipo de perturbaciones (Sabater et al., 2017). Sin embargo, los cambios antrópicos favorecen la paralización y la degradación del sistema fluvial, por lo que reactivar su dinamismo suele ser más costoso e incluso imposible si la degradación es extrema (Sanchis-Ibor et al., 2017; Sanchis-Ibor et al., 2019). La construcción de una presa, por ejemplo, constituye una barrera a la conectividad sedimentaria, cuyas consecuencias aguas abajo son la falta de sedimento en el lecho y la incisión del cauce (Puigdefábregas & García-Ruiz, 1985; Conesa-García et al., 2007; Conesa-García & Lenzi, 2013; Sanchis-Ibor et al., 2019). La extracción de gravas, generalizada en los ríos efímeros mediterráneos durante décadas pasadas, genera igualmente el agotamiento del sedimento y la incisión del lecho del cauce, por lo que llega a aflorar el sustrato rocoso (Segura-Beltrán & Sanchis-Ibor, 2013).

En la mayor parte de los estudios que cuantifican estos cambios temporales en la morfología fluvial y su relación causa-efecto se ha utilizado tradicionalmente la elaboración de cartografías geomorfológicas diacrónicas realizadas a partir de fotografías aéreas (Segura-Beltrán & Sanchis-Ibor, 2018). Sin duda, el desarrollo de herramientas digitales como los sistemas de información geográfica (SIG) y los modelos digitales del terreno obtenidos con datos LiDAR han permitido la cuantificación espacial y temporalmente de los cambios morfodinámicos, en relación con los impactos humanos y la hidrología (Calle et al., 2017; Conesa-García et al., 2020). La elaboración de estas cartografías diacrónicas de formas y cubierta vegetal requiere un elevado coste de tiempo, que es un factor limitante tanto para su frecuencia temporal como en su extensión espacial. Este hecho, unido a la necesidad de un conocimiento geomorfológico profundo, ha podido ser la causa de que la geomorfología haya sido minusvalorada en la caracterización “hidromorfológica” requerida en la Directiva Marco del Agua (European Commission, 2000; 2003) (ver Horacio et al., 2018). Además, si tenemos en cuenta que muchos de los cambios fluviales responden a eventos hidrológicos o a actuaciones humanas concretas (extracción de gravas, construcción de infraestructuras), resulta deseable abordar estudios morfodinámicos con una periodicidad anual o bianual.

Estas tareas de monitorización se pueden realizar de forma cada vez más eficiente mediante el uso de nuevos recursos de información geoespacial, tales como (1) imágenes de satélite (Sentinel-2, Landsat 8), (2) nubes topográficas de alta resolución de LiDAR (Airborne Light Detection and Ranging) –con hasta dos vuelos completos en la Península Ibérica en la última década (www.ign.es)–,

y (3) ortofotografías de gran resolución espacial (0,25 m), que, además de las bandas visibles (RGB), incluyen la banda infrarroja, lo que permite una mejor diferenciación de las coberturas del suelo mediante algoritmos de clasificación (Demarchi et al., 2016, 2017). Estas ortofotografías tienen una gran resolución espacial, aunque el tiempo de toma es anual. Por el contrario, en las imágenes de satélite el tiempo de revisita es de una o dos semanas, y su resolución espacial es menor; por ejemplo, en el caso de Sentinel-2 es de 10 m, mientras que en Landsat 8 es de 30 m. Estas resoluciones, dependiendo de las dimensiones de los ríos, pueden dificultar la detección de cambios geomorfológicos en sectores estrechos, aunque en algunos grandes ríos peninsulares se pueden monitorizar sus cambios morfoodinámicos con alta resolución temporal.

Estas técnicas de teledetección se benefician en gran parte de los avances en análisis de datos masivos (*big data*); es decir, del conjunto de técnicas que permiten llevar a cabo el procesamiento de gran cantidad de datos de forma adecuada. En este estudio se ha utilizado la técnica de *machine learning* denominada *Support Vector Machine* (SVM) para hacer la clasificación supervisada espacial de las diferentes formas fluviales. Se eligió esta técnica porque en estudios previos ha resultado ser la que mejores resultados obtiene (Phiri et al., 2020).

En este contexto, el objetivo principal de este trabajo es ilustrar el potencial de la imagen multi-espectral para detectar cambios morfológicos y de vegetación en ríos efímeros mediterráneos. Esto es posible al disponer de ortofotografías de gran resolución que incluyen la banda del infrarrojo, lo que permite su aplicación en ríos de tamaño medio. Esta metodología se ejemplifica en tres tramos de la rambla de Cervera, un río efímero del ámbito mediterráneo peninsular.

ÁREA DE ESTUDIO

La rambla de Cervera es un río efímero de 44 km de largo, que se localiza en el norte de la provincia de Castellón (figura 1). Drena una superficie de 339,6 km² (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2014) y desemboca en el mar Mediterráneo. La cabecera de la cuenca se encuentra en la cordillera ibérica a 1.200 m s.n.m. Esta rambla atraviesa, a lo largo de su curso, principalmente calizas del Mesozoico y gravas del Cenozoico bien cementadas. Entre finales del Terciario y principios del Cuaternario, en el Sistema Ibérico, se produjeron dos fases distensivas que formaron estructuras de tipo *graben* y *horst*, de dirección NE-SO, paralelas a la costa de Castellón (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2014). En este estudio se han analizado tres tramos, que presentan características diferentes en función de la geometría del valle y la composición y distribución de las clases fluviales consideradas. El tramo A se localiza en la cuenca media y se caracteriza por estar en una zona de *graben*, formando un valle aluvial no confinado. Esto permite que la rambla tenga una anchura considerable (~300 m) y que el cauce sea de tipo trenzado, aunque con un índice muy bajo (Segura-Beltrán & Sanchis-Ibor, 2013), características que se observan igualmente en tramos situados aguas arriba de este sector. En el tramo B, el valle atraviesa la zona de *horst* y presenta un canal confinado. En el tramo C, aguas abajo del *horst*, se incrementa la anchura del valle al encontrarse en zona de *graben*, aunque con un cauce activo relativamente estrecho.

Estos tres tramos han sido seleccionados por poseer características diferentes en cuanto al valle y su trazado (figura 1).

En cuanto a las precipitaciones, los valores oscilan entre los 480 mm en la costa y los 700 mm en la zona de cabecera. Los máximos se suelen producir en primavera y otoño, mientras que los meses de verano son los que menos precipitación registran. La generación de caudal se produce principalmente en relación con lluvias copiosas (>60 mm acumulados), lo que ocurre anualmente con una media de entre dos y cuatro veces, y esta escorrentía es discontinua en algunos tramos debido a la infiltración (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2014). Desafortunadamente, la rambla de Cervera carece de estaciones de aforo que permitan establecer una relación estadísticamente robusta entre los ajustes morfosedimentarios producidos en el cauce y los caudales circulantes.

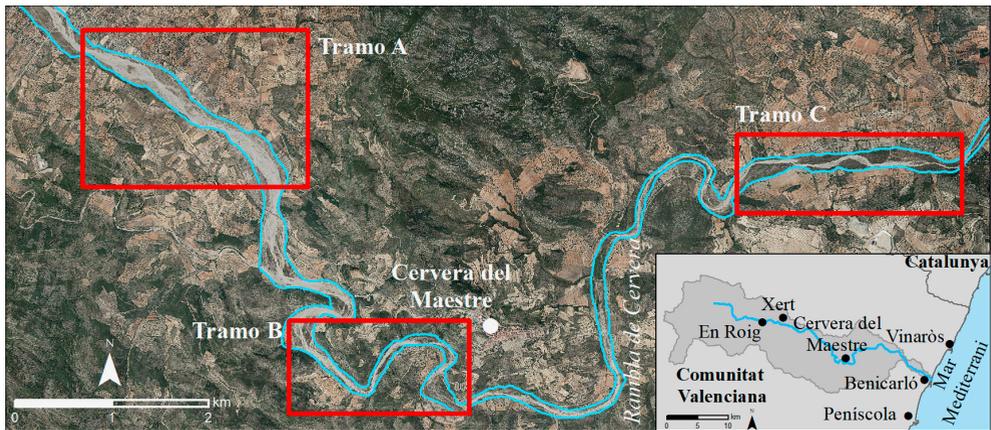


Figura 1. Localización de la zona de estudio y encuadres señalando los tres tramos de estudio A, B y C. Fuente: Instituto Geográfico Nacional.

METODOLOGÍA

La metodología comprende dos fases: (1) identificación de unidades fluviales y (2) análisis espacio-temporal. La primera consiste en identificar las clases características de las formas fluviales y buscar los puntos de entrenamiento, que se utilizarán en la clasificación. Para ello, se hace una selección de variables, que permitirán optimizar el modelo resultante de la clasificación. La segunda parte consiste en analizar los cambios de las unidades fluviales cartografiadas para determinar y cuantificar la dinámica fluvial en el periodo de estudio.

Clasificación supervisada

En una primera fase se ha elaborado una leyenda de clases de formas desarrolladas en el cauce e identificado dichas unidades en los tramos de estudio. Se ha adoptado la clasificación de formas y cubiertas del cauce para ríos efímeros mediterráneos propuesta por Sanchis-Ibor et al. (2017). Se han reconocido las siguientes clases: i) cauce activo y barras sin vegetación (CBSV); ii) superficie de barras poco vegetadas o depósitos cubiertos por hierba o matorrales dispersos (<5 %) o barras con vegetación mixta cubiertas por arbustos (<50 %) y árboles dispersos (<5 %) (BEV); iii) superficie aluvial con vegetación completa cubierta por arbustos (75 %) y árboles dispersos (<25 %) (BCV). En la identificación de las categorías se tomaron 392 puntos de entrenamiento para la posterior clasificación. Estos puntos se obtuvieron mediante la fotointerpretación de las ortofotos del Institut Cartogràfic Valencià (<https://icv.gva.es/>) correspondientes a los años 2017 (17/06/2017), 2018 (27/07/2018), 2019 (28/06/2019) y 2020 (31/05/2020). Los puntos usados en la clasificación fueron los mismos en todos los años, por lo que son comunes en todas las imágenes. Se trata de imágenes de muy alta resolución, ya que el tamaño de píxel es de 0,25 m. Además de las bandas RGB, se incluye una banda infrarroja, que permite calcular algunos índices espectrales, para incluirlos en la selección de variables y diferenciar mejor la cubierta vegetal. Se calcularon los índices NDVI (Rouse et al., 1974) y NDWI (McFeeters, 1996). Estos índices, junto con las bandas del azul, verde y rojo, se utilizarán en la selección de variables para optimizar la clasificación. Esta selección se realizó mediante *Random Forest* (RF), un algoritmo de *machine learning* no paramétrico, basado en árboles de decisión (Breiman, 2001). Los nodos de cada árbol se dividen usando un subconjunto de variables, y el resultado final son los valores mayoritarios de todos los árboles. Para conocer la importancia de las variables se utilizó en este algoritmo el índice de Gini, que se replicó treinta veces para obtener una medida consistente de la impureza de cada variable mediante *k-fold cross-validation* ($k=3$). Los datos originales se dividieron en tres conjuntos, dos de los cuales sirvieron como entrenamiento y uno, como validación. RF requiere una optimización de los hiperparámetros para, posteriormente, utilizar los mejores en la selección de variables. En este caso, la optimización se obtuvo después de diez iteraciones (*10-fold repeated cross-validation*), con un número de 1-5 predictores aleatorios seleccionados en cada árbol de decisión (*mtry*), con un tamaño mínimo de un nodo a dividir (*min.node.size*) de 2-30 y con un valor de 500 en el número de árboles (*ntree*). Este proceso se realizó con el paquete *caret* (Kuhn, 2020) en el programa R (R Core Team, 2019). Una vez obtenidos los resultados de las mejores variables para cada año, se procedió a realizar la clasificación supervisada mediante la técnica de *machine learning* de *Support Vector Machine* (SVM). Esta es una de las técnicas que mejor funcionan a la hora de modelizar cambios de usos de suelo o coberturas (Phiri et al., 2020). Los puntos de entrenamiento se dividieron en un 80 % para el entrenamiento del modelo y un 20 % para su validación. Este algoritmo, al igual que RF, es no paramétrico y consiste en separar las diferentes categorías lo mejor posible en un hiperplano (Cortes & Vapnik, 1995). SVM, al igual que RF, requiere una optimización de los hiperparámetros, que son diferentes a los de RF. En SVM se optimizan los valores *gamma* (define hasta dónde llega la influencia de un solo ejemplo de entrenamiento) y *cost* (compensa la clasificación correcta de los ejemplos de entrenamiento con la maximización del margen de la función de decisión), con valores

entre 0,001-1 y 1-700 respectivamente. Además, se utilizó el *kernel radial* debido a su alto rendimiento en las clasificaciones de usos de suelo (Thanh Noi & Kappas, 2018).

Finalmente, la clasificación se validó usando los puntos reservados para ello y calculando la matriz de confusión. También se calculó la precisión del modelo y el índice de Kappa (Cohen, 1960), que evalúa el rendimiento de predicción de los clasificadores.

Análisis de datos y variables derivadas de la clasificación

Una vez obtenidas las diferentes clases, se realizaron varios análisis de los datos. El primero consistió en calcular el porcentaje de área ocupada por cada clase para cada año de estudio en cada uno de los tres tramos analizados (A, B y C). Posteriormente, se calculó la recuperación de las formas aluviales, definida como el porcentaje de área que ha pasado de la categoría BEV o BCV a la clase CBSV. Por lo tanto, estas transiciones desde clases más estables cubiertas de vegetación a clases más dinámicas indican un reinicio de la dinámica fluvial. Además, se calculó el porcentaje de establecimiento y desarrollo de vegetación, definido como el porcentaje de área que ha pasado de la CBSV a BEC o BCV. Esta transición indica un proceso de estabilización de la rambla donde la vegetación limita la dinámica fluvial, y es necesario un caudal de agua cada vez mayor para rejuvenecer el sistema en un sentido geomorfológico.

Finalmente, se realizó un diagrama de flujo de cambios entre las clases consideradas para conocer cuáles han sido las transiciones a lo largo del periodo de estudio, tanto entre años consecutivos como entre el año inicial y el final (Segura-Beltrán & Sanchis-Ibor, 2013).

RESULTADOS

Las variables de mayor peso para la clasificación de formas fueron diferentes en las series de imágenes analizadas. La variable con más importancia en todos los años analizados fue NDVI, a la que se sumaron la banda azul en 2017 y la variable NDWI en 2018 y 2020. Todos ellos tienen una importancia con una mediana igual o superior al 60 %.

En cuanto al modelo resultante de la clasificación realizada con SVM, en tres de las matrices de confusión (figuras 2A, 2B, 2D) se puede apreciar que la precisión de las categorías BEV y CBSV es del 100 %, ya que todos los puntos se han clasificado correctamente. En estas mismas figuras las categorías BCV y BEV muestran una precisión de en torno al 90 %. En la figura 2C, aunque solamente en la categoría CBSV la precisión es del 100 %, hay cierta confusión entre las categorías BCV y BEV, en las que la precisión es del 96 %. Tanto los valores de precisión como de Kappa son muy altos en todos los casos, superiores a 0,96 y 0,94 respectivamente.

A)	2017	BCV	BEV	CBSV	B)	2018	BCV	BEV	CBSV
	BCV	24	2	0		BCV	24	2	0
	BEV	0	26	0		BEV	0	26	0
	CBSV	0	0	26		CBSV	0	0	26
	<i>Precisión</i>	0,97	<i>Kappa</i>	0,96		<i>Precisión</i>	0,97	<i>Kappa</i>	0,96
C)	2019	BCV	BEV	CBSV	D)	2020	BCV	BEV	CBSV
	BCV	25	1	0		BCV	23	3	0
	BEV	1	25	0		BEV	0	26	0
	CBSV	0	0	26		CBSV	0	0	26
	<i>Precisión</i>	0,97	<i>Kappa</i>	0,96		<i>Precisión</i>	0,96	<i>Kappa</i>	0,94

Figura 2. A) Matriz de confusión año 2017. B) Matriz de confusión año 2018. C) Matriz de confusión año 2019. D) Matriz de confusión año 2020. CBSV: cauce activo y barras sin vegetación; BEV: superficie de barras escasamente vegetadas; BCV: superficie de barras completamente vegetadas. El color verde indica que no hay confusión en esa categoría, mientras que el naranja indica que existe cierta confusión.

Los resultados obtenidos a partir de la clasificación supervisada muestran los cambios que se han producido anualmente en cada uno de los tramos de estudio (figura 3, figura 4, figura 5, tabla 1). El tramo A se caracteriza por una reducida proporción de superficie cubierta por vegetación densa (menos de 8 % de media en los periodos de estudio) (figura 3, tabla 1). En este tramo se puede observar cómo en el año 2018 aumentó la superficie de cauce activo, que llegó a ocupar casi el 70 % del área del tramo (68,8 %), disminuyendo en 2019 y 2020 (se quedó en un 60,6 %) en favor de un aumento de las BEV, que presentan una proporción del 34,0 % en el año 2020.

En el tramo B (figura 4) hay un descenso de la superficie de BCV a lo largo de los años, que ha pasado de ocupar el 29,6 % de la superficie del tramo en 2017 al 18,8 % en 2020. Mientras tanto, las BEV aumentan anualmente hasta llegar a ocupar el 34,1 % de la superficie del tramo. Respecto al CBSV, se mantiene con pequeñas variaciones a lo largo de los años, desde 50,7 % en 2017 y alcanzando su mínimo en 2019 con una proporción de 43,3 % (tabla 1).

El tramo C se caracteriza por tener un cauce muy estrecho, ocupado en mayor medida que los otros dos tramos por BCV (33,3 % de media para los periodos de estudio y alcanzando un máximo del 40,5 % en 2020) (figura 5, tabla 1). La superficie de CBSV se mantiene estable a lo largo del periodo, con variaciones inferiores al 3 % (tabla 1).

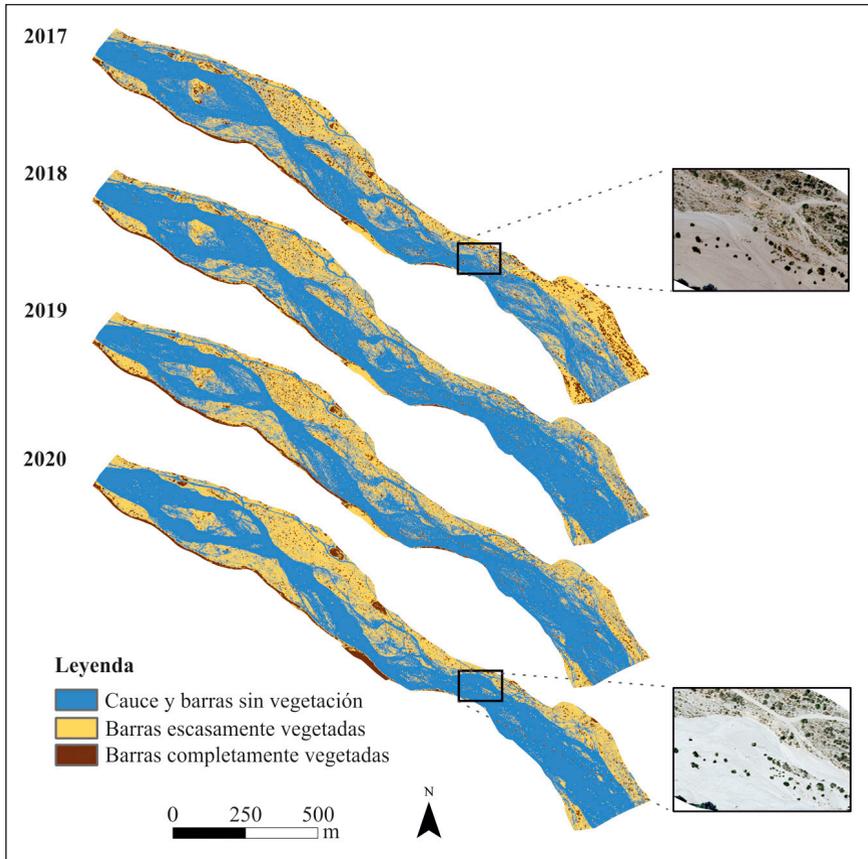


Figura 3. Clasificación obtenida en el tramo A para cada uno de los años del periodo de estudio. Se muestra detalle del aspecto real en ortofoto de una zona concreta.
Fuente: Institut Cartogràfic Valencià.

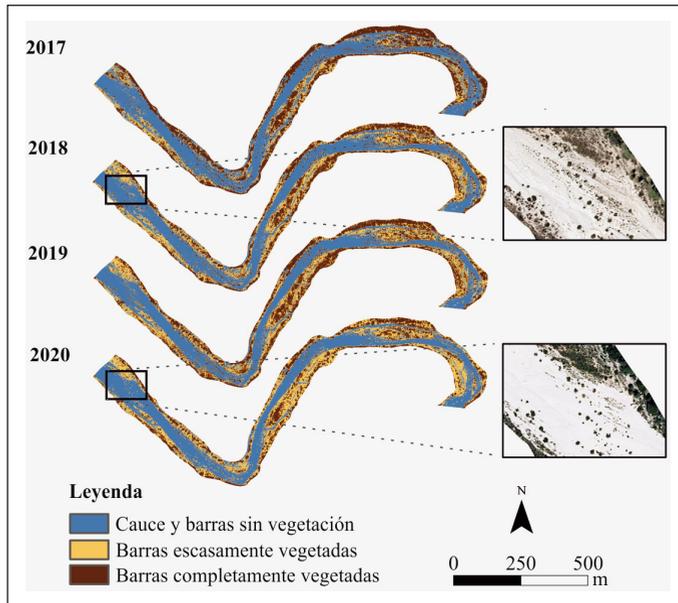


Figura 4. Clasificación obtenida en el tramo B para cada uno de los años del periodo de estudio. Se muestra detalle del aspecto real en ortofoto de una zona concreta. Fuente: Institut Cartogràfic Valencià.

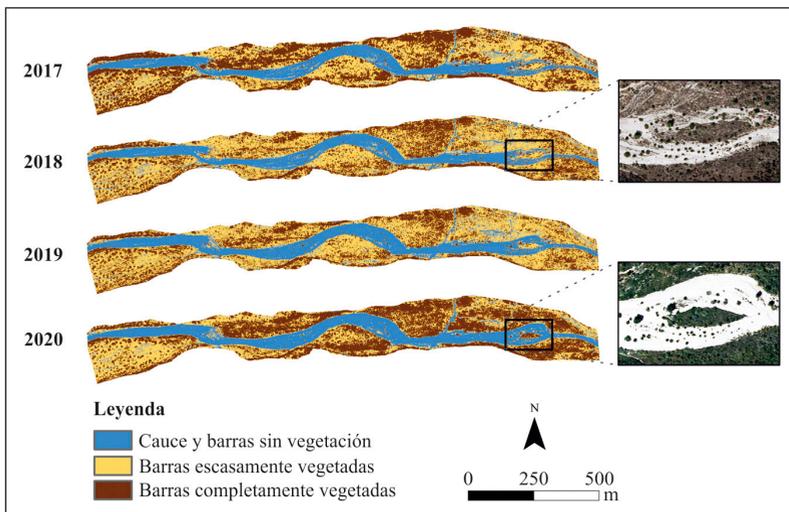


Figura 5. Clasificación obtenida en el tramo C para cada uno de los años del periodo de estudio. Se muestra detalle del aspecto real en ortofoto de una zona concreta. Fuente: Institut Cartogràfic Valencià.

Tabla 1. Porcentaje de superficie anual de cada clase para cada tramo. CBSV: cauce activo y barras sin vegetación; BEV: superficie de barras escasamente vegetadas; BCV: superficie de barras completamente vegetadas.

	Tramo A			Tramo B			Tramo C		
	% CBSV	% BEV	% BCV	% CBSV	% BEV	% BCV	% CBSV	% BEV	% BCV
2017	56,8	35,2	8,0	50,7	19,7	29,6	22,8	40,1	37,1
2018	68,8	26,5	4,7	46,3	30,6	23,1	22,6	48,0	29,4
2019	60,6	33,4	6,0	43,3	30,2	26,5	25,5	48,3	26,2
2020	60,6	34,0	5,4	47,1	34,1	18,8	25,3	34,2	40,5

El análisis de transiciones entre las clases de coberturas consideradas ha permitido analizar, por un lado, las tasas de recuperación de zonas de cauce activo, que son frecuentemente ocupadas por vegetación en sus estadios más pioneros, así como las tasas de estabilización de zonas de gravas desnudas o escasamente vegetadas. Particularmente, en cuanto a la recuperación de superficie de cauce activo, se observa que la mayor tasa de recuperación se produjo entre los años 2017 y 2018 en el tramo A, que alcanzó un valor del 13,8 % (figura 6a, figura 7), mientras que los tramos B y C presentan tasas reducidas de recuperación del 2,5 y 2,1 % respectivamente en ese periodo. En el siguiente periodo, 2018 a 2019, es el tramo C, localizado aguas abajo, el que presenta una tasa de recuperación mayor, con un 4,6 % de la superficie. En el periodo 2019-2020, los tramos A y B presentaron una recuperación de superficie de cauce activo de en torno al 5 y 6 %, respectivamente, y es el tramo C el que presentó una recuperación menor (2,2 %). Finalmente, entre el primer año de estudio y el último, se puede observar cómo la recuperación del cauce activo en dos de los tramos ha sido positiva, siendo más alta (10,7 % de media) en el tramo A, seguida del C (4,6 %). Por el contrario, en el tramo B se produjo una ligera reducción del cauce activo (4%). En todos los tramos, en algún momento, hay una pequeña recuperación de superficie de cauce y barras activas, aunque en ocasiones el valor sea muy pequeño.

Respecto a las tasas de establecimiento y desarrollo de la vegetación (figura 6B), entre los años 2017 y 2018 el mayor porcentaje de colonización y establecimiento se produjo en el tramo B, con un 6,8 %, y permaneció mínimo en los tramos A y C, con un valor en torno al 2 % (figura 6B, figura 7). Esta situación cambia entre los años 2018 y 2019, con una tasa de establecimiento que alcanza un valor del 10,6 % en el tramo A, seguido del B (5,6 %) y C (1,7 %). En el tercer periodo, los tramos B y C son los que menos establecimiento de vegetación presentan, con valores en torno al 2 % de la superficie, mientras que la zona A alcanza el 5 %. En resumen, para el periodo total de estudio (2017-2020) en los tramos A y B se observa una mayor proporción de estabilización de las superficies de barras, de en torno a un 7 %, mientras que en el tramo C este valor es de un 2 %.

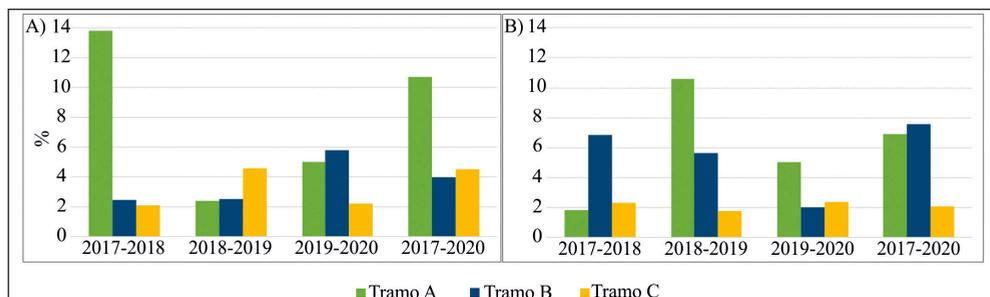


Figura 6. A) Porcentajes de recuperación de superficie de cauce activo entre años consecutivos del periodo de estudio mostrando el balance neto de 2017 a 2020. B) Porcentajes de establecimiento y desarrollo de vegetación entre años consecutivos del periodo de estudio mostrando el balance neto de 2017 a 2020. Los valores decimales se han redondeado.

En la tendencia de las diferentes clases (figura 7) se observa que en el primer periodo (2017 a 2018) los porcentajes de superficie, que, en suma, suponen un cambio hacia estadios más pioneros, son mayores que los que suponen una estabilización. Esta tendencia se revierte en el siguiente periodo, en el que se observan porcentajes más altos de estabilización de la vegetación en los tramos A y B, mientras que en el tramo C ocurre lo contrario. En las transiciones de 2019 a 2020 destaca el paso a estadios más pioneros de vegetación en el tramo B, con un 10 % de superficie, que pasa de estar completamente cubierta a escasamente cubierta de vegetación, mientras que en el tramo C destaca la mayor proporción de superficie (19 %), que evoluciona a estadios menos pioneros con abundante vegetación. El resumen para el periodo completo, de 2017 a 2020, muestra que en los tramos A y C hay un equilibrio entre ambas transiciones, mientras que en el tramo B hay una mayor transición hacia estadios más dinámicos (9 % hacia estadios más estabilizados frente a 16 % de superficie, que evoluciona hacia estadios más pioneros).

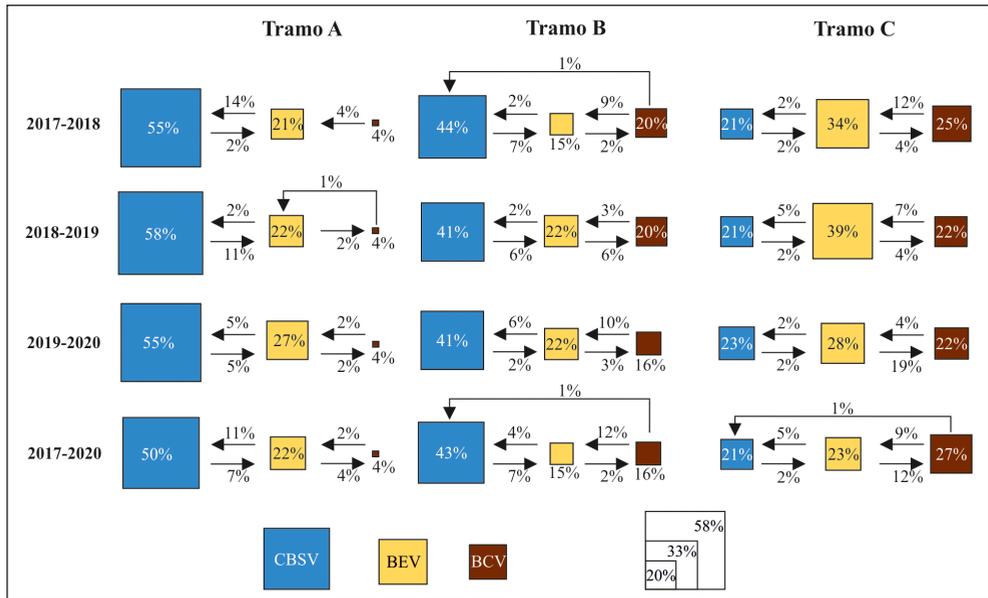


Figura 7. Tendencia entre clases de coberturas (cauce activo y barras sin vegetación en color azul; superficie de barras escasamente vegetadas en color amarillo; superficie de barras completamente vegetadas en color marrón) de cada tramo entre años consecutivos, así como balance neto entre el año inicial (2017) y final (2020) del periodo. El tamaño de la caja hace referencia al valor de porcentaje de cada categoría que no ha variado en el periodo. CBSV: cauce activo y barras sin vegetación; BEV: superficie de barras escasamente vegetadas; BCV: superficie de barras completamente vegetadas. Los valores decimales se han redondeado.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

La combinación de teledetección con técnicas de *machine learning* nos permite caracterizar las diferentes superficies fluviales de manera automática y objetiva, lo que supone un avance respecto a la fotointerpretación manual, que presenta una mayor carga de interpretación subjetiva y un elevado coste de tiempo para su implementación a grandes áreas de estudio. Algunos estudios recientes sobre cartografía de formas geomorfológicas o clasificación de ríos utilizan imágenes de alta resolución (Rivas Casado et al., 2015, 2017) o incluso imágenes de muy alta resolución (0,25 m), con banda infrarroja (Demarchi et al., 2016, 2017). La inclusión de la banda infrarroja permite delimitar mejor las zonas cubiertas con vegetación, al ser más concreta su firma espectral. Una resolución espacial tan elevada incrementa los tiempos de procesado y la cantidad de información generada, pero en la mayor parte de los ríos efímeros mediterráneos una resolución menor, como, por ejemplo, las de las imágenes de satélite (Sentinel-2 con 10 m, o Landsat 8 con 30 m), no permitiría la caracterización de ríos de anchura inferior a su resolución. Las imágenes de satélite poseen la ventaja de tener un tiempo de revisita

muy corto, que llega incluso a unas semanas, en detrimento de su menor resolución. La frecuencia de las ortofotos de gran resolución se ha visto incrementada en los últimos años con vuelos anuales en algunas regiones de la Península Ibérica. Por ejemplo, la zona de estudio analizada en este artículo dispone de ortofotos anuales realizadas por parte del Institut Cartogràfic Valencià. La puesta en órbita de satélites más modernos con mejores resoluciones espaciales permitirá un avance sin precedentes en la monitorización de sistemas naturales dinámicos como los ríos y ramblas, por lo que es posible analizar el efecto a corto plazo de grandes avenidas, además del efecto de diversas presiones con una alta resolución temporal. Los efectos de las avenidas se pueden analizar con técnicas de *machine learning* usando imágenes tanto de satélite como de ortofotos. Estas técnicas, aunque son eficientes y semiautomáticas, pueden presentar cierto error, cuantificado con la matriz de confusión. Particularmente, en este estudio se ha encontrado un leve grado de confusión entre las dos categorías que tienen vegetación. Esta confusión se considera que es asumible, ya que el error total es muy pequeño y la técnica tiene una gran eficiencia frente a las técnicas de fotointerpretación manual. Una solución para reducir en gran medida la confusión entre categorías similares podría ser la combinación de imágenes espectrales con infrarrojo y topografía (Demarchi et al., 2016), en particular cuando se trate de categorías donde el relieve sea discriminante. En estudios futuros, una fuente de información muy valiosa podría ser la inclusión de información topográfica procedente de las nubes de puntos LiDAR.

A lo largo del periodo de estudio, el tramo A ha experimentado cambios que afectan particularmente al cauce activo y las barras sin vegetación adyacentes, incorporando una superficie de hasta el 13 %, perteneciente a clases más estables, entre los años 2017 y 2018. Esta apertura de espacios libres de vegetación es frecuente que tenga lugar durante avenidas de cierta magnitud, que permiten una recuperación de la dinámica del cauce de gravas. Precisamente en el año siguiente, en 2019, se pueden observar tasas relevantes de ocupación de zonas anteriormente desnudas de vegetación, que se traducen en una disminución de la superficie de cauce de gravas y una cierta estabilidad del lecho hasta 2020. Este proceso de colonización de la vegetación en las barras del cauce, principalmente, también se observa en otros tramos de esta rambla estudiados por Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán (2020). Estos mismos autores observaron una incisión media de 1,08 m en la parte superior del tramo.

En el tramo B, la superficie de cauce activo y barras sin vegetación ha permanecido más estable durante el periodo de estudio, y las mayores variaciones se han producido entre las superficies de barras con vegetación. Este intercambio ha podido deberse a que, dependiendo de la magnitud de las avenidas ocurridas, se hayan depositado sedimentos sobre barras de gravas que ya tenían cierto grado de vegetación. Por ejemplo, avenidas como las ocurridas en 2018 (9/10/2018, lluvia máxima diaria de 272 l/m² en Vinaròs), movilizaron una gran cantidad de sedimentos gruesos y aumentaron la superficie de gravas desnuda (figura 8). La mayor cantidad de superficies de barras vegetadas de este tramo B puede ser un indicador de la incisión del cauce activo. Este proceso conlleva la estabilización de la vegetación en las barras laterales, ya que aumenta su altura relativa respecto al talveg y, por lo tanto, se requiere de un mayor calado (o caudal) para cubrir la superficie de las barras. Estas barras se convierten en terrazas, al resultar inalcanzables por una avenida ordinaria, si bien es cierto que una inundación de mayor magnitud podría afectarles (Gurnell et al. 2012). El mismo comportamiento fue detectado en

tramos confinados, en zona de *horst*, localizados en esta misma rambla aguas arriba de la zona de estudio al obtener una incisión media de 0,56 m/año desde 2009 al 2012 (Segura-Beltrán et al., 2020). Esto provoca que la vegetación en el año 2012 tenga valores ligeramente superiores de aparición (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2020). Por ejemplo, la avenida ocurrida en 2000, con motivo de un evento de lluvias intensas y abundantes (500 mm de precipitación acumulada), provocó una marcada incisión, relacionada con el déficit hidrosedimentario provocado por el incremento de la superficie forestada en la cuenca y las extracciones de gravas en el cauce.

En el tramo C la proporción de la superficie fluvial activa es inferior al 25 % y se localiza entre barras alternas relativamente estabilizadas. De hecho, el elevado porcentaje de superficies de barras vegetadas, ya sean parcial o completamente, es muy alto, lo que puede reflejar cierta incisión del cauce activo, que favorece la estabilización de la vegetación (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2020), al igual que en el tramo B.

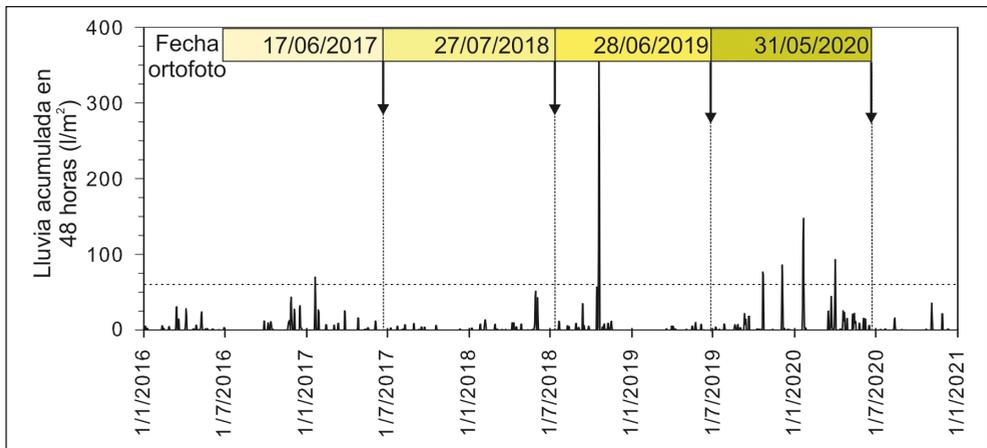


Figura 8. Lluvia acumulada en 48 horas en la estación de Vinaròs, localizada a 6 km al norte de la desembocadura de la rambla de Cervera. Se indican las fechas de los vuelos de las ortofotos utilizadas en este estudio. La línea discontinua horizontal muestra una lluvia acumulada de 60 mm, que frecuentemente tiene que superarse para producir escorrentía en la rambla de Cervera (Sanchis-Ibor & Segura-Beltrán, 2020). El máximo corresponde al 19/10/2018, con una lluvia de 272 l/m² en 24 horas.

Fuente AEMET.

En resumen, este trabajo explora el desarrollo de los métodos de clasificación supervisada aplicados a ortofotos con una resolución temporal anual, para caracterizar la evolución morfodinámica de tres tramos de la rambla de Cervera en cuatro periodos. Se observa que en todos los tramos existen zonas donde la superficie de cauce de gravas y barras sin vegetación, experimenta cierta recuperación, debido

a la propia actividad morfosedimentaria natural. La mayor actividad de cambio se produce en el tramo A (tipo trenzado), donde se alcanzan máximos del 11 % para el primer periodo y se detecta una transmisión de esta actividad en años subsecuentes en los tramos localizados aguas abajo (B y C). A la vez, esa apertura de espacios favorece la colonización de vegetación pionera, que estabiliza las superficies del lecho más dinámicas. Más allá de la caracterización de los cambios morfológicos experimentados por la rambla analizados de forma eficiente y objetiva mediante algoritmos de *machine learning*, que es el principal objetivo de este trabajo, la monitorización de los caudales se hace indispensable si se persigue establecer relaciones entre la hidrología, los cambios morfodinámicos y la conectividad del sedimento. En particular, esta información resulta relevante y esencial ante cualquier toma de decisiones por parte de los gestores con el fin de realizar labores de vigilancia, restauración o conservación. Sin embargo, esta monitorización hidrológica y morfodinámica continúa siendo una asignatura pendiente en la gran mayoría de los ríos efímeros frente a los ríos permanentes.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

VMF y MPR concibieron la idea y diseñaron la investigación. MPR ha aplicado la metodología y obtenido los resultados. MPR y VMF han escrito el manuscrito con la ayuda de GB.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo forma parte de la investigación realizada dentro del proyecto “Evaluación del impacto hidrológico, sedimentario y geomorfológico de las inundaciones en Ramblas Mediterráneas para la adaptación al Cambio Climático y ambiental” EPHIMED (CGL2017-86839-C3-1-R) y “Monitoreo de la dinámica morfo-sedimentaria y trayectorias de recuperación de los ríos efímeros degradados frente al cambio global” EPHIDREAMS (PID2020-116537RB-I00) financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades y cofinanciado por Fondos FEDER. M.P. Rabanaque y V. Martínez-Fernández son beneficiarias de contratos del Ministerio de Ciencia de los programas FPI y Juan de la Cierva Formación, respectivamente. Este trabajo es parte de las actividades de la CSIC-PTI TELEDETECT. Este manuscrito es una contribución del Laboratorio de Hidrología y Cambio Global (www.floodsresearch.com; Twitter: [floods_research](https://twitter.com/floods_research); Instagram: [@floods_research](https://www.instagram.com/floods_research)).

REFERENCIAS

- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Calle, M., Alho, P., & Benito, G. (2017). Channel dynamics and geomorphic resilience in an ephemeral Mediterranean river affected by gravel mining. *Geomorphology*, 285, 333-346. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.02.026>

- Calle, M., Alho, P., & Benito, G. (2018). Monitoring ephemeral river changes during floods with SfM photogrammetry. *Journal of Iberian Geology*, 44(3), 355-373. <https://doi.org/10.1007/s41513-018-0078-y>
- Camarasa, A. M. & Segura, F. (2001). Flood events in Mediterranean ephemeral streams (ramblas) in Valencia region, Spain. *Catena*, 45(3), 229-249. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(01\)00146-1](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(01)00146-1)
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Conesa-García, C. (2005). Les “ramblas” du Sud-est Espagnol: Systèmes hydromorphologiques en milieu méditerranéen sec. *Zeitschrift Für Geomorphologie*, 49(2), 205–224.
- Conesa-García, C. & Lenzi, M. A. (2013). *Check dams, morphological adjustments and erosion control in torrential streams*. Collection “Environmental Science, Engineering and Technology”. Nova Science Publishers.
- Conesa-García, C., López-Bermúdez, F., & García-Lorenzo, R. (2007). Bed stability variations after check dam construction in torrential channels (South-East Spain). *Earth Surface Processes and Landforms*, 32(14), 2165-2184. <https://doi.org/10.1002/esp.1521>
- Conesa-García, C., Puig-Mengual, C., Riquelme, A., Tomás, R., Martínez-Capel, F., García-Lorenzo, R., Pastor, J. L., Pérez-Cutillas, P., & Cano González, M. (2020). Combining SfM Photogrammetry and Terrestrial Laser Scanning to Assess Event-Scale Sediment Budgets along a Gravel-Bed Ephemeral Stream. *Remote Sensing*, 12(21), 3624. <https://doi.org/10.3390/rs12213624>
- Cortes, C. & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Demarchi, L., Bizzi, S., & Piégay, H. (2016). Hierarchical Object-Based Mapping of Riverscape Units and in-Stream Mesohabitats Using LiDAR and VHR Imagery. *Remote Sensing*, 8(2), 97. <https://doi.org/10.3390/rs8020097>
- Demarchi, L., Bizzi, S., & Piégay, H. (2017). Regional hydromorphological characterization with continuous and automated remote sensing analysis based on VHR imagery and low-resolution LiDAR data. *Earth Surface Processes and Landforms*, 42(3), 531-551. <https://doi.org/10.1002/esp.4092>
- Gómez, R., Hurtado, I., Suárez, M. L., & Vidal-Abarca, M. R. (2005). Ramblas in south-east Spain: Threatened and valuable ecosystems. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 15(4), 387-402. <https://doi.org/10.1002/aqc.680>
- Gurnell, A. M., Bertoldi, W., & Corenblit, D. (2012). Changing river channels: The roles of hydrological processes, plants and pioneer fluvial landforms in humid temperate, mixed load, gravel bed rivers. *Earth-Science Reviews*, 111(1), 129-141. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2011.11.005>
- Horacio, J., Ollero, A., Ballarín, D., & Ibisate, A. (2018). Herramientas para el diagnóstico del ecosistema fluvial. En Díez, J. & Ibisate, A. (eds.). *Retos y experiencias de restauración fluvial en el ámbito de la Red Natura 2000* (pp. 22-44). Vitoria-Gasteiz: Gobierno Vasco.
- Kuhn, M. (2020). *caret: Classification and Regression Training*.

- Lobera, G., Besné, P., Vericat, D., López-Tarazón, J. A., Tena, A., Aristi, I., Díez, J. R., Ibisate, A., Larrañaga, A., Elosegi, A., & Batalla, R. J. (2015). Geomorphic status of regulated rivers in the Iberian Peninsula. *Science of The Total Environment*, 508, 101-114. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.10.058>
- López-Bermúdez, F., García, C., & Alonso, F. (2002). Floods: magnitude and frequency in ephemeral streams of the Spanish Mediterranean region. En *Dryland Rivers: Hydrology and Geomorphology of Semi-arid Channels*.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V. R., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review. *Remote Sensing*, 12(14), 2291. <https://doi.org/10.3390/rs12142291>
- Puigdefábregas, J. & García-Ruiz, J. M. (1985). Efectos de la construcción de pequeñas presas en cauces anastomosados del Pirineo Central. *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 11(0), 91-102. <https://doi.org/10.18172/cig.946>
- R Core Team. (2019). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rivas Casado, M., Gonzalez, R. B., Kriechbaumer, T., & Veal, A. (2015). Automated Identification of River Hydromorphological Features Using UAV High Resolution Aerial Imagery. *Sensors*, 15(11), 27969-27989. <https://doi.org/10.3390/s151127969>
- Rivas Casado, M., González, R. B., Ortega, J. F., Leinster, P., & Wright, R. (2017). Towards a Transferable UAV-Based Framework for River Hydromorphological Characterization. *Sensors*, 17(10), 2210. PubMed. <https://doi.org/10.3390/s17102210>
- Rouse, J. W., Jr., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS Tech. Report No. Accession Number: 74N30727 – ScienceOpen*. <https://www.scienceopen.com/document?vid=96ed0508-aa77-4441-98d2-efcc70d2521>
- Sabater, S., Timoner, X., Bornette, G., De Wilde, M., Stromberg, J. C., & Stella, J. C. (2017). The Biota of Intermittent Rivers and Ephemeral Streams: Algae and Vascular Plants. En Detry, T., Bonada, N., & Boulton, A. (eds.). *Intermittent Rivers and Ephemeral Streams* (cap. 4.2, pp. 189-216). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803835-2.00016-4>
- Sanchis-Ibor, C. & Segura-Beltrán, F. (2014). Spatial variability of channel changes in a Mediterranean ephemeral stream in the last six decades (1946-2006). *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 40(1), 89. <https://doi.org/10.18172/cig.2530>
- Sanchis-Ibor, C. & Segura-Beltrán, F. (2020). Procesos de colonización vegetal en ramblas: Crecimiento y destrucción de parches y alineaciones. En *Desafíos y oportunidades de un mundo en transición: Una interpretación desde la Geografía* (pp. 161-172). Valencia: PUV / Tirant lo Blanch.

- Sanchis-Ibor, C., Segura-Beltrán, F., & Almonacid-Caballer, J. (2017). Channel forms recovery in an ephemeral river after gravel mining (Palancia River, Eastern Spain). *Catena*, 158, 357-370. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.07.012>
- Sanchis-Ibor, C., Segura-Beltrán, F., & Navarro-Gómez, A. (2019). Channel forms and vegetation adjustment to damming in a Mediterranean gravel-bed river (Serpis River, Spain). *River Research and Applications*, 35(1), 37-47. <https://doi.org/10.1002/rra.3381>
- Segura-Beltrán, F. & Sanchis-Ibor, C. (2013). Assessment of channel changes in a Mediterranean ephemeral stream since the early twentieth century. The Rambla de Cervera, eastern Spain. *Geomorphology*, 201, 199-214. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.06.021>
- Segura-Beltrán, F. & Sanchis-Ibor, C. (2018). Estrechamiento de cauces y cambio de patrón en cursos fluviales mediterráneos como consecuencia del cambio global en las últimas seis décadas: Indicadores geomorfológicos. En García, C., Gomez-Pujol, L., Moran-Tejeda, E., & Batalla, R. J. (eds.). *Geomorfología del Antropoceno. Efectos del cambio global sobre los procesos geomorfológicos* (pp. 395-398). Palma: Universitat de les Illes Balears / Sociedad Española de Geomorfología.
- Segura-Beltrán, F., Sanchis-Ibor, C., & Vidal-Salvador, A. (2020). La incisión como efecto de los cambios ambientales en ríos efímeros. En *Desafíos y oportunidades de un mundo en transición: Una interpretación desde la Geografía* (pp. 145-160). Valencia: PUV / Tirant lo Blanch.
- Thanh Noi, P. & Kappas, M. (2018). Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery. *Sensors*, 18(1). <https://doi.org/10.3390/s18010018>

Cómo citar este artículo:

Rabanaque, M.ª P., Martínez-Fernández, V., & Benito, G. (2021). Caracterización diacrónica de formas y cambios fluviales mediante análisis automatizado de ortofotografías y técnicas de *machine learning*. *Cuadernos de Geografía*, 107, 49-67.

<https://doi.org/10.7203/CGUV.107.21218>



Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional.

