Modelización de Cambios Geomorfométricos en Cárcavas Agrícolas con Datos UAV, Validación Espacial y *Machine Learning* Explicable

Jacinto Domínguez-Rull[1✉][0009−0003−2781−918X],
Jesús Rodrigo-Comino[1,2][0000−0002−4823−0871]
y Francisco Herrera[1,3][0000−0002−7283−312X]

[1] Instituto Andaluz Interuniversitario en Ciencia de Datos e Inteligencia Computacional DaSCI, Universidad de Granada, Granada, España
[2] Departamento de Análisis Geográfico Regional y Geografía Física, Universidad de Granada, 18071, Granada, España
[3] Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, Granada, España
{jdrul,jrc,herrera}@ugr.es

Resumen La erosión en cárcavas es uno de los procesos de degradación más activos en paisajes agrícolas mediterráneos, especialmente tras eventos de lluvia extrema. Este trabajo sintetiza el análisis de una cárcava agrícola situada en Casabermeja, Málaga, afectada por la DANA de finales de 2024. La metodología combina datos UAV de resolución centimétrica, modelos digitales de elevación, trece variables geomorfométricas y aprendizaje automático acelerado por GPU. Tras comparar ocho algoritmos de regresión, CatBoost fue seleccionado por su rendimiento predictivo y eficiencia computacional. La evaluación final se realizó mediante validación cruzada espacial basada en k-means, con el objetivo de reducir la fuga espacial de información. Además, se incorporaron técnicas de inteligencia artificial explicable, incluyendo importancia de variables, valores SHAP y gráficos ALE/RHALE. Los resultados muestran que las variables asociadas a la estructura de drenaje, especialmente el nivel base de la red de canales y la profundidad de valle, presentan la mayor capacidad predictiva. En cambio, la posición relativa en la ladera mostró baja generalización espacial, lo que se interpreta como resultado de su dependencia de procesos locales no capturados por variables puramente topográficas. El análisis de sensibilidad del parámetro k confirma que la configuración de las particiones espaciales condiciona la estimación del rendimiento. En conjunto, el estudio muestra el valor de integrar UAV, validación espacial e interpretabilidad para analizar respuestas geomorfológicas rápidas en ambientes agrícolas expuestos a eventos extremos.

Keywords: Erosión en cárcavas · UAV · CatBoost · validación espacial · SHAP · ALE · DANA.

1. Introducción

Los paisajes agrícolas mediterráneos son especialmente sensibles a la erosión hídrica debido a la irregularidad de las precipitaciones, la presencia de suelos parcialmente desnudos y la transformación antrópica del territorio. Entre los procesos erosivos más relevantes se encuentra la formación y evolución de cárcavas, que concentran la escorrentía, favorecen la incisión del terreno y pueden generar pérdidas rápidas de suelo fértil. La erosión agrícola ha sido ampliamente reconocida como una amenaza para la sostenibilidad del suelo [6,9], mientras que los estudios recientes sobre cárcavas subrayan la necesidad de mejorar su seguimiento y modelización a distintas escalas [5].

Una cárcava se desarrolla cuando el flujo superficial adquiere suficiente energía para remover suelo a lo largo de líneas preferentes de drenaje. Durante eventos de precipitación intensa, estos canales pueden profundizarse, ensancharse y avanzar hacia cabecera, modificando la morfología del paisaje en intervalos temporales muy cortos. En el contexto mediterráneo, los episodios de DANA constituyen un desencadenante especialmente importante por su capacidad para generar precipitaciones de alta intensidad y corta duración. Este tipo de eventos puede superar rápidamente la capacidad de infiltración del suelo y activar procesos de incisión, transporte y deposición de sedimentos, en línea con la creciente preocupación por los extremos hidrológicos bajo escenarios de cambio climático [16,12].

El análisis de estos procesos requiere datos espaciales de alta resolución. Aunque la teledetección satelital resulta útil para estudios regionales, en muchos casos no permite captar la escala centimétrica a la que evolucionan taludes, regueros y zonas de deposición. Los vehículos aéreos no tripulados (UAV) han transformado el seguimiento de procesos erosivos al permitir la generación de ortomosaicos y modelos digitales de elevación de muy alta resolución [7,19]. Estos productos facilitan la comparación multitemporal de superficies y la derivación de variables geomorfométricas para caracterizar la estructura del terreno.

Sin embargo, los datos UAV generan millones de observaciones y presentan una fuerte autocorrelación espacial. Si se emplean particiones aleatorias convencionales, puntos muy próximos pueden aparecer simultáneamente en entrenamiento y prueba, produciendo estimaciones demasiado optimistas del rendimiento. Por ello, la validación espacial es esencial en aplicaciones geográficas de aprendizaje automático [8]. Además, en estudios ambientales no basta con predecir con precisión: es necesario interpretar qué variables controlan la respuesta del modelo.

La inteligencia artificial explicable (XAI) responde a esta necesidad mediante técnicas orientadas a interpretar modelos complejos [3,11]. Entre ellas, los valores SHAP permiten estimar la contribución de cada variable a cada predicción a partir de fundamentos de teoría de juegos [13,14]. Por otra parte, los gráficos de efectos locales acumulados (ALE) permiten estudiar relaciones no lineales entre predictores y respuesta del modelo, reduciendo algunos problemas asociados a los gráficos de dependencia parcial cuando existen variables correlacionadas [2,17].

El objetivo de este trabajo es analizar la evolución geomorfológica de una cárcava agrícola mediante la integración de datos UAV de alta resolución, aprendizaje automático acelerado por GPU, validación cruzada espacial basada en k-means e interpretabilidad mediante SHAP y ALE. Además, se incorpora un análisis de sensibilidad del parámetro k para evaluar cómo la configuración de las particiones espaciales afecta a la estimación del rendimiento del modelo.

2. Área de estudio y datos

El área de estudio se localiza en el municipio de Casabermeja, en la provincia de Málaga, al sur de España. Se trata de un paisaje agrícola mediterráneo condicionado por materiales susceptibles a la erosión, pendientes variables, suelos arcillosos y usos del suelo que pueden favorecer la concentración de escorrentía. La presencia de infraestructuras, caminos y superficies agrícolas con cobertura vegetal reducida incrementa la vulnerabilidad del sistema frente a episodios de lluvia intensa.

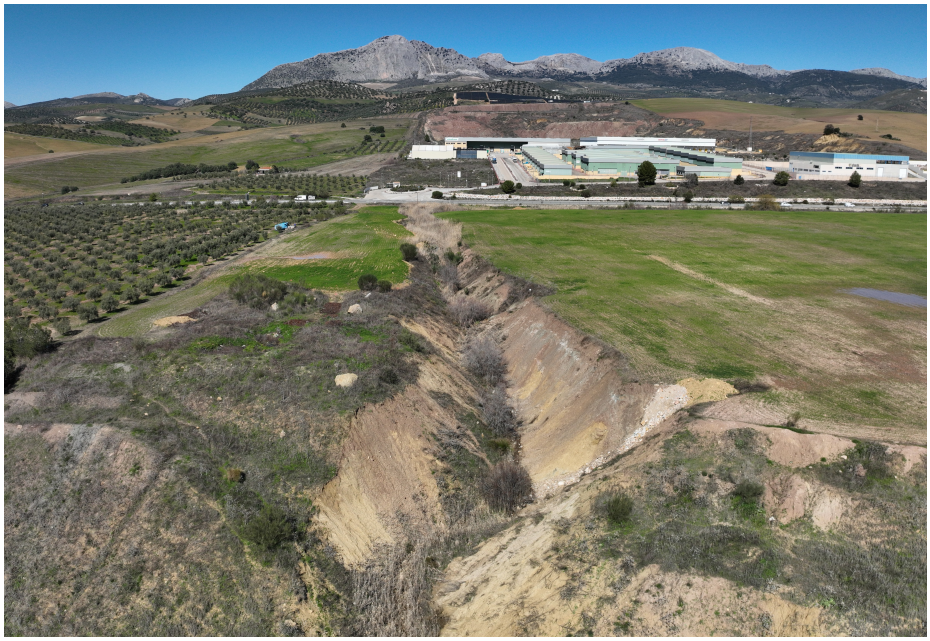


Figura 1: Imagen tomada con UAV de la cárcava estudiada en este trabajo, situada en un campo de cereales en el municipio malagueño de Casabermeja, España.

La cárcava analizada, véase la figura 1, fue monitorizada mediante dos campañas UAV: una anterior al evento, realizada el 4 de octubre de 2024, y otra posterior,

realizada el 2 de diciembre de 2024. Ambas campañas emplearon configuraciones de vuelo comparables para garantizar la coherencia del análisis multitemporal. La plataforma utilizada fue un DJI Mavic 2 Enterprise Zoom, con vuelos a 35 m sobre el terreno y una resolución aproximada de 1,3 cm por píxel. Las imágenes se procesaron mediante fotogrametría de estructura a partir del movimiento y reconstrucción multivista, generando ortomosaicos y modelos digitales de superficie.

Para aproximar la superficie del terreno se aplicaron procedimientos de filtrado de vegetación y refinamiento del modelo digital de elevación, siguiendo criterios utilizados en estudios previos con nubes de puntos UAV [1,18]. A partir de los modelos previos y posteriores al evento se derivaron trece variables geomorfométricas: pendiente (slope), orientación (aspect), curvatura plana (plan curvature), curvatura de perfil (profile curvature), índice de convergencia (convergence index), depresiones cerradas (closed depressions), área de captación total (total catchment area), índice topográfico de humedad (topographic wetness index), factor LS, nivel base de la red de canales (channel network base level), distancia a la red de canales (channel network distance), profundidad de valle (valley depth) y posición relativa en la ladera (relative slope position). Estas variables representan tanto la morfología local como la conectividad hidrológica y la posición topográfica dentro del sistema de drenaje.

3. Metodología

El efecto geomorfológico del evento se cuantificó calculando para cada variable geomorfométrica el cambio entre el estado posterior y el estado previo al evento:

$$\Delta X = X_{t1} - X_{t0}, \tag{1}$$

donde X_{t0} representa la variable antes de la DANA y X_{t1} la misma variable después del evento. Las trece variables en $t0$ se utilizaron como predictores, mientras que cada diferencia ΔX actuó como variable dependiente en un modelo de regresión independiente. De este modo se construyeron trece modelos, uno para cada respuesta geomorfométrica.

En primer lugar, se compararon ocho algoritmos de regresión: regresión lineal, árbol de decisión, Random Forest, CatBoost, Support Vector Regression lineal, Histogram-based Gradient Boosting, perceptrón multicapa y regresión por descenso de gradiente estocástico. Para reducir el coste computacional, esta comparación se realizó con una submuestra aleatoria del 1 % del conjunto total de datos, compuesta por aproximadamente 113.000 observaciones. El rendimiento se evaluó mediante el coeficiente de determinación R^2. CatBoost obtuvo el mejor rendimiento medio, muy próximo al de Random Forest, y fue seleccionado por su eficiencia y compatibilidad con GPU. La elección es coherente con el uso creciente de métodos de ensemble en problemas de erosión y susceptibilidad geomorfológica [10].

La evaluación final se realizó sobre el conjunto completo mediante validación cruzada espacial de cinco particiones (folds). Las coordenadas de los puntos se

agruparon mediante k-means, y los grupos resultantes se emplearon para definir particiones espacialmente separadas, reduciendo así el riesgo de fuga espacial de información y proporcionando una estimación más realista de la capacidad de generalización del modelo [8].

Sobre esta base, se exploraron distintas configuraciones de CatBoost 1.2.10, incluyendo variaciones en la tasa de aprendizaje, el número de iteraciones y otros parámetros asociados al *boosting*. Dado que ninguna configuración mejoró de forma consistente el rendimiento medio respecto a los parámetros por defecto, estos se mantuvieron en el modelo final para priorizar simplicidad, reproducibilidad y eficiencia computacional.

Además, se analizó la sensibilidad de la partición espacial considerando distintos valores de k (10, 20, 30 y 40 grupos) del algoritmo k-means y evaluando el efecto de activar o no el parámetro *shuffle* del método *GroupKFold* de Scikit-learn utilizado para la validación cruzada espacial con 5 particiones. Es decir, si tenemos 10 grupos para 5 particiones sin barajar, las particiones serían: 1-2, 3-4, 5-6, 7-8, 9-10. Con la opción *shuffle* activada los emparejamientos de los grupos en cada partición serían aleatorios.

La interpretación se abordó mediante SHAP y ALE/RHALE. Los valores SHAP fueron calculados a partir de una muestra aleatoria de 500 puntos y permitieron analizar la contribución y dirección del efecto de cada predictor [13]. Tomando el subconjunto del 1 % de los datos se obtuvieron los gráficos ALE/RHALE del modelo de peor rendimiento, correspondiente a la variación de la posición relativa en la ladera, para estudiar relaciones no lineales y efectos regionales [2,17]. Para facilitar la reproducibilidad, se documentaron las condiciones de adquisición UAV, los parámetros de vuelo, el procesamiento fotogramétrico, el filtrado de vegetación, las variables derivadas y el cálculo de los cambios preevento-postevento. Asimismo, el código fuente y los datos utilizados se facilitarán previa solicitud razonable y con fines de investigación, junto con los scripts, particiones espaciales, parámetros finales y métricas por partición.

4. Resultados

La comparación inicial confirmó que los métodos basados en árboles y ensamblado capturan mejor las relaciones geomorfométricas que los enfoques lineales. CatBoost obtuvo el mayor valor medio de R^2 (0,5927), seguido muy de cerca por Random Forest (0,5911). Ambos métodos tienen un comportamiento predictivo equivalente, pero se selecciona CatBoost por su soporte nativo para GPU, algo crítico al escalar el modelo al conjunto completo de más de 11 millones de observaciones. La tabla 1 resume esta comparativa.

La validación cruzada espacial redujo el rendimiento respecto a las particiones aleatorias, confirmando la importancia de controlar la autocorrelación espacial en datos geomorfológicos [8]. Las variables con mejor generalización fueron el nivel base de la red de canales (R^2 = 0,8878) y la profundidad de valle (R^2 = 0,6340), ambas asociadas a la organización estructural del drenaje (véase la tabla 2). En cambio, la posición relativa en la ladera obtuvo un rendimiento

negativo (R^2 = -0,6160), lo que sugiere una dependencia de controles locales no representados completamente por las variables topográficas disponibles, como humedad antecedente, microtopografía, compactación, cobertura vegetal o prácticas de manejo agrícola [15,4].

Tabla 1: Los algoritmos que se han utilizado para esta comparativa son los siguientes: LinearRegression (LR), DecisionTreeRegressor (DT), RandomForestRegressor (RF), CatBoostRegressor (CB), LinearSVR (SVM), HistGradientBoostingRegressor (HGB), MLPRegressor (MLP), SGDRegressor (SGD).

	LR	**DT**	**RF**	**CB**	**SVM**	**HGB**	**MLP**	**SGD**
Slope	0,4200	0,0420	0,4983	0,5122	0,3698	0,5016	0,4842	0,4162
Aspect	0,3982	-0,1871	0,3976	0,4164	0,3774	0,4164	0,4097	0,3976
Plan curvature	0,4639	-0,0488	0,4281	0,4346	0,4575	0,4324	0,4535	0,4633
Profile curvature	0,6118	0,1968	0,5799	0,5158	0,6102	0,4971	0,6061	0,6115
Convergence index	0,4758	-0,1646	0,4493	0,4670	0,4758	0,4700	0,4731	0,4751
Closed depressions	0,5590	0,5725	0,7746	0,7544	0,4967	0,7424	0,5918	0,5575
Total catchment area	0,5045	-0,0194	0,3496	0,3878	0,5081	0,3493	0,5021	0,4486
Topographic wetness	0,4633	-0,0815	0,4571	0,4808	0,4381	0,4777	0,4687	0,4575
LS-factor	0,7890	0,3470	0,7597	0,7559	0,7792	0,4381	0,7958	0,7905
Channel network base	0,9573	0,9698	0,9846	0,9816	0,9546	0,9802	0,9755	0,9572
Channel network dist.	0,6141	0,3299	0,6680	0,6704	0,5765	0,6489	0,6413	0,6121
Valley depth	0,9088	0,9408	0,9696	0,9636	0,9063	0,9595	0,9475	0,9083
Relative slope posit.	0,2403	-0,2308	0,3682	0,3649	0,1046	0,3488	0,2875	0,2371
Media	0,5697	0,2051	0,5911	**0,5927**	0,5427	0,5586	0,5874	0,5640
Desv. Estándar	±0,207	±0,408	±0,221	±0,212	±0,231	±0,212	±0,206	±0,210

El análisis de sensibilidad mostró que la configuración de los grupos espaciales influye en la estimación del rendimiento, como se observa en la tabla 3. Estos resultados sugieren que valores intermedios, especialmente en torno a 30 grupos, ofrecen un mejor equilibrio entre separación espacial y representatividad de las particiones.

Para evaluar el potencial sesgo derivado de predecir el diferencial $\Delta X = X_{t1} - X_{t0}$ utilizando el estado inicial X_{t0} como predictor, se evaluaron cuatro escenarios de referencia (baselines): (a) cambio nulo ($\Delta X = 0$; $R^2 = -0,6656$), (b) regresión lineal simple basada únicamente en X_{t0} ($R^2 = 0,5537 \pm 0,202$), (c) regresión lineal múltiple con las 13 variables ($R^2 = 0,5643 \pm 0,195$), y (d) predicción del estado absoluto X_{t1} para deducir el cambio a posteriori ($\hat{\Delta X} = \hat{X}_{t1} - X_{t0}$; $R^2 = -79,0727 \pm 275$). Se ha utilizado el subconjunto del 1 % de las observaciones para calcular los resultados de estos baselines.

El resultado en el escenario (a) ratifica la severidad de los procesos erosivos inducidos por la DANA. La elevada capacidad explicativa de X_{t0} por sí sola ($R^2 = 0,5537 \pm 0,202$) en el escenario (b) no es un mero artefacto estadístico, sino que refleja un proceso físico real: la herencia topográfica (topographic memory), donde el relieve preexistente de la cárcava encauza el flujo e impone un control

Tabla 2: Resultados de los modelos de regresión en las cinco particiones de la validación cruzada espacial, habiendo realizado diez grupos espacialmente separados sin barajar y utilizando el conjunto de datos completo. Expresado en términos de error absoluto medio (MAE), raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) y coeficiente de determinación (R^2).

	MAE	**RMSE**	**R^2**
Slope	0,2156	0,3014	0,3837
Aspect	1,4068	1,7089	0,3739
Plan curvature	0,4478	1,0719	0,3966
Profile curvature	0,8333	2,7659	-0,0091
Convergence index	6,2717	10,8725	0,4569
Closed depressions	0,0370	0,0732	0,4913
Total catchment area	56,6915	524,8084	0,4919
Topographic wetness index	2,4641	3,1165	0,4438
LS-factor	3,3716	10,5106	0,5821
Channel network base level	3,2120	3,8380	0,8878
Channel network distance	0,2025	0,4425	0,4941
Valley depth	1,5563	2,8252	0,6340
Relative slope position	0,2164	2,6806	-0,6160

Tabla 3: Resultados para distintos valores del parámetro k del algoritmo k-means. La activación de la opción *shuffle* se expresa con NS, donde N puede valer 20, 30, 40.

Parámetro *K*	**10**	**20**	**30**	**40**	**20*S***	**30*S***	**40*S***
LS-factor	0,5821	0,6324	0,4325	0,6526	0,6344	0,5618	0,6047
Channel network base	0,8878	0,8525	0,9062	0,9445	0,9198	0,9488	0,9296
Channel network dist.	0,4941	0,5279	0,5185	0,1634	0,4911	0,5070	0,3191
Valley depth	0,6340	0,7583	0,8398	0,8495	0,7613	0,8447	0,8450
Relative slope posit.	-0,6160	-0,3909	-0,3868	-0,2239	-0,4204	-0,5169	-0,3217
Slope	0,3837	0,4182	0,4233	0,4339	0,4419	0,4328	0,4313
Aspect	0,3739	0,3456	0,3823	0,3767	0,3838	0,3785	0,3801
Plan curvature	0,3966	0,4526	0,4515	0,4367	0,4575	0,4406	0,4403
Profile curvature	-0,0091	0,4130	0,4276	0,4230	0,3523	0,3468	0,4228
Convergence index	0,4569	0,4585	0,4596	0,4595	0,4593	0,4592	0,4590
Closed depressions	0,4913	0,0503	0,4001	0,2104	0,3905	0,3718	0,1633
Total catchment area	0,4919	0,4954	0,5457	0,5668	0,4761	0,5443	0,5441
Topographic wetness	0,4438	0,4449	0,4457	0,4354	0,4537	0,4382	0,4355
Media	0,3855	0,4199	**0,4497**	0,4407	0,4463	0,4429	0,4349

masivo en la tasa de cambio local. Las 12 variables añadidas en la regresión lineal múltiple (c) mejoraron aproximadamente un 2 % el resultado con respecto a (b). Por otra parte, el fracaso absoluto de la predicción indirecta (d) demuestra la necesidad metodológica de modelar directamente el diferencial (ΔX), ya que la escala de la macro-topografía enmascara los sutiles cambios centimétricos inducidos por la DANA. Finalmente, el modelo CatBoost propuesto aprovecha las relaciones no lineales para refinar el rendimiento global ($R^2 = 0,5927 \pm 0,212$), lo cual sugiere que el resto de variables geomorfométricas aportan información complementaria y físicamente significativa sobre la dinámica geomorfológica del sistema.

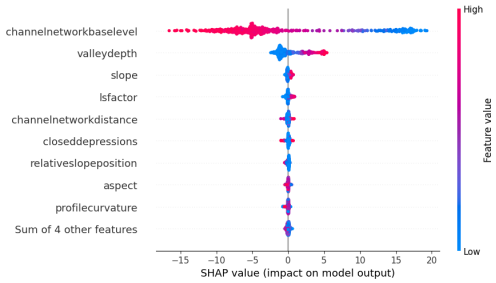
Los valores SHAP mostraron que, en los modelos de mayor rendimiento, la variable objetivo en su estado inicial fue el predictor dominante, seguida por variables estructurales asociadas al drenaje. En particular, el modelo del nivel base de la red de canales estuvo controlado principalmente por el propio nivel base inicial, con la profundidad de valle como predictor secundario; en el modelo de profundidad de valle se observó el patrón inverso. Este resultado refleja una clara herencia geomorfológica, donde la configuración previa del relieve condiciona la respuesta posterior al evento. Consulte la figura 2 para ver los gráficos de resumen de SHAP.

Los gráficos ALE/RHALE ayudaron a interpretar el bajo rendimiento de la posición relativa en la ladera. La tendencia global mostró una disminución suave de la predicción conforme aumenta el valor inicial de esta variable, aunque la relación no fue fuerte ni uniforme. A escala regional, la distancia a la red de canales modificó el comportamiento del modelo: para valores de posición relativa menores o iguales que $-0,02$, el aumento de la distancia al canal redujo suavemente la predicción, mientras que por encima de ese umbral el efecto tendió a estabilizarse. Esto confirma la presencia de relaciones no lineales y dependientes del contexto espacial. Véase la figura 3.

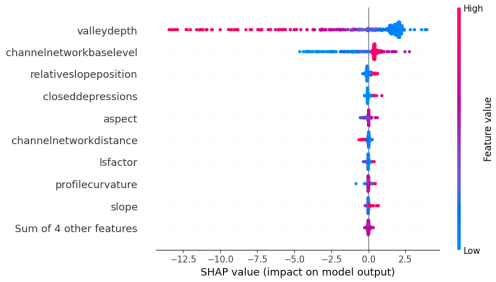
5. Conclusiones

Este trabajo muestra que la integración de UAV, aprendizaje automático acelerado por GPU, validación espacial e inteligencia artificial explicable constituye un marco útil para analizar la evolución de cárcavas agrícolas tras eventos extremos. CatBoost fue seleccionado por su rendimiento y eficiencia computacional, mientras que la validación cruzada espacial permitió evaluar de forma más realista la capacidad de generalización del modelo.

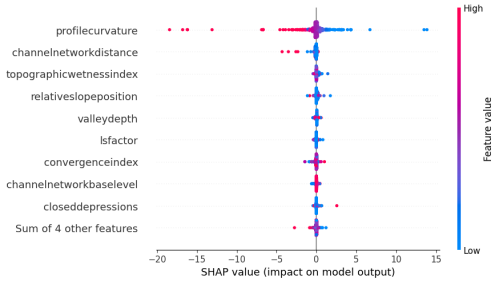
Las variables mejor predichas fueron el nivel base de la red de canales y la profundidad de valle, confirmando el papel dominante de la estructura de drenaje y de la herencia geomorfológica. En contraste, la posición relativa en la ladera mostró baja generalización, probablemente por su dependencia de procesos locales no incluidos en el modelo. El análisis de sensibilidad evidenció que la definición de particiones espaciales influye en la estimación del rendimiento, con mejores resultados para valores intermedios de k. Finalmente, SHAP y ALE aportaron una interpretación complementaria del comportamiento de los



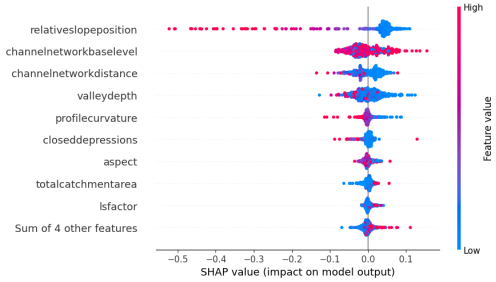
(a)



(b)

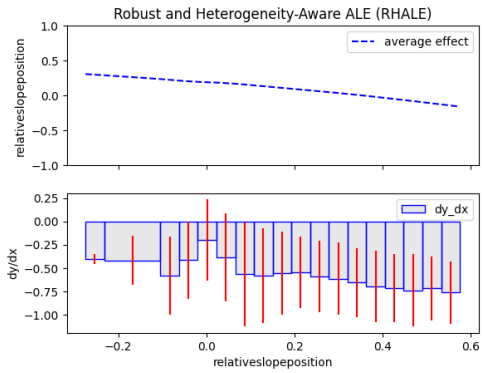


(c)

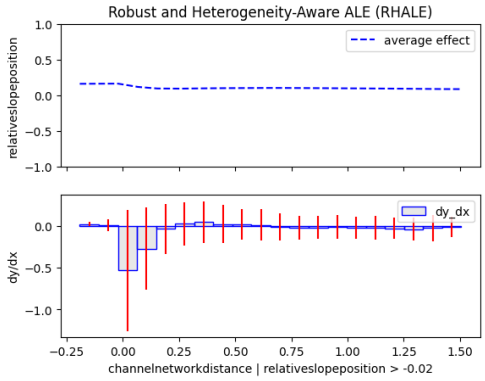


(d)

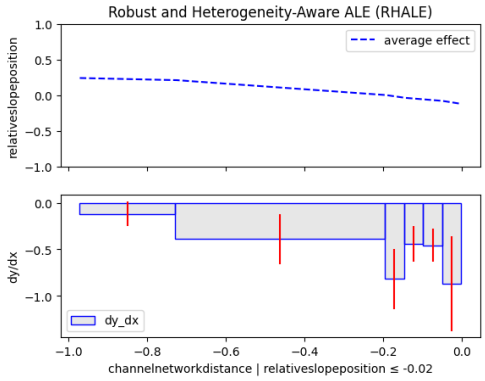
Figura 2: Gráficos de resumen de SHAP para las cuatro variables geomorfométricas seleccionadas: (a) nivel base de la red de canales, (b) profundidad del valle, (c) curvatura de perfil, (d) posición relativa en la ladera.



(a)



(b)



(c)

Figura 3: Tendencias de la posición relativa en la ladera: (a) Tendencia global de la posición relativa en la ladera. Tendencia regional: (b) nivel base de la red de canales con posición relativa en la ladera mayor que -0,2 y (c) con posición relativa en la ladera menor o igual que -0,2.

modelos, reforzando la necesidad de combinar precisión, validación espacial e interpretabilidad en estudios geomorfológicos de alta resolución.

Este estudio presenta algunas limitaciones. En primer lugar, el análisis se centra en una única cárcava agrícola y en un evento extremo concreto, por lo que su generalización a otros contextos geomorfológicos, climáticos o de uso del suelo requiere validación adicional. Además, la caracterización temporal se basa en dos campañas UAV, pre- y post-DANA, lo que permite evaluar el impacto del evento, pero no la evolución continua de los procesos erosivos. Finalmente, aunque las variables geomorfométricas derivadas de los modelos digitales de elevación representan adecuadamente la estructura topográfica del terreno, no se incorporaron otros factores relevantes, como propiedades del suelo, humedad antecedente, cobertura vegetal o prácticas agrícolas, que podrían explicar parte de la variabilidad observada.

Como línea futura, se plantea ampliar el análisis a múltiples cárcavas y eventos extremos, incorporando variables edáficas, hidrológicas y de cobertura del suelo, así como series temporales más extensas obtenidas mediante campañas UAV repetidas, con el fin de mejorar la capacidad de generalización y comprensión de los procesos erosivos.

Agradecimientos. Esta investigación fue financiada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades, en el marco del proyecto "Desarrollo de productos basados en los nuevos sensores satelitales hiperespectrales europeos e IA para la caracterizacion de estresores en tierras de cultivo (HIPROESTRES)"(número de subvención PID2023-152656OB-I00), dentro del Programa Estatal de Investigación Científica, Técnica y de Innovación (2021-2023). Esta investigación es parte del Proyecto TSI-100927-2023-1, financiado por Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia Europeo, de la Unión Europea-Next Generation EU a través del Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública y está parcialmente financiada por el Ministerio de Ciencia y Tecnología de España en el marco del proyecto PID2023-150070NB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER, UE.

Referencias

1. Anders, N., Valente, J., Masselink, R., Keesstra, S.: Comparing Filtering Techniques for Removing Vegetation from UAV-Based Photogrammetric Point Clouds. Drones **3**(3), 61 (Jul 2019). https://doi.org/10.3390/drones3030061
2. Apley, D.W., Zhu, J.: Visualizing the effects of predictor variables in black box supervised learning models. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology **82**(4), 1059–1086 (09 2020). https://doi.org/10.1111/rssb.12377
3. Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., Herrera, F.: Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information Fusion **58**, 82–115 (Jun 2020). https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012
4. Bertalan, L., Holb, I., Pataki, A., Négyesi, G., Szabó, G., Kupásné Szalóki, A., Szabó, S.: UAV-based multispectral and thermal cameras to predict soil water content – A machine learning approach. Computers and Electronics in Agriculture **200**, 107262 (Sep 2022). https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107262

5. Borrelli, P., Matthews, F., Alewell, C., Kaffas, K., Poesen, J., Saggau, P., Prăvălie, R., Vanmaercke, M., Panagos, P.: A hybrid in situ and on-screen survey to monitor gully erosion across the European Union. Scientific Data **12**(1), 755 (May 2025). https://doi.org/10.1038/s41597-025-05074-w
6. Cerdà, A., Flanagan, D.C., Le Bissonnais, Y., Boardman, J.: Soil erosion and agriculture. Soil and Tillage Research **106**(1), 107–108 (Dec 2009). https://doi.org/10.1016/j.still.2009.10.006
7. Eltner, A., Baumgart, P., Maas, H., Faust, D.: Multi-temporal UAV data for automatic measurement of rill and interrill erosion on loess soil. Earth Surface Processes and Landforms **40**(6), 741–755 (May 2015). https://doi.org/10.1002/esp.3673
8. Gao, S., Hu, Y., Li, W.: Handbook of Geospatial Artificial Intelligence. CRC Press, Boca Raton, 1 edn. (Dec 2023). https://doi.org/10.1201/9781003308423
9. García-Ruiz, J.M., Beguería, S., Lana-Renault, N., Nadal-Romero, E., Cerdà, A.: Ongoing and Emerging Questions in Water Erosion Studies. Land Degradation & Development **28**(1), 5–21 (Jan 2017). https://doi.org/10.1002/ldr.2641
10. Gayen, A., Pourghasemi, H.R., Saha, S., Keesstra, S., Bai, S.: Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in india using different machine learning algorithms. Science of The Total Environment **668**, 124–138 (2019). https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.436
11. Herrera, F.: Reflections and attentiveness on eXplainable Artificial Intelligence (XAI). The journey ahead from criticisms to human–AI collaboration. Information Fusion **121**, 103133 (Sep 2025). https://doi.org/10.1016/j.inffus.2025.103133
12. Jonkman, S.N.: Global Perspectives on Loss of Human Life Caused by Floods. Natural Hazards **34**(2), 151–175 (Feb 2005). https://doi.org/10.1007/s11069-004-8891-3
13. Lundberg, S.M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J.M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., Lee, S.I.: From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. Nature Machine Intelligence **2**(1), 56–67 (Jan 2020). https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9
14. Lundberg, S.M., Lee, S.I.: A unified approach to interpreting model predictions. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. pp. 4768–4777. NIPS'17, Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA (2017)
15. López-Vicente, M., Poesen, J., Navas, A., Gaspar, L.: Predicting runoff and sediment connectivity and soil erosion by water for different land use scenarios in the Spanish Pre-Pyrenees. CATENA **102**, 62–73 (Mar 2013). https://doi.org/10.1016/j.catena.2011.01.001
16. Milly, P.C.D., Wetherald, R.T., Dunne, K.A., Delworth, T.L.: Increasing risk of great floods in a changing climate. Nature **415**(6871), 514–517 (Jan 2002). https://doi.org/10.1038/415514a
17. Molnar, C.: Interpretable Machine Learning. Learnpub, 3 edn. (2025)
18. Rodrigo-Comino, J., González-Moreno, M.T., Moreno-Cuenca, L., Cambronero-Ruiz, L., Senciales-González, J.M.: Assessing relative gully morphometric change after extreme rainfall events: A uav-based gis framework applied to the 2024 dana in southern spain. Transactions in GIS **30**(1), e70214 (Feb 2026). https://doi.org/10.1111/tgis.70214
19. Wang, R., Sun, H., Yang, J., Zhang, S., Fu, H., Wang, N., Liu, Q.: Quantitative Evaluation of Gully Erosion Using Multitemporal UAV Data in the Southern Black Soil Region of Northeast China: A Case Study. Remote Sensing **14**(6), 1479 (Mar 2022). https://doi.org/10.3390/rs14061479