Revista Cartográfica 112 | 2026 | Artículos
ISSN (impresa) 0080-2085 | ISSN (en línea) 2663-3981
DOI: https://doi.org/10.35424/rcarto.i112.6042
Este es un artículo de acceso abierto bajo la licencia CC BY-NC-SA 4.0

Priorización de subcuencas susceptibles a la erosión hídrica mediante un enfoque combinado de modelos espaciales explícitos y análisis estadístico multivariado

Prioritization of Sub-Watersheds Susceptible to Water Erosion Using a Combined Approach of Explicit Spatial Modeling and Multivariate Statistical Analysis

Maiquel López Silva[1]
Dayma Sadami Carmenates Hernández[2]

Recibido 7 de julio de 2025; aceptado 14 de octubre de 2025

Resumen

La pérdida del suelo es un impacto ambiental en las unidades hidrográficas al contribuir significativamente con la reducción del potencial agrícola del suelo, así como a la acumulación de carga de sedimentos en los cuerpos acuáticos. Este proceso se agrava por distorsiones del ciclo hidrológico, así como por actividades antropogénicas. Por tanto, se plantea como objetivo priorizar las subcuencas hidrográficas más susceptibles a la erosión hídrica mediante un enfoque combinado de modelos espaciales explícitos y análisis estadístico multivariado, con el fin de la identificación de áreas críticas para la implementación de medidas de conservación de suelos y manejo sostenible del territorio. Al respecto, se aplicaron herramientas de Sistema de Información Geográfico (SIG) para caracterizar la morfometría y la estimación espacial de la erosión utilizando el modelo RUSLE. El análisis estadístico incluyó la prueba de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), la prueba de esfericidad de Bartlett, análisis factorial, Análisis de Componentes Principales (PCA), Análisis de la Suma Ponderada (WSA) y la determinación del Valor Compuesto (CV). Los

[1] Universidad Ricardo Palma, Perú, correo electrónico: maiquel.lopez@urp.edu.pe.
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-0946-6160

[2] Universidad Ricardo Palma, Perú, correo electrónico: dayma.carmenates@urp.edu.pe.
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-5482-7562

resultados mostraron una pérdida total de suelo de 96,40 t $ha^{-1}$$año^{-1}$ en toda la cuenca, donde la subcuenca (SC) SC-8 fue la intervención más prioritaria. Se establecieron tres niveles de prioridad por erosión hídrica: alta (15,30%), media (50,43%) y baja (34,27%), distribuidas en una superficie de 3,503.95 km^2. Se concluye que la integración de los modelos espaciales explícitos con técnicas estadísticas multivariadas proporciona una aproximación más precisa y efectiva para la identificación de zonas críticas, esencial para la gestión y planificación de acciones de conservación del suelo.

Palabras clave: *Sistemas de Información Geográfica, Gestión del Riesgo por Erosión, Vulnerabilidad ambiental, Gestión sostenible del suelo, Análisis de Componentes Principales.*

Abstract

Soil loss is an environmental impact affecting hydrographic units, significantly contributing to the reduction of agricultural soil potential and the accumulation of sediment loads in water bodies. This process is exacerbated by disruptions to the hydrological cycle, as well as by anthropogenic activities. Therefore, this study aims to prioritize the hydrographic sub-basins most susceptible to water erosion through a combined approach involving explicit spatial models and multivariate statistical analysis, in order to identify critical areas for the implementation of soil conservation measures and sustainable land management. In this context, Geographic Information System (GIS) tools were applied to characterize morphometry and estimate spatial soil erosion using the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). The statistical analysis included the Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) measure of sampling adequacy, Bartlett's test of sphericity, factor analysis, Principal Component Analysis (PCA), Weighted Sum Analysis (WSA), and the determination of a Composite Value (CV). The results revealed a total soil loss of 96.40 t ha^{-1} $year^{-1}$ across the entire basin, with sub-basin SC-8 identified as the highest priority for intervention. Three levels of erosion priority were established: high (15.30%), medium (50.43%), and low (34.27%), distributed over an area of 3,503.95 km^2. It is concluded that the integration of explicit spatial models with multivariate statistical techniques provides a more accurate and effective approach for identifying critical zones, which is essential for soil conservation planning and management.

Key words: *Geographic Information Systems, Soil erosion, water erosion, sustainable soil management, Principal Component Analysis.*

1. Introducción

Las cuencas hidrográficas presentan crecientes problemáticas asociadas a fenómenos hidrometeorológicos extremos como sequías prolongadas e inundaciones intensas, así como a procesos antrópicos como la deforestación frente a una gestión desarticulada de los recursos naturales (Bojer *et al*., 2025). Esto puede provocar desequilibrios ambientales, deterioro del suelo, pérdida de

biodiversidad, conflictos por el uso del agua y mayor vulnerabilidad a eventos extremos (Amparo-Salcedo *et al.*, 2025).

Los procesos erosivos conducen a la eliminación de la materia orgánica, capacidad de retención de nutrientes y agua en la capa superior del suelo que induce baja productividad en los cultivos (Camacho-Zorogastúa et al., 2023). Por consiguiente, la erosión del suelo es un problema ambiental global que afecta de forma negativa la productividad del ecosistema natural y la agricultura sostenible en las cuencas (Negese *et al.*, 2021).

En particular, dentro de los tipos de erosión, la hídrica es la más notable porque la intensidad de la lluvia acompañada de un relieve con pendientes fuertes que remueve mayor número de partículas del suelo (Ugese *et al.*, 2022). El movimiento de las partículas sobre la superficie del suelo por el efecto de la gravedad transporta el material orgánico e inorgánico del suelo y las deposita en los cauces, lagos y embalses trayendo consigo problemas tales como: sedimentación y contaminación (Blanco & Lal, 2023).

Existen diferentes modelos para estimar la pérdida del suelo. En particular, el modelo de la Ecuación Universal Revisada de Pérdida de Suelo (*Revised Universal Soil Loss Equation*, RUSLE) es el más utilizado para la predicción de la pérdida de suelo por su compatibilidad con las imágenes de teledetección (*Remote Sensing*, RS) y Sistema de Información Geográfica (SIG) que simplifica y precisa los mapas de erosión (Ghosh *et al.*, 2022). Las técnicas de RS permiten caracterizar las propiedades de las superficies terrestres, la recopilación de información de la tierra e identificar cambios ambientales asociados a áreas susceptibles a la erosión (Polovina *et al.*, 2024). Mientras que, el SIG contribuye a la cuantificación de la erosión del suelo mediante la codificación de los píxeles que conduce a identificar los tipos de suelo, unidades litológicas y cambios en la cobertura vegetal (Jazouli *et al.*, 2017).

Por tanto, las herramientas RS y SIG permiten identificar cuencas con elevadas potencialidades y limitaciones ambientales y por consiguiente la generación de una prioridad para asegurar la gestión integrada y sostenible de los recursos naturales (Delgado *et al.*, 2022).

Sin embargo, diversos estudios se han limitado a la priorización de subcuencas empleando exclusivamente el modelo RUSLE (Arias-Muñoz *et al.*, 2023; Singh *et al.*, 2023). Por otro lado, Bharath *et al.* (2021); Gitima *et al.* (2023); Kumar *et al.* (2023); López-Silva & Carmenates-Hernández, (2023); Malik *et al.* (2019); Ojha *et al.* (2023); Shekar *et al.* (2023) han aplicado de manera aislada enfoques como la estadística multivariada, el Proceso de Jerarquía Analítica (*Analytic Hierarchy Process*, AHP), el análisis discriminante lineal (*Linear Discriminant Analysis*, LDA), así como variables espaciales como el uso y cobertura del suelo (*Land Use and Land Cover*, LULC) y el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index*, NDVI). Sin embargo, estos autores no incorporan metodologías complementarias dentro de un enfoque integrado que permita una caracterización más completa y precisa de la susceptibilidad a la erosión hídrica.

En el estudio de Dofee *et al.* (2024), la priorización de las subcuencas propensas a la erosión del suelo se realizó mediante parámetros morfométricos y factores estadísticos básicos, integrados a través de una suma ponderada. Si bien este enfoque permite una primera aproximación útil al análisis de susceptibilidad, su aplicación aislada puede limitar la capacidad de capturar la complejidad de los procesos erosivos. De igual modo, Wagh & Manekar (2023) se enfocan en el análisis de todos los parámetros morfométricos mediante la suma ponderada como factor esencial para priorizar la cuenca. En comparación, con otros métodos más integradores que incorporan variables biofísicas, indicadores climáticos y herramientas de análisis multivariado o geoespacial, lo que permite una evaluación más holística y precisa del riesgo de erosión hídrica. Sin embargo, Sadeghi *et al.* (2024) plantean un método más actual sobre priorización de cuenca por erosión hídrica, acoplando varios escenarios de cultivos y erosividad basado en la teoría de juegos.

En otro contexto, Shekar *et al.* (2023) señalan como técnica viable el Análisis de los Componentes Principales (*Principal Component Analysis*, PCA), los valores integrales hipsométricos (*Hypsometric Integrals*, HI) y el LULC, pero generan una priorización con base a los factores interpretativos de los parámetros morfométricos de las subcuencas.

Como se evidencia en la literatura científica, la priorización de subcuencas se ha abordado mediante diversos enfoques, entre ellos, AHP, RUSLE, LDA, LULC y PCA. En este contexto, la integración de múltiples criterios como el SIG, RUSLE, la prueba de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), la prueba de esfericidad de Bartlett, el PCA, el método de suma ponderada (*Weighted Sum Approach*, WSA) y el coeficiente de variación (*Coefficient of Variation*, VC) permite alcanzar una mayor precisión en la identificación y jerarquización de subcuencas susceptibles a la erosión hídrica. Esta integración metodológica responde a la necesidad de un enfoque más integral que considere simultáneamente variables físicas, espaciales y estadísticas, con el fin de mejorar la toma de decisiones en la gestión de cuencas.

El caso de estudio central en esta investigación, es la cuenca hidrográfica del río Rímac, Lima, Perú, porque presenta elevados volúmenes de sedimentos y flujos de escombros en la zona baja de la cuenca que han causado considerables pérdidas de vidas humanas y económicas (Villacorta *et al.*, 2020). Asimismo, las obras hidráulicas en la cuenca se ven frecuentemente obstruidas por la acumulación de sedimentos, resultado directo de la erosión hídrica que ocurre en las subcuencas más vulnerables. Esta sedimentación reduce la capacidad de conducción y almacenamiento de dichas infraestructuras, afectando su eficiencia y funcionalidad (Ke *et al.*, 2025). Por consiguiente, esto afecta significativamente el rol fundamental que cumple la cuenca en la sociedad y en el desarrollo económico de la capital de Lima, porque abastece de agua al 30% de la población del país, constituyéndose como un elemento de alta relevancia estratégica. A pesar de ser la segunda ciudad desértica más grande del mundo se destaca la necesidad de estrategias sólidas de adaptación al cambio climático

e investigación interdisciplinaria para abordar problemas complejos de gestión del agua y suelo (Eduardo *et al.*, 2024).

Al respecto, se plantea como objetivo priorizar las subcuencas del río Rímac con mayor susceptibilidad a la erosión hídrica, mediante un enfoque combinado de modelos espaciales explícitos y análisis estadístico multivariado, con el propósito de identificar áreas críticas que permitan orientar la implementación de medidas de conservación de suelos y promover el manejo sostenible del territorio.

2. Metodología

2.1. Ubicación geográfica del área de estudio

El estudio se desarrolló en la cuenca del río Rímac Perú que pertenece a una zona árida y semiárida ocupando un área de 3,503.95 km^2 con nueve unidades hidrográficas según muestra el espacio geográfico de la Figura 1. La zona más alta compuesta por la subcuenca (SC) SC-1, SC-8 y SC-9 que nacen en la cordillera de los Andes con altitud de 5.508 msnm y desemboca en el océano Pacífico. La zona urbana de la capital de Lima se desarrolla fundamentalmente en la subcuenca SC-2 y a lo largo del río Rímac los centros poblados que figuran el 81% de la población total de la cuenca (Vega-Jácome *et al.*, 2018).

Se estableció un enfoque de priorización combinando los modelos espaciales explícitos y estadística multivariada. La Figura 2 muestra el flujograma de la metodología utilizada. El proceso inicial fue la recopilación de la información, en

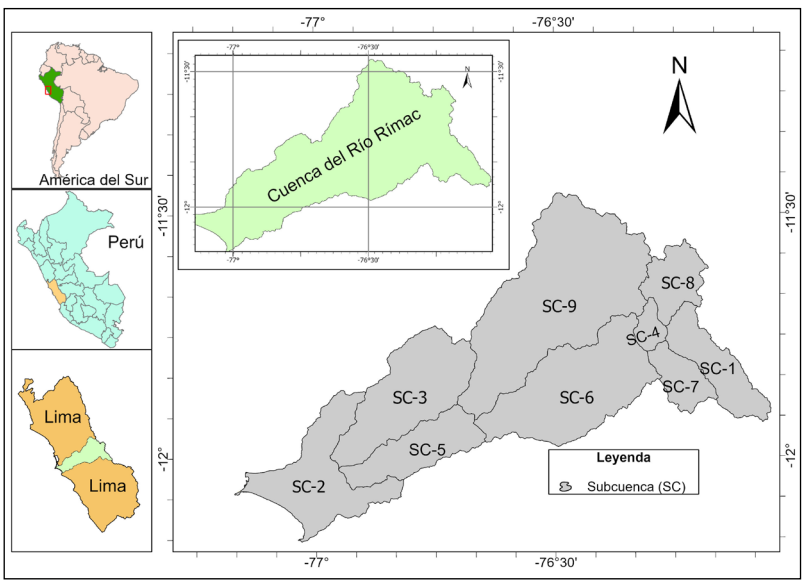

Figura 1. Ubicación de la cuenca del río Rímac.
Fuente: elaboración propia.

segunda etapa una pre priorización por medio de los parámetros morfométricos y modelos espaciales explícitos por el método de RUSLE. Como tercera etapa, se implementó la estadística multivariada involucrando la Prueba KMO, Bartlett, el PCA, WSA, y el VC. Finalmente, el conjunto de las etapas permitió establecer la priorización y categoría de las subcuencas más propensas a la erosión hídrica.

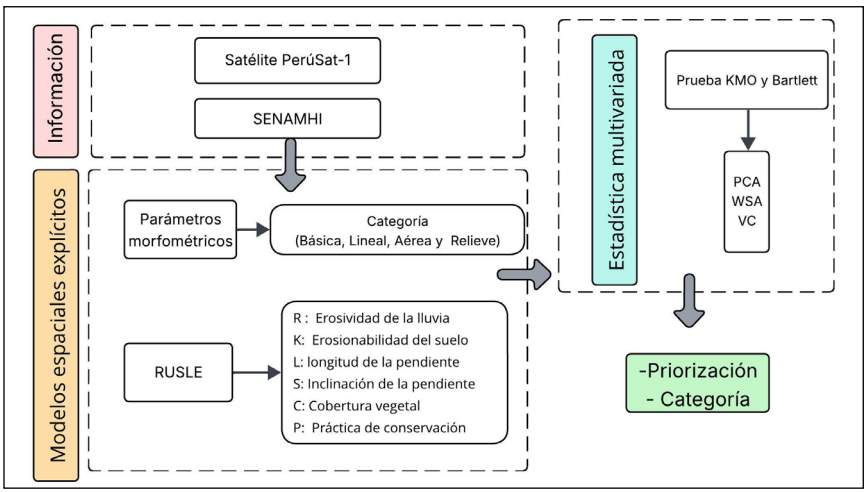

Figura 2. Diagrama de la metodología.
Fuente: elaboración propia.

2.2. Recopilación de la Información

Las imágenes satelitales fueron adquiridas en febrero del 2024 con fines investigativos, mediante la Agencia Espacial del Perú (CONIDA) que tiene acceso a la observación terrestre de la región mediante el satélite peruano PeruSAT-1. En relación al SIG se manejó por medio del ArcGIS Pro 3.3 con la herramienta principal de gestor de los recursos hídricos en datos topográficos e hidrográficos como fue el Arc Hydro Tools de Esri, que abarca un conjunto de comandos para el geoprocesamiento de las imágenes satelitales.

En relación a la información de la lluvia fue tomada una base datos históricos del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) con 25 años (1998-2022) en nueve estaciones pluviométricas con altitudes que oscilaran entre 117 msnm a 4384 msnm (SENAMHI —Descarga de Datos, 2024). Posteriormente, fue procesada la información de forma estadística para una consistencia de los datos temporal (t-test,) y espacial (comparación cruzada de series), estos mostraron un nivel elevado de equilibrio con series completas y sin anomalías.

2.3. Modelos espaciales explícitos

2.3.1. Parámetros morfométricos

Se delimitó la cuenca y subcuenca del río Rímac a partir del DEM y posterior uso de la herramienta Arc Hydro Tools para el manejo de la geodatabase de las subcuencas delimitadas. La Figura 3 muestra 20 ecuaciones para determinar los parámetros morfométricos clasificados en categoría lineal, aérea y de relieve. En cambio, las categorías básicas corresponden a los factores que definen las características físicas de las subcuencas.

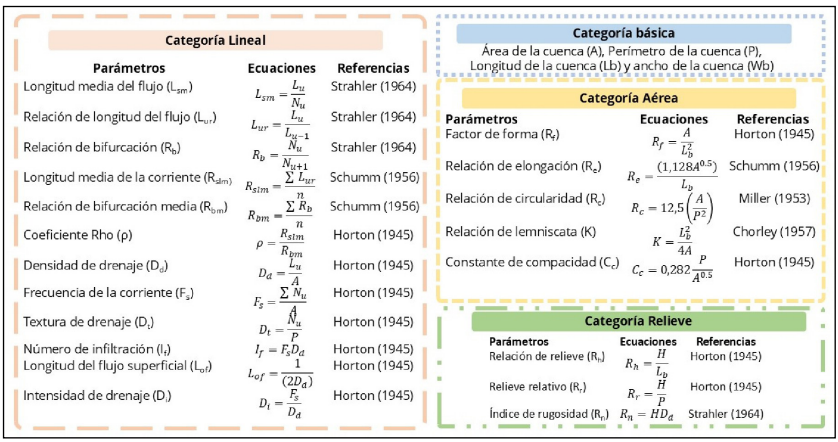

Figura 3. Parámetros morfométricos.
Fuente: elaboración propia.

Como interpretación hidrológica para valores elevados en los parámetros básicos, lineales, aéreos y de relieve implican mayores volúmenes de escorrentía inmediata, suelos impermeables con frecuencia de ríos que presentan un trazado irregular y meándrico. Así como, implica mayor energía cinética lo cual favorece a los procesos erosivos intensos.

2.3.2. Método de RUSLE

La erosión hídrica se cuantificó mediante la aplicación del modelo empírico RUSLE incluido en la Ecuación 1, el cual permite cuantificar la pérdida media anual de suelo inducida por la acción del agua (Renard *et al.*, 1997). Los factores del modelo se obtuvieron a través del análisis algebraico espacial en un contexto de SIG, al tiempo que permitió su integración y representación geoespacial a escala de cuenca.

$$A = R \cdot K \cdot L \cdot S \cdot C \cdot P \quad (1)$$

Donde:

A= pérdida de suelo (t ha^{-1} año^{-1}),

R= factor de erosividad de la lluvia,

K= factor de erosionabilidad del suelo,

L= factor de longitud de la pendiente (adimensional),

S= factor de pendiente (adimensional),

C= factor de cobertura de suelo (adimensional) y

P= factor de prácticas de conservación (adimensional).

El Factor R fue una variable fundamental en la erosión. La erosividad pluvial considera el efecto combinado de la duración, magnitud e intensidad de la lluvia, por tanto, el factor R requiere datos de precipitación continua. Al respecto, el Factor R se calculó por la Ecuación 2 recomendada por Ascencio-Sánchez *et al.* (2025).

$$R = \sum_{i=1}^{12} 1.735 \cdot 10^{\left[1.5 \log_{10}\left(\frac{Pi^2}{P}\right) - 0.08188\right]} \quad (2)$$

Donde:

Pi= la precipitación mensual (mm),

P= la precipitación anual (mm).

El Factor de Erosionabilidad del Suelo (K) se estimó mediante la Ecuación 3 recomendada por Camacho-Zorogastúa *et al.* (2023). Este Factor K depende de las características físicas y químicas del suelo expresadas en las Ecuaciones 4, 5, 6 y 7. En este sentido, los datos se descargaron del Sistema Global de Información del Suelo (GloSIS) (FAO and ITPS, 2020). Posteriormente, se llevó a cabo el análisis geoespacial en ArcGIS Pro 3.3 con el propósito de generar los archivos RAS correspondientes a los contenidos de arena, limo, arcilla y materia orgánica. Finalmente, mediante el uso de la calculadora ráster, se integraron las ecuaciones requeridas para la estimación del factor K.

$$K = 0{,}1317 \cdot f_{csand} \cdot f_{cl-si} \cdot f_{orge} \cdot f_{hisand} \quad (3)$$

$$f_{csand} = \left(0{,}2 + 0{,}3\, exp\, exp\, \left[-0{,}256 \times ms \times \left(1 - \frac{msilt}{100}\right)\right]\right) \quad (4)$$

$$f_{cl-si} = \left(\frac{msilt}{mc + msilt}\right)^{0{,}3} \quad (5)$$

$$f_{orge} = \left(1 - \frac{0{,}0256 \times orgC}{orgC + expexp\,[3{,}72 - 2{,}95\, x\, orgC]}\right) \quad (6)$$

$$f_{hisand} = \left(1 - \frac{0.7 \times \left(1 - \frac{ms}{100}\right)}{\left(1 - \frac{ms}{100}\right) + expexp\left[-5{,}51 + 22{,}9\left(1 - \frac{ms}{100}\right)\right]}\right) \quad (7)$$

Donde: m_s, m_{silt}, m_c y $orgC$ es el porcentaje de contenido de arena, limo, arcilla y nivel de carbono orgánico en el estrato superior del perfil del suelo.

La relación del Factor L y Factor S conocido como el Factor Topográfico (LS) fue determinado por las Ecuaciones 8, 9 y 10 respectivamente, propuestas por McCool *et al.* (1987).

$$L = \frac{\lambda^{\left(\frac{\beta}{1+\beta}\right)}}{22.13} \tag{8}$$

$$S = \begin{matrix} 10.8 \sin\theta + 0.03 & si\ \theta < 9\% \\ 16.8 \sin\theta - 0.50 & si\ \theta > 9\% \end{matrix} \tag{9}$$

$$LS = \mathrm{L} \cdot \mathrm{S} \tag{10}$$

Donde:

β= es un factor que varía con la pendiente y

θ= el ángulo de pendiente.

El Factor C representa el efecto de las prácticas de cultivo y manejo del suelo sobre la erosión. Está estrechamente vinculado a los tipos de uso del suelo y, por lo tanto, depende principalmente del tipo de vegetación, la etapa de crecimiento y la tasa de cobertura vegetal. El Factor C se estimó mediante las Ecuaciones 11 y 12 recomendadas por Attoubounou *et al.* (2025).

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \tag{11}$$

$$C = \left(\frac{-NDVI+1}{2}\right) \tag{12}$$

Donde:

$NDVI$= es el índice de vegetación de diferencia normalizada (varía entre -1 y +1, interpretado como suelo desnudo, agua o nula vegetación),

NIR= la reflectancia espectral de la superficie en la banda del infrarrojo cercano,

RED= es la reflectancia espectral de la superficie en la banda roja, α=2 y β=1.

El Factor de prácticas de conservación (P) representa los cambios en la erosión potencial a través del efecto de prácticas de conservación como terrazas, zanjas de contorno y el cultivo en franjas (Camacho-Zorogastúa *et al.*, 2023). La obtención del factor P varía según las técnicas de protección implementadas en el nivel de cuenca. En este estudio, el Factor P se estimó en función del sistema de pendiente de la cuenca, y el valor del factor de práctica de apoyo basado en los métodos de cultivo y la pendiente (Mazigh *et al.*, 2022). En general los factores fueron categorizados entre 2 a 8 rangos para su adecuado análisis e interpretación de resultados.

2.4. Estadística Multivariada

En el contexto de la técnica de estadística multivariada se aplicó para simplificar el conjunto de parámetros morfométricos y método RUSLE, reduciendo el número de variables, pero conservando la información clave de cada subcuenca.

Inicialmente se usaron las pruebas KMO y Bartlett para medir la idoneidad, verificación de los datos, y correlación entre variables. El valor de KMO≈0,0 indica correlación parcial, 0,8< KMO<1 indica muestreo adecuado, KMO<0,5 indica insuficiencia en el muestreo (Ojha *et al.*, 2023). En segundo lugar, el proceso del PCA, se definió la matriz de correlación, la matriz de carga del primer factor y la matriz de carga del factor rotado.

Además, se utilizaron Análisis de Suma Ponderada (WSA) y Valor Compuesto (CV). El WSA se calculó en función de la relación de la suma de los coeficientes de correlación y total general de las correlaciones. Donde el valor del WSA se interpretó como: a mayor valor del parámetro lineal, relieve y RUSLE, mayor será el riesgo de erosión. Mientras que, en los aéreos, a menor valor, mayor será el riesgo (Bharath *et al.*, 2021). En relación al CV se expresa por la multiplicación de WSA y la clasificación preliminar de prioridad de parámetros, definido por el método de ranking simple.

Para el análisis estadístico de los datos se empleó el *software* IBM SPSS Statistics, versión 29, el cual permitió aplicar técnicas multivariadas con fines de interpretación y reducción de la información.

3. Resultados

3.1. Parámetros morfométricos

Con el propósito de analizar la influencia de la morfometría sobre la dinámica erosiva, se procedió a la clasificación de los 27 parámetros morfométricos en cuatro categorías: básico, lineal, aéreo y de relieve como muestra la Tabla 1. Esta tipología responde a criterios hidrológicos y geomorfológicos, dado que la erosión del suelo está directamente relacionada con las propiedades físicas y estructurales de la cuenca hidrográfica.

3.2. Modelo espacial explícito

El mapeo geoestadístico digital permitió obtener los factores que determinan el modelo RUSLE y cuantificar la erosión del suelo. Factor R se representó de forma espacial en la Figura 4 alcanzando un valor máximo de 933,72 MJ mm ha^{-1} h^{-1} $año^{-1}$. En la zona baja media de la cuenca se observa valores extremos mínimos de 0,0 a 42,72 MJ mm ha^{-1} h^{-1} $año^{-1}$ porque la región clasifica como zona desértica subtropical y se caracterizan por escasas lluvias.

El mapeo digital del suelo de acuerdo a la Figura 5 refleja el Factor K en 2 categorías según la textura y colores según la clasificación de acuerdo a Komissarov et al. (2024). Los valores de K oscilaron entre 0,001 a 0,020 t ha^{-1} MJ^{-1} mm^{-1} lo que permitió identificar la presencia predominante de suelos del tipo Leptosol (82,70%), seguidos por Fluvisol éutrico (11,56%) y Regosol éutrico (5,74%) en el área total de la cuenca. Desde un punto de vista geográfico, dicha distribución presenta una alta vulnerabilidad a la erosión en más del 80% donde predominan los Leptosoles debido a su poca profundidad, pendientes fuertes,

Tabla 1. Resultado de los parámetros morfométricos

Parámetros		*Subcuencas (SC)*								
		1	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*
Básico	A	235,6	441,0	492,31	55,92	267,6	633,7	130,4	169,8	1077
	P	90,3	156,3	113,30	34,36	92,49	133,6	56,05	72,35	181,3
	Lb	29,21	41,69	44,37	12,90	31,39	51,22	20,87	24,24	69,23
	Wb	8,07	10,58	11,09	4,34	8,53	12,37	6,25	7,01	15,56
Lineal	Lu	64,96	84,14	145,39	15,15	76,55	176,2	32,13	46,41	161,0
	Nu	21,00	20,00	59,00	5,00	35,00	60,00	11,00	15,00	25,00
	Lsm	3,09	4,21	2,46	3,03	2,19	2,94	2,92	3,09	6,44
	Rb	3,90	7,80	3,22	1,50	4,58	3,55	3,67	3,42	3,75
	Rslm	0,67	0,66	0,60	0,48	0,53	0,71	1,02	0,77	0,75
	Rbm	1,95	3,90	1,61	0,75	2,29	1,78	1,83	1,71	1,88
	ρ	0,34	0,17	0,37	0,64	0,23	0,40	0,56	0,45	0,40
	Dd	0,28	0,19	0,30	0,27	0,29	0,28	0,25	0,27	0,15
	Fs	0,09	0,05	0,12	0,09	0,13	0,09	0,08	0,09	0,02
	Dt	0,23	0,13	0,52	0,15	0,38	0,45	0,20	0,21	0,14
	If	0,02	0,01	0,04	0,02	0,04	0,03	0,02	0,02	0,00
	Lof	0,14	0,10	0,15	0,14	0,14	0,14	0,12	0,14	0,07
	Di	0,32	0,24	0,41	0,33	0,46	0,34	0,34	0,32	0,16
Aéreo	Rf	0,28	0,25	0,25	0,34	0,27	0,24	0,30	0,29	0,22
	Re	0,59	0,57	0,56	0,65	0,59	0,55	0,62	0,61	0,53
	Rc	0,36	0,23	0,48	0,59	0,39	0,44	0,52	0,41	0,41
	k	0,90	0,99	1,00	0,74	0,92	1,03	0,83	0,87	1,11
	Cc	1,66	2,10	1,44	1,30	1,59	1,50	1,38	1,57	1,56
	Sf	3,62	3,94	4,00	2,98	3,68	4,14	3,34	3,46	4,45
Relieve	H	1,757	2,100	3,881	2,154	2,006	4,226	2,266	1,715	4,155
	Rh	0,06	0,05	0,09	0,17	0,06	0,08	0,11	0,07	0,06
	Rr	19,46	13,44	34,27	62,68	21,69	31,62	40,43	23,71	22,92
	Rn	0,48	0,40	1,15	0,58	0,57	1,17	0,56	0,47	0,62

Fuente: elaboración propia.

baja capacidad de retención hidráulica y baja cobertura vegetal. Los Fluvisoles y Regosoles, aunque con menor presencia espacial, también presentan condiciones para albergar inestabilidad del suelo ante episodios de intensas precipitaciones.

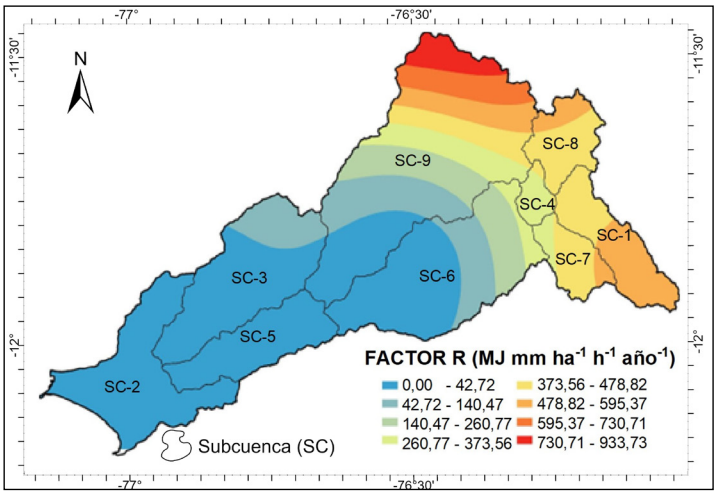

Figura 4. Factor R.
Fuente: elaboración propia.

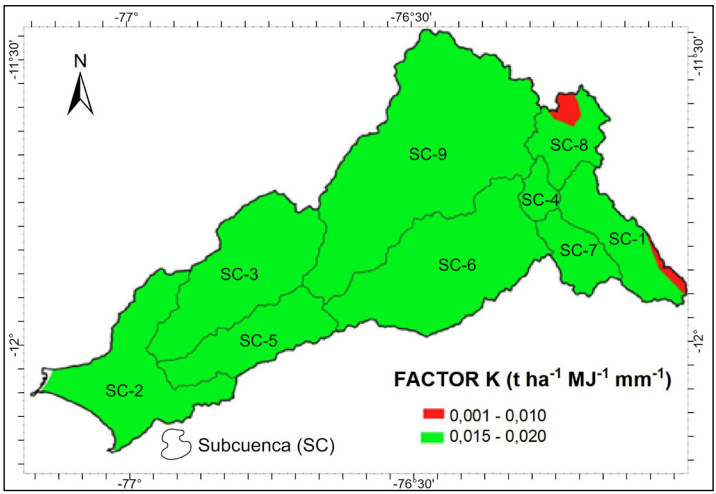

Figura 5. Factor K.
Fuente: elaboración propia.

Los valores del Factor topográfico LS representado de forma espacial en la Figura 6 permite identificar la zona de relieve accidentado y región montañosa. El aumento de los valores del factor topográfico LS equivale a un aumento del componente de pendiente (S), lo que explica situaciones geomorfológicas más susceptibles a las pérdidas de los suelos, ya que la energía de la escorrentía superficial es mayor en zonas de pendientes más pronunciadas. En este aspecto los valores LS oscilaron entre 0,130 a 6,923 lo cual explica una diversidad de formas del relieve.

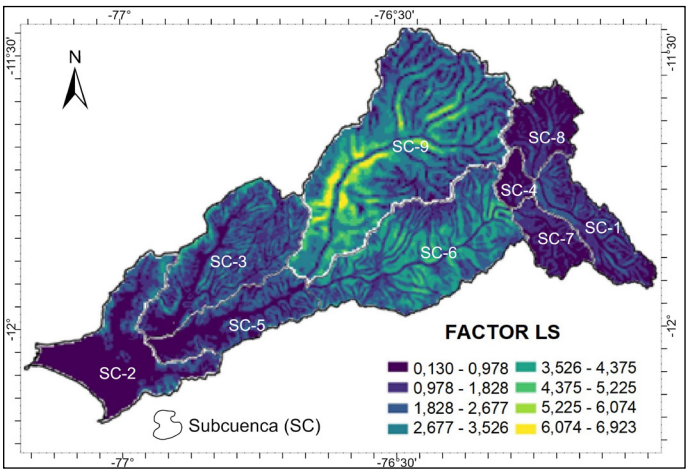

Figura 6. Factor topográfico LS.
Fuente: elaboración propia.

En la Figura 7 se muestra el resultado de la distribución espacial de la cobertura del suelo. El Factor C fluctuó entre 0,001 a 1,00. Considerando que, el Factor C varía de 0 (indica que existen suelos con cobertura vegetal) a 1 (indica que existen suelos sin cobertura vegetal) (Arias-Muñoz *et al.*, 2023) la cuenca posee elevado índice de escasez de cobertura vegetal. Se identificaron las clases de cobertura vegetal, sobresaliendo la clase Pajonal andino con 861,66 km^2 que representa el 24% del área total para un factor C de 0,05.

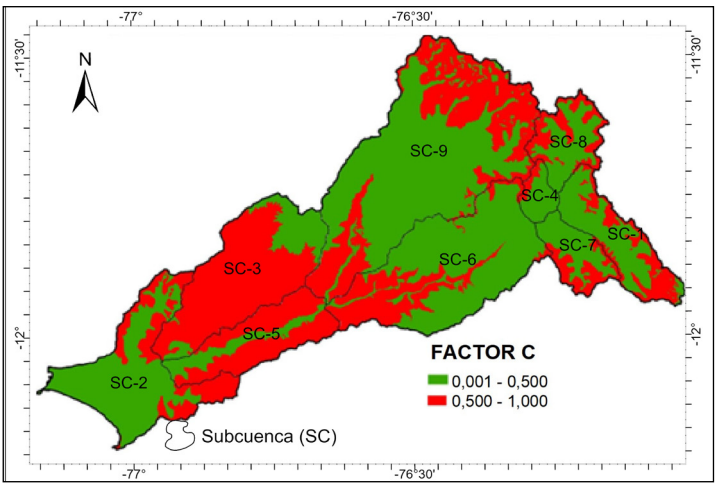

Figura 7. Factor C.
Fuente: elaboración propia.

El mapeo espacial del Factor P se muestra en Figura 8. El Factor P, que varía de 0 (eficiencia óptima de conservación) a 1 (ausencia de medidas de conservación), se refiere a la eficacia de las medidas del control de la erosión. Se identifican que las subcuencas SC-6 y SC-9, poseen valores cercanos a 1 indicando la predominancia de áreas sin medidas estructurales o vegetativas para la conservación del suelo, lo que aumenta la susceptibilidad a los procesos erosivos.

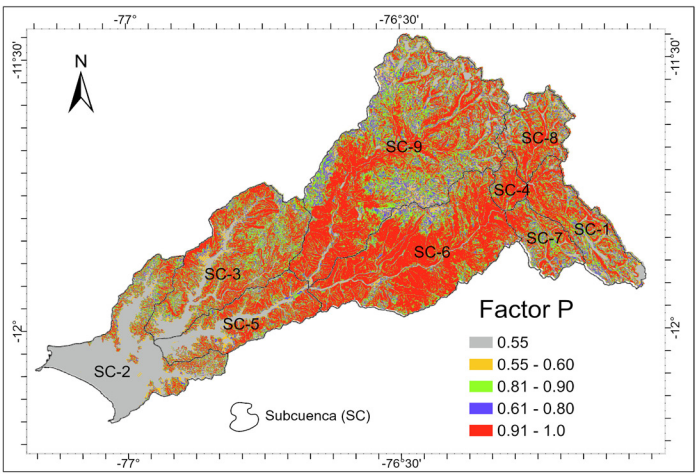

Figura 8. Factor P.
Fuente: elaboración propia.

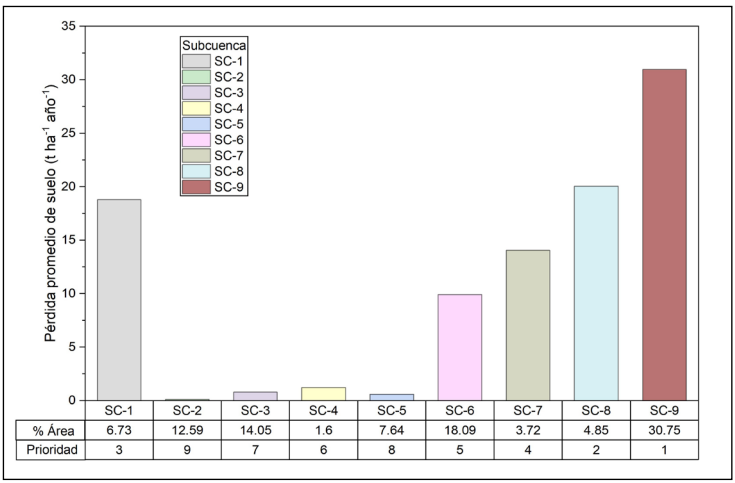

Figura 9. Pérdidas promedio de suelo en las subcuencas.
Fuente: elaboración propia.

El modelo espacial explícitos de RUSLE permitió estimar la pérdida promedio del suelo como muestra la Figura 9. Se reflejan las pérdidas promedio del suelo en relación al porcentaje de área de cada subcuenca y orden de prioridad. En general, las pérdidas promedio de suelo en las subcuencas oscilaron entre 0,10 t ha^{-1} $año^{-1}$ a 30,95 t ha^{-1} $año^{-1}$ pertenecientes para la subcuenca 2 y 9 respectivamente. La pérdida promedio de suelo muestra una marcada variabilidad espacial a lo largo de la cuenca, destacándose valores más heterogéneos en las subcuencas SC-2, SC-3, SC-4 y SC-5, ubicadas en sectores bajos y medios, en contraste con las subcuencas SC-1, SC-6, SC-7, SC-8 y SC-9, localizadas en la zona alta. Esta diferenciación evidencia la influencia altitudinal y factores ambientales como cobertura vegetal y uso del suelo en los procesos de erosión.

3.3. Priorización estadística

La Figura 10 muestra los resultados en forma de mapa factorial del PCA, así como las tablas de las pruebas KMO -Bartlett y matriz de componentes. En ambos casos las pruebas experimentan una capacidad correcta de los datos para aplicar el PCA. La matriz de componentes principales (PC) identifica tres cargas factoriales. Las dos primeras componentes PC1 y PC2 en conjunto acumulan el 94,12% de la varianza, lo que equivale a captar la mayor parte de la estructura de información del conjunto de variables y por eso son las más relevantes al interpretar el fenómeno investigado. El tercer componente (PC3), con una contribución marginal del 3,01%, tiene una influencia limitada sobre la variabilidad total y puede considerarse de importancia insignificante para los fines del análisis.

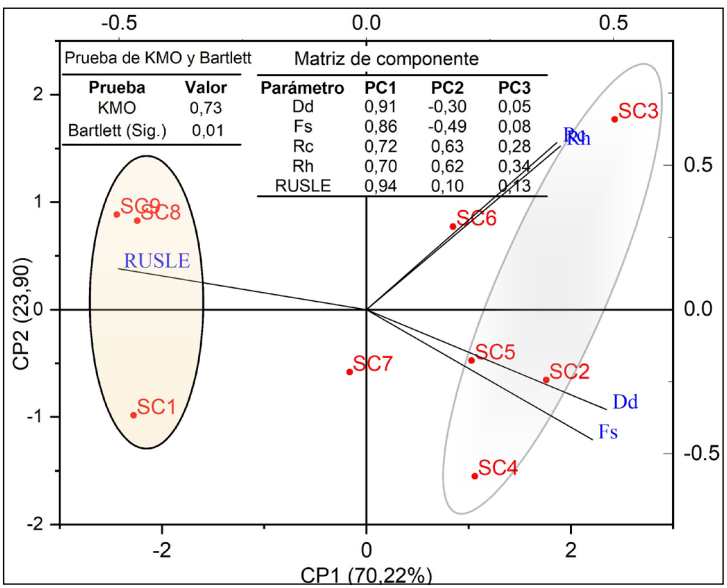

Figura 10. Mapa factorial del PCA .
Fuente: elaboración propia.

A partir de la matriz de correlación para componentes principales se desarrolló el WSA, reflejando en cada índice ponderado 0,307; 0,344 y 0,349 para las variables fundamentales de RUSLE, Rc y Rh respectivamente. En efecto, el resultado de los Valores Compuestos (CV) oscilaron 3,74 a 6,35, donde los valores bajos iwndicaron mayor prioridad y valores altos indicaron menor prioridad. Como resultado final se muestra en la Figura 11 el orden de prioridad por subcuenca. El primer orden (1) fue encabezado por la subcuenca SC-8 seguido por SC-1, SC-7, SC-9, SC-6, SC-4, SC-5, SC3 y por la subcuenca SC-2.

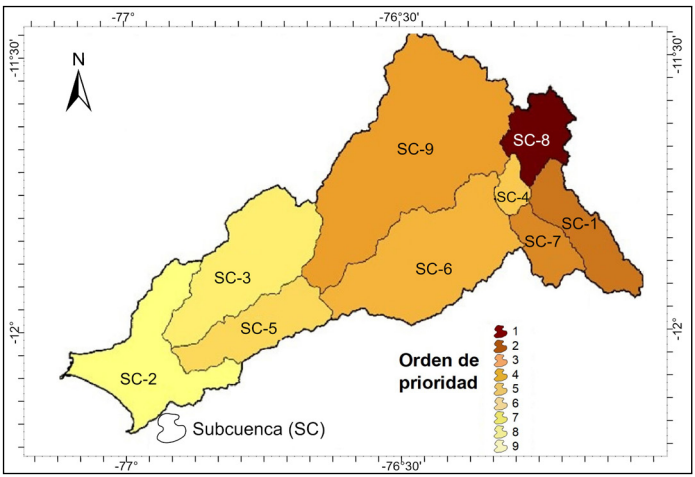

Figura 11. Orden de prioridad.
Fuente: elaboración propia.

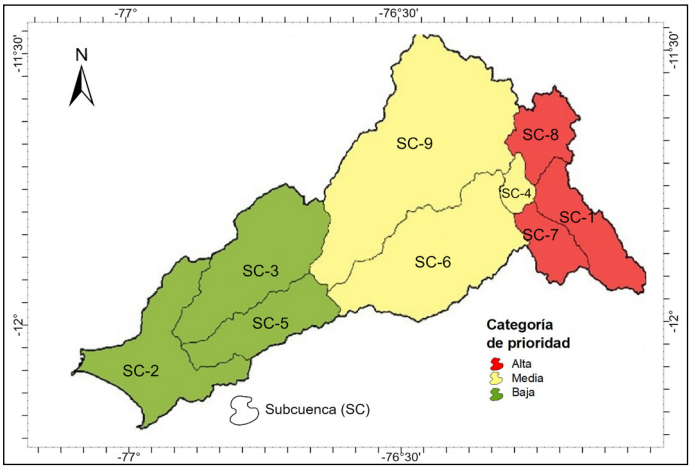

Figura 12. Categoría de priorización.
Fuente: elaboración propia.

Con base en el análisis de superficie, se clasificaron las subcuencas en tres rangos de prioridad: alta, media y baja como se muestra en la Figura 12. Donde las categorías por valor compuesto fueron: alta de 3.74 a 4.61, media de 4.61 a 5.48 y baja 5.48 a 6.35. De esta división, aproximadamente 15,30% del área de la cuenca presenta alta vulnerabilidad a la erosión hídrica, la cual se concentra en las subcuencas SC-1, SC-7 y SC-8 y. En cambio, el 50,43% es de prioridad media, incluyendo las subcuencas SC-4, SC-6 y SC-9. Finalmente, el 34,27% fueron clasificados de baja prioridad, correspondientes a las subcuencas SC-2, SC-3 y SC-5. Esta clasificación permite el establecimiento de zonas de riesgo crítico que han de ser objeto de una intervención inmediata mediante estrategias de conservación de suelos, gestión de cuencas y ordenación territorial.

4. Discusión

Se realizó un análisis exhaustivo de los parámetros morfométricos de cada una de las nueve subcuencas, los cuales fueron clasificados por categorías. Los valores obtenidos en la categoría básica representan un insumo clave para el análisis hidrológico y geomorfológico de las cuencas, al proporcionar datos sobre su extensión, configuración espacial y características físicas predominantes. Las áreas de las subcuencas (SC) fluctuaron entre 55,92 km^2 a 1077 km^2 con perímetros de 34,6 km a 181,3 km pertenecientes a las SC-4 y SC-5 respectivamente. Estos resultados evidencian una variación considerable entre las dimensiones de las subcuencas y por consiguiente diversificación de la tasa de erosión del suelo. Al respecto, la literatura especializada indica que las cuencas de grandes áreas tienden a evidenciar una mayor intensidad de procesos erosivos (Bashir & Alsalman, 2024). Este comportamiento puede explicarse por la presencia de trayectorias de escorrentía más extensa, lo cual incrementa el tiempo de contacto de la energía del flujo, facilitando la remoción y el transporte de partículas del suelo. Además, Debelo *et al.* (2017) revelaron que, existían fuertes relaciones entre la longitud de la cuenca, el perímetro y la erosión del suelo.

La categoría lineal de los parámetros morfométricos brinda información crucial sobre la eficiencia del transporte de agua en la cuenca. El presente estudio reveló que la cuenca tiene 251 corrientes conectadas con tres órdenes. Las corrientes de primer orden, segundo orden y tercer orden comprendían 138, 62 y 51 corrientes, respectivamente. Además, se encontró que las corrientes de menor orden eran mayores en número y en tramos que alcanzaron en su totalidad 413 km de longitud. Resalta en este aspecto la subcuenca SC-6, que presenta un total de 60 flujos, de los cuales el 50% corresponde a cursos de primer orden, lo que sugiere una topografía joven con un sistema de drenaje denso y poco jerarquizado. Es crucial tener en cuenta que la longitud del arroyo afecta significativamente la erosión del suelo. En contraste, Singh *et al.* (2021) demuestran que a medida que aumenta el orden del arroyo, la longitud total del arroyo disminuye; los arroyos de primer orden son los más largos y los arroyos de último orden son los más cortos. Mientras que, los valores de la bifurcación varían de 1,50 a 7,80 representados por las SC-4 y SC-2, respectivamente. La

bifurcación alta es indicativa de patrones de drenaje más dendríticos y esto puede resultar en un mayor poder erosivo y una respuesta hidrológica más rápida. Sin embargo, el resto de las subcuencas presentan un rango de bifurcación entre 3,0 a 4,0. En consecuencia (Horton, 1945) sugiere que el intervalo de 3,0 a 5,0 es una evolución intermedia con moderado control litológico.

La categoría de los parámetros aéreos permite inferir la concentración del flujo superficial e identificar en cuanto a su vulnerabilidad a la erosión del suelo. Se registró un rango de valores del parámetro Ff que varían entre 0,22 y 0,34 como valores mínimos y máximos que tienden a mostrar principalmente las subcuencas alargadas. Otro parámetro crucial es el Rc proporciona valores entre 0,23 y 0,59, lo que respalda la idea sugerida de las formas alargadas de las subcuencas. Además, la razón de elongación (Re) ofrece información adicional sobre la geometría de la cuenca donde sus valores varían entre 0,53 para la SC-9 y 0,65 para SC-4. Khalifa *et al.* (2023) afirmaron que valores Re<0,5 se pueden categorizar como más alargadas (< 0,5) y menos alargadas (0,7–0,8). Bajo esta premisa, los parámetros Rf, Re y Rc alcanzaron sus valores más altos en la subcuenca SC-4, lo que la posiciona con la mayor prioridad en términos de vulnerabilidad a la erosión. De manera similar, Abdeta et al. (2020) demostraron la fuerte relación entre la erosión del suelo y los parámetros morfométricos aéreos. Por tanto, el Ff, Rc, y Re son parámetros útiles para evaluar el grado de irregularidad en la forma de una cuenca de drenaje, lo cual influye directamente en su respuesta hidrológica y en la susceptibilidad a procesos erosivos.

La categoría de los parámetros de relieve proporciona información sobre la heterogeneidad de la topografía, así como las características tridimensionales (Nehra et al., 2024). El relieve de la cuenca (H) indica la diferencia de altura en cada punto de la cuenca siendo el mejor indicador de las etapas de erosión. En el área geográfica de estudio H mostró valores mínimos y máximos de 1,715 m a 4,226 m en la SC- 8 y SC-6 respectivamente. El Rh es la relación del relieve de la cuenca y la longitud de la línea principal del drenaje (Kumar *et al.*, 2023) y a su vez es un indicador de la intensidad de los procesos de erosión. El Rh mostró valores de 0,050 a 0,167 en la SC-2 y SC-4 respectivamente, lo cual refleja una variabilidad de relieve que abarca un cono de deyección donde se ubica la ciudad de lima (cuenca baja), valles y zonas montañosas. Esto sugiere que las zonas montañosas debido a las pendientes pronunciadas conducen a altas velocidades de flujo, aumentando el riesgo de erosión del suelo y a su vez una rápida generación de escorrentía cargada de sedimentos a las zonas de menor relieve. En correspondencia, Bharath *et al.* (2021) señalan en su investigación una correspondencia directa entre la magnitud de H y una escasa susceptibilidad de las subcuencas a los procesos erosivos. Asimismo, Bashir & Alsalman (2024) señalan la importancia de comprender los parámetros del relieve porque ayudan a identificar los lugares en peligro de erosión del suelo de manera más efectiva.

La aplicación del modelo espacialmente explícito permitió cuantificar la pérdida media de suelo en la cuenca, estimada en 96,40 $t \cdot ha^{-1} \cdot año^{-1}$. Esta tasa de pérdida de suelo implica una disminución en la capacidad de infiltración, lo que

intensifica la escorrentía superficial, altera la respuesta hidrológica de la cuenca y aumenta el riesgo de degradación ambiental y sedimentación aguas abajo.

La subcuenca SC-9 presenta la mayor densidad de erosión dentro del área de estudio, concentrando el 30,75% de la pérdida total de suelo, la cual clasificó como de primer orden de prioridad. Esta condición se explica por la interacción espacial de factores clave del modelo RUSLE por valores elevados del Factor R, LS, K, junto con valores bajos del Factor C, que indican escasa cobertura vegetal. En concordancia con Gitima *et al.* (2023) un valor alto de K indica una mayor vulnerabilidad a la erosión del suelo. Esta combinación potencia la vulnerabilidad del suelo frente a los procesos de escorrentía superficial, especialmente en zonas con topografía abrupta y deforestación (Panagos *et al.*, 2015). Mientras que, el Facto P muestra valores que predominan entre 0,91 a 1,0 indicativos de ausencia de medias de apoyo a las prácticas de cultivo y fuertes pendientes superiores al 30%.

En particular, la presencia de suelos Leptosoles, caracterizados por su poca profundidad, baja capacidad de retención hídrica y limitada cobertura orgánica intensifica el riesgo de erosión en laderas pronunciadas. La configuración geoespacial observada sugiere que SC-9 se encuentra en una situación crítica, donde la erosión hídrica no solo afecta la estabilidad edáfica, sino también altera el régimen hidrológico, promoviendo una mayor escorrentía directa y posibles procesos de degradación aguas abajo (Borrelli *et al.*, 2017). Por ello, esta subcuenca debe ser priorizada en la planificación territorial y en la aplicación de prácticas de conservación del suelo como terrazas, barreras vivas y reforestación con especies nativas (Ascencio-Sanchez *et al*., 2025; Silva *et al.*, 2024).

La zona alta noroeste de la cuenca presentó los valores más significativos de precipitaciones y en efecto mayor erosividad como las subcuencas SC-1, SC-7, SC-8 y SC-9. En consecuencia, se debe que en las zonas montañosas presenta más variabilidad climática que induce las precipitaciones en comparación con las regiones llanas (Pepin *et al.*, 2022). Asimismo, se observó una estrecha relación proporcional entre la lluvia, altitud y la erosión del suelo en las subcuencas SC-2 y SC-5. Los resultados obtenidos en esta investigación encuentran respaldo en los valores del factor R reportados por Condori Rivas, (2023) y Delgado, (2020) en la cuenca adyacente del río Rímac, lo que contribuye a validar la metodología aplicada y la coherencia espacial del modelo.

En comparación con los resultados alcanzados por Camacho-Zorogastúa *et al.* (2023) en la región San Martín de Perú obtienen un rango superior de la pérdida de suelo, producto a la ubicación geográfica andina que repercute en un incremento sustancial de la lluvia, fuertes pendientes y área de la cuenca. Mientras que en las regiones de la Amazonía de Perú son inferiores las pérdidas de suelo producto a la escaza energía cinética del flujo, por ejemplo, estudios desarrollados por Barboza *et al.* (2024) en la subcuenca Jucusbamba presentó un promedio de 23,24 t ha^{-1} $año^{-1}$. Como hallazgo en la zona geográfica del estudio se ha identificado que el relieve es el principal factor en la erosión del suelo por las fuertes pendientes entre 25% a +75%. Estos resultados de erosión del suelo

refuerzan la importancia de los modelos espaciales explícitos en la ubicación de áreas críticas para la planificación de medidas de conservación de suelos.

El análisis de componentes principales (PCA) permitió sintetizar la variabilidad espacial de los factores morfométricos, climáticos y de pérdida de suelo estimada en las subcuencas del área de estudio. El PCA redujo el 16% de las 33 variables analizadas, lo que expone una robusta herramienta para la reducción de la dimensionalidad de un conjunto de datos, así como facilidad de interpretación (Shekar *et al.*, 2023). El componente principal (CP) CP1 con carga factorial de 70,22% representa principalmente los factores de mayor contribución y correlación: RUSLE (r=0,94), Dd (r=0,91), Fs (r=0,86) y Rc (r=0,72), dichos parámetros están asociados a subcuencas con mayor susceptibilidad a la erosión hídrica. El segundo componente principal (PC2), que explica el 23,90 % de la varianza, está predominantemente influenciado por variables asociadas al relieve, introduciendo así un componente relacionado con las características del paisaje terrestre, el cual también incorpora elementos de naturaleza climática. En contraste, Singh *et al.* (2021) identifican a través de un análisis morfométrico en la cuenca de Dudhnai que los parámetros Dd, Fs, Rc y Rh responden a una correlación efectiva a la evaluación del riesgo de erosión. Asimismo, otros autores como Malik *et al.* (2019) y Ojha *et al.* (2023) han encontrado fuertes correlaciones en los CP de superiores a r>0,9 para la Dd, Fs, Rc y Rh. Por consiguiente, esto permite deducir que existe un vínculo directo de los parámetros y la jerarquización de las cuencas.

Se identificaron dos grupos bien diferenciados. El primero, ubicado en el cuadrante negativo de PC1 (SC1, SC8 y SC9), agrupa subcuencas con alta densidad de drenaje, mayor compacidad morfológica y superiores valores de pérdida de suelo, lo cual sugiere mayor susceptibilidad a los procesos erosivos. Estas unidades podrían estar asociadas a topografías más fuertes, actuando como zonas de mayor riesgo. En contraste, el segundo grupo, ubicado en el cuadrante positivo de PC1 (SC2, SC3, SC4, SC5 y SC6), presenta una clara asociación de escasos valores de pérdida de suelo, menor densidad de drenaje y formas más compactas, condiciones que estabilizan el suelo y limitan la pérdida de sedimentos por erosión.

Por su parte, el análisis del WSA registró al método de RUSLE como el de mayor peso para la priorización. Sin embargo, con la combinación de los criterios espaciales explícitos y estadística multivariada resumido en el valor compuesto identifica que la subcuenca SC-8 a pesar de tener un valor inferior de pérdida de suelo de 20,05 t $ha^{-1}año^{-1}$ se erosiona 64,76% más que la subcuenca SC-9 a pesar de tener un área mayor de 25.90%. En la SC-8 se ajusta de forma precisa en tomar la primera prioridad, porque a nivel espacial el factor de erosividad de la lluvia y factor topográfico son 2,4 y 1,2 veces mayor en comparación con la SC-9 respectivamente.

Aunque el enfoque combinado integra un conjunto ampliado de variables, los resultados reafirman que, geográficamente, las áreas con mayor susceptibilidad a la erosión hídrica continúan localizándose en sectores con fuertes gradientes topográficos y elevadas precipitaciones.

Finalmente, se valida que la combinación de modelos espaciales explícitos y estadística multivariada presentan mayor grado de precisión y validez para la priorización de la subcuenca. La eficacia del modelo radica en su capacidad para integrar y cuantificar de forma coherente los factores topográficos, hidrológicos y climáticos, lo que facilita una planificación territorial más precisa y adaptada a las condiciones locales

Es importante considerar ciertas limitaciones inherentes al enfoque, como la dependencia de la calidad de los datos de entrada, las restricciones del modelo RUSLE para representar procesos erosivos complejos, y la ausencia de variables socioeconómicas en el análisis. Reconocer estas limitaciones contribuye a una interpretación crítica de los resultados y orienta futuras investigaciones hacia enfoques más integrales.

5. Conclusiones

La combinación de modelos espaciales explícitos y técnicas de análisis multivariado demostró ser una estrategia eficaz para priorizar subcuencas con mayor vulnerabilidad a la erosión hídrica. El PCA facilitó identificar un conjunto reducido de parámetros que explican la mayor parte de la variabilidad asociada con la erosión hídrica, destacando las variables RUSLE, Rc y Rh como las más importantes. Por su parte, el análisis de suma ponderada (WSA) y el valor compuesto del PCA hizo posible jerarquizar de manera objetiva las subcuencas y, por lo tanto, identificar áreas de prioridad para su conservación y manejo de suelos.

La metodología combinada demostró que la subcuenca SC-8 tiene la primera prioridad con pérdida promedio de suelo de 20,05 t $ha^{-1}año^{-1}$ superando la subcuenca SC-9 en 64,76%. Mientras que, a nivel de cuenca existe un promedio de pérdida anual del suelo de 96,40 t $ha^{-1}año^{-1}$. A su vez, para la zona geográfica en estudio se identificaron como principales factores influyentes en la erosión del suelo la categoría de los parámetros aéreos y relieve, por otro lado, la lluvia, el tipo de suelo y cobertura vegetal. Estos resultados refuerzan la importancia de los modelos espaciales explícitos en la ubicación de áreas críticas para la planificación de medidas de conservación de suelos.

El estudio ofrece un marco replicable para la planificación territorial y la toma de decisiones basadas en la mitigación de la erosión, y particularmente en cuencas altoandinas o altamente heterogéneas geomorfológicamente. Asimismo, el estudio demuestra que los enfoques integrados, que combinan análisis físico-espaciales con herramientas estadísticas multivariadas, mejoran significativamente la precisión en la identificación de zonas críticas frente a la erosión hídrica.

A modo de futuras investigaciones, sería interesante adaptar otros modelos estadísticos a la combinación del criterio planteada como el AHP, TOPSIS y VIKOR para analizar otros problemas que afecta la prioridad de cuencas como la micro hidrología, la fisonomía de drenaje que repercute en las inundaciones, las sequías y el potencial de recarga de acuíferos.

Bibliografía

Abdeta, G. C.; Tesemma, A. B.; Tura, A. L. & Atlabachew, G. H. (2020). Morphometric analysis for prioritizing sub-watersheds and management planning and practices in Gidabo Basin, Southern Rift Valley of Ethiopia. *Applied Water Science*, 10 (7), 1-15. https://doi.org/10.1007/s13201-020-01239-7

Amparo-Salcedo, M.; Pérez-Gimeno, A. & Navarro-Pedreño, J. (2025). Water Security Under Climate Change: Challenges and Solutions Across 43 Countries. *Water*, 17 (5). https://doi.org/10.3390/W17050633

Arias-Muñoz, P.; Saz, M. A. & Escolano, S. (2023). Estimación de la erosión del suelo mediante el modelo RUSLE. Caso de estudio: cuenca media alta del río Mira en los Andes de Ecuador. *Investigaciones Geográficas*, 79, 207-230. https://doi.org/10.14198/INGEO.22390

Ascencio-Sanchez, M.; Padilla-Castro, C.; Riveros-Lizana, C.; Hermoza-Espezúa, R. M.; Atalluz-Ganoza, D. & Solórzano-Acosta, R. (2025). Impacts of Land Use on Soil Erosion: RUSLE Analysis in a Sub-Basin of the Peruvian Amazon (2016–2022). *Geosciences* (Switzerland), 15 (1), 15. https://doi.org/10.3390/geosciences15010015

Attoubounou, R. A.; Diawara, H.; Ludwig, R. & Adounkpe, J. (2025). Quantification of Soil-Water Erosion Using the RUSLE Method in the Mékrou Watershed (Middle Niger River). *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14 (1), 1-28. https://doi.org/10.3390/IJGI14010028

Barboza, E.; Raymundo, A. A.; Valqui, L. & Lopez, R. S. (2024). Estimation of soil loss using RUSLE model and GIS tools: Case study in the Jucusbamba Micro-Watershed (Amazonas, NW Peru). *Ambiente e Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, 19, 1-16. https://doi.org/10.4136/AMBI-AGUA.2998

Bashir, B. & Alsalman, A. (2024). Morphometric and Soil Erosion Characterization Based on Geospatial Analysis and Drainage Basin Prioritization of the Rabigh Area Along the Eastern Red Sea Coastal Plain, Saudi Arabia. *Sustainability*, 16 (20). https://doi.org/10.3390/SU16209008

Bharath, A.; Kumar, K. K.; Maddamsetty, R.; Manjunatha, M.; Tangadagi, R. B. & Preethi, S. (2021). Drainage morphometry based sub-watershed prioritization of Kalinadi basin using geospatial technology. *Environmental Challenges*. https://doi.org/10.1016/J.ENVC.2021.100277

Blanco, H. & Lal, R. (2023). Water Erosion. *Soil Conservation and Management*, 23-51. https://doi.org/10.1007/978-3-031-30341-8_2

Bojer, A. K.; Abshare, M. W.; Mesfin, F. & Al-Quraishi, A. M. F. (2025). Assessing climate and land use impacts on surface water yield using remote sensing and machine learning. *Scientific Reports*, 15 (1), 1-42. https://doi.org/10.1038/s41598-025-03493-8

Borrelli, P.; Robinson, D. A.; Fleischer, L. R.; Lugato, E.; Ballabio, C.; Alewell, C.; Meusburger, K.; Modugno, S.; Schütt, B.; Ferro, V.; Bagarello, V.; Oost, K. Van; Montanarella, L. & Panagos, P. (2017). An assessment of the global impact of 21st century land use change on soil erosion. *Nature Communications*, 8 (1), 1-13. https://doi.org/10.1038/s41467-017-02142-7

Camacho-Zorogastúa, C.; Minga, J. C.; Cesar Minga, K. D. C.; Gómez-Lora, J.; Gallo-Ramos, J. W.; Garcés Díaz, V. H.; Mohammadian, M.; Del, K.; Walter Gómez-Lora, J.; Gallo-Ramos, H. & Garcés Díaz, V. (2023). Evaluation of Soil Loss and Sediment

Yield Based on GIS and Remote Sensing Techniques in a Complex Amazon Mountain Basin of Peru: Case Study Mayo River Basin, San Martin Region. *Sustainability*, 15(11), 9059. https://doi.org/10.3390/SU15119059

Condori Rivas, J. D. (2023). *Factor Criteria for the Modeling Soil Erosion (Rusle) in the Middle Chillón River Basin, Peru*. https://doi.org/10.2139/SSRN.4491382

Debelo, G.; Tadele, K. & Koriche, S. A. (2017). Morphometric analysis to identify erosion Prone areas on the upper blue Nile using Gis (Case Study of Didessa and Jema Sub-Basin, Ethiopia). *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4 (8), 1773-1784. https://www.irjet.net/archives/V4/i8/IRJET-V4I8315.pdf

Delgado, D.: Sadaoui, M.; Ludwig, W. & Méndez, W. (2022). Spatio-temporal assessment of rainfall erosivity in Ecuador based on RUSLE using satellite-based high frequency GPM-IMERG precipitation data. *CATENA*, 219. https://doi.org/10.1016/J.CATENA.2022.106597

Delgado, J. (2020). Estimación de la pérdida de suelos utilizando el modelo USLE y herramientas SIG, en la cuenca del río Chillón, Lima, Perú. *South Sustainability*, 1-11. https://doi.org/10.21142/ss-0101-2020-007

Diodato, N. (2006). Predicting RUSLE (Revised Universal Soil Loss Equation) monthly erosivity index from readily available rainfall data in Mediterranean area. *Environmentalist*, 26 (1), 63-70. https://doi.org/10.1007/s10669-006-5359-x

Dofee, A. A.; Chand, P. & Kumar, R. (2024). Prioritization of soil erosion-prone sub-watersheds using geomorphometric and statistical-based weighted sum priority approach in the middle Omo-Gibe River basin, Southern Ethiopia. *International Journal of Digital Earth*, 17 (1). https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2350198

Eduardo, K.; García-Nauto, N.; Laqui-Estaña, J.; Vásquez-Senador, M. & Cárdenas-Gaudry, M. (2024). Sustainable watersheds management in Peru: Challenges and perspectives. *Scientia Agropecuaria*, 15 (4), 581-592. https://doi.org/10.17268/sci.agropecu.2024.043

FAO and ITPS (2020). Global Soil Organic Carbon Map V1.5: Technical re-port. Rome, FAO. https://data.apps.fao.org/glosis/?lang=en

García, L.; Veneros, J.; Pucha-Cofrep, F.; Chávez, S.; Bustamante, D. E.; Calderón, M. S.; Morales, E. & Oliva, M. (2021). Geospatial Analysis of Soil Erosion including Precipitation Scenarios in a Conservation Area of the Amazon Region in Peru. *Applied and Environmental Soil Science*. https://doi.org/10.1155/2021/5753942

Ghosh, A.; Rakshit, S.; Tikle, S.; Das, S.; Chatterjee, U.; Pande, C. B.; Alataway, A.; Al-Othman, A. A.; Dewidar, A. Z. & Mattar, M. A. (2022). Integration of GIS and Remote Sensing with RUSLE Model for Estimation of Soil Erosion. *Land*, 12 (1), 116. https://doi.org/10.3390/LAND12010116

Gitima, G., Teshome, M., Kassie, M. & Jakubus, M. (2023). Quantifying the impacts of spatiotemporal land use and land cover changes on soil loss across agroecologies and slope categories using GIS and RUSLE model in Zoa watershed, southwest Ethiopia. *Ecological Processes*, 12 (1), 1-21. https://doi.org/10.1186/s13717-023-00436-x

Global Soil Organic Carbon Map (GSOCmap) Version 1.5. (2020). Global Soil Organic Carbon Map (GSOCmap) Version 1.5. https://doi.org/10.4060/CA7597EN

Godif, G. & Manjunatha, B. R. (2022). Prioritizing sub-watersheds for soil and water conservation via morphometric analysis and the weighted sum approach: A case study of the Geba river basin in Tigray, Ethiopia. *Heliyon*, 8 (12). https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2022.E12261

Govarthanambikai, K. & Sathyanarayan Sridhar, R. (2024). Prioritization of watershed using morphometric parameters through geospatial and PCA technique for Noyyal River Basin, Tamil Nadu, India. *Journal of Water and Climate Change*, 15 (3), 1218-1231. https://doi.org/10.2166/WCC.2024.546

Horton, R. E. (1945). Erosional development of streams and their drainage basins: Hydrophysical approach to quantitative morphology. Bulletin of the Geological Society of America 56, 75-370. *Progress in Physical Geography*, 19 (4), 533-554. https://doi.org/10.1177/030913339501900406

Jazouli, A. El; Barakat, A.; Ghafiri, A.; Moutaki, S. El; Ettaqy, A. & Khellouk, R. (2017). Soil erosion modeled with USLE, GIS, and remote sensing: a case study of Ikkour watershed in Middle Atlas (Morocco). *Lett*, 4, 25. https://doi.org/10.1186/s40562-017-0091-6

Ke, G.; Cheng, S.; Li, Z.; Wang, T.; Wu, H. & Zhen, Y. (2025). Impact of different types of sediment-filled check dam systems on runoff erosion dynamics in a Loess Plateau watershed. *International Journal of Sediment Research*, 40 (2), 322-332. https://doi.org/10.1016/J.IJSRC.2024.12.007

Khalifa, A., Bashir, B., Alsalman, A., Naik, S. P. & Nappi, R. (2023). Remotely Sensed Data, Morpho-Metric Analysis, and Integrated Method Approach for Flood Risk Assessment: Case Study of Wadi Al-Arish Landscape, Sinai, Egypt. *Water*, 15 (9), 1797. https://doi.org/10.3390/W15091797

Komissarov, M.; Fomicheva, D.; Zhidkin, A. & Yudina, A. (2024). Variations in soil erodibility (K-factor) for the Chernozems depending on the method of texture determination. *MethodsX*, 13. https://doi.org/10.1016/J.MEX.2024.102876

Kumar, M., Tiwari, R. K., Kumar, K. & Rautela, K. S. (2023). Prioritization of Sub-watersheds for the Categorization of Surface Runoff and Sediment Production Rate Based on Geo-spatial Modeling and PCA Approach: A Case from Upper Beas River, Himachal Pradesh, India. *Journal of the Geological Society of India*, 99 (4), 545-553. https://doi.org/10.1007/s12594-023-2343-8

López-Silva, M. & Carmenates-Hernández, D. (2023). Prioritization of watersheds for soil and water conservation based on GIS, PCA and WSA techniques. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 14 (6), 40-75. https://doi.org/10.24850/J-TYCA-14-06-02

Malik, A.; Kumar, A.; Kushwaha, D. P.; Kisi, O., Salih, S. Q.; Al-Ansari, N. & Yaseen, Z. M. (2019). The Implementation of a Hybrid Model for Hilly Sub-Watershed Prioritization Using Morphometric Variables: Case Study in India. *Water*, 11 (6). https://doi.org/10.3390/W11061138

Mazigh, N.; Taleb, A.; El Bilali, A. & Ballah, A. (2022). The Effect of Erosion Control Practices on the Vulnerability of Soil Degradation in Oued EL Malleh Catchment using the USLE Model Integrated into GIS, Morocco. *Trends in Sciences*, 19 (2), 2059-2059. https://doi.org/10.48048/TIS.2022.2059

McCool, D. K.; Brown, L. C.; Foster, G. R.; Mutchler, C. K. & Meyer, L. D. (1987). Revised Slope Steepness Factor for the Universal Soil Loss Equation. *Transactions of the ASAE*, 30 (5), 1387-1396. https://doi.org/10.13031/2013.30576

Negese, A.; Fekadu, E. & Getnet, H. (2021). Potential Soil Loss Estimation and Erosion-Prone Area Prioritization Using RUSLE, GIS, and Remote Sensing in Chereti Watershed, Northeastern Ethiopia. *Air, Soil and Water Research*, 14. https://doi.org/10.1177/11786221209858l4

Nehra, S.; Sur, K.; Verma, V. K. & Pateriya, B. (2024). Compounding morphometric parameters for prioritization of vulnerable watersheds for land restoration planning in Beas sub basin, India using geospatial techniques. *Water Practice and Technology*, 19 (3), 708-729. https://doi.org/10.2166/WPT.2024.028

Ojha, S.; Puri, L.; Bist, S. P.; Bastola, A. P. & Acharya, B. (2023). Watershed prioritization of Kailali district through morphometric parameters and landuse/landcover datasets using GIS. *Heliyon*, 9 (6). https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2023.E16489

Panagos, P.; Borrelli, P.; Meusburger, K.; Alewell, C.; Lugato, E. & Montanarella, L. (2015). Estimating the soil erosion cover-management factor at the European scale. *Land Use Policy*, 48, 38-50. https://doi.org/10.1016/J.LANDUSEPOL.2015.05.021

Patriche, C. V. (2023). Applying RUSLE for soil erosion estimation in Romania under current and future climate scenarios. *Geoderma Regional*, 34. https://doi.org/10.1016/J.GEODRS.2023.E00687

Pepin, N. C.; Arnone, E.; Gobiet, A.; Haslinger, K.; Kotlarski, S.; Notarnicola, C.; Palazzi, E.; Seibert, P.; Serafin, S.; Schöner, W.; Terzago, S.; Thornton, J. M.; Vuille, M. & Adler, C. (2022). Climate Changes and Their Elevational Patterns in the Mountains of the World. *Reviews of Geophysics*, 60 (1). John Wiley and Sons Inc. https://doi.org/10.1029/2020RG000730

Polovina, S.; Radić, B.; Ristić, R. & Milčanović, V. (2024). Application of Remote Sensing for Identifying Soil Erosion Processes on a Regional Scale: An Innovative Approach to Enhance the Erosion Potential Model. *Remote Sensing*, 16 (13), 2390. https://doi.org/10.3390/rs16132390

Renard, K. G.; Foster, G. R.; Weesies, G. A.; McCool, D. K. & Yoder, D. C. (1997). Predicting Soil Erosion by Water: A Guide to Conservation Planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). 703, U.S. Government Printing Office, Washington, D.C.

Sadeghi, S. H.; Zabihi Silabi, M. & Vafakhah, M. (2024). Soil erosion-based sub-watershed prioritization through coupling various crop management and erosivity scenarios using game theory. *Advances in Space Research*, 73 (12), 5822-5835. https://doi.org/10.1016/J.ASR.2024.03.001

SENAMHI. Descarga de datos (2024). Recuperado el 29 de julio de 2025, de https://www.senamhi.gob.pe/site/descarga-datos/

Setiawan, O. & Nandini, R. (2021). Sub-watershed prioritization inferred from geomorphometric and landuse/landcover datasets in Sari Watershed, Sumbawa Island, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 747 (1). https://doi.org/10.1088/1755-1315/747/1/012004

Shekar, P. R.; Mathew, A.; Arun, P. S. & Gopi, V. P. (2023). Sub-watershed prioritization using morphometric analysis, principal component analysis, hypsometric analysis, land use/land cover analysis, and machine learning approaches in the Peddavagu River Basin, India. *Journal of Water and Climate Change*, 14 (7), 2055-2084. https://doi.org/10.2166/wcc.2023.221

Siddiqui, R.; Said, S. & Shakeel, M. (2020). Nagmati River Sub-watershed Prioritization Using PCA, Integrated PCWS, and AHP: A Case Study. *Natural Resources Research*, 29 (4), 2411-2430. https://doi.org/10.1007/s11053-020-09622-6

Silva, T. P.; Bressiani, D.; Ebling, É. D. & Reichert, J. M. (2024). Best management practices to reduce soil erosion and change water balance components in watersheds under grain and dairy production. *International Soil and Water Conservation Research*, 12 (1), 121-136. https://doi.org/10.1016/J.ISWCR.2023.06.003

Singh, W. R.; Barman, S. & Tirkey, G. (2021). Morphometric analysis and watershed prioritization in relation to soil erosion in Dudhnai Watershed. *Applied Water Science*, 11 (9), 1-12. https://doi.org/10.1007/s13201-021-01483-5

Sujatha, E. R. & Sridhar, V. (2018). Spatial Prediction of Erosion Risk of a Small Mountainous Watershed Using RUSLE: A Case-Study of the Palar Sub-Watershed in Kodaikanal, South India. *Water*, 10 (11), 1608. https://doi.org/10.3390/W10111608

Tsai, F.; Lai, J. S.; Nguyen, K. A. & Chen, W. (2021). Determining Cover Management Factor with Remote Sensing and Spatial Analysis for Improving Long-Term Soil Loss Estimation in Watersheds. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10 (1), 19. https://doi.org/10.3390/IJGI10010019

Ugese, A. A.; Ajiboye, J. O.; Ibrahim, E. S.; Gajere, E. N.; Itse, A. & Shaba, H. A. (2022). Soil Loss Estimation Using Remote Sensing and RUSLE Model in Koromi-Federe Catchment Area of Jos-East LGA, Plateau State, Nigeria. *Geomatics*, 2 (4), 499-517. https://doi.org/10.3390/GEOMATICS2040027

Vega-Jácome, F.; Lavado-Casimiro, W. S. & Felipe-Obando, O. G. (2018). Assessing hydrological changes in a regulated river system over the last 90 years in Rimac Basin (Peru). *Theoretical and Applied Climatology*, 132 (1-2), 347-362. https://doi.org/10.1007/s00704-017-2084-y

Villacorta, S. P.; Evans, K. G.; Nakatani, K. & Villanueva, I. (2020). Large debris flows in Chosica, Lima, Peru: the application of hydraulic infrastructure for erosion control and disaster prevention. *Australian Journal of Earth Sciences*, 67 (3), 425-436. https://doi.org/10.1080/08120099.2020.1690577

Wagh, S. & Manekar, V. (2023). A GIS-based morphometric prioritization of watersheds for soil erosion planning: a case study. *Environmental Earth Sciences*, 82 (19), 1-16. https://doi.org/10.1007/s12665-023-11155-z