

DOI: 10.24850/j-tyca-14-06-02

Artículos

Priorización de cuencas hidrográficas para la conservación del suelo y el agua basado en las técnicas GIS, PCA y WSA

Prioritization of watersheds for soil and water conservation based on GIS, PCA and WSA techniques

Maiquel López-Silva¹, ORCID <https://orcid.org/0000-0002-0946-6160>

Dayma Carmenates-Hernández², ORCID <https://orcid.org/0000-0001-5482-7562>

¹Facultad de Ingeniería, Universidad Católica Sedes Sapientiae, Lima, Perú, mlopezs@ucss.edu.pe

²Facultad de Ingeniería, Universidad Católica Sedes Sapientiae, Lima, Perú, dcarmenates@ucss.edu.pe

Autor para correspondencia: Maiquel López-Silva, mlopezs@ucss.edu.pe

Resumen

La conservación del suelo y el agua es una prioridad en las cuencas hidrográficas de las regiones áridas y semiáridas para la adecuada planificación y gestión integrada de los recursos hídricos. El objetivo de



este trabajo fue priorizar 91 cuencas hidrográficas en 14 regiones del Perú con diferentes condiciones geográficas, hidrológicas y geológicas, mediante la integración de sistemas de información geográfica (SIG), análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de suma ponderada (WSA). Se identificaron regiones homogéneas con el análisis de conglomerados jerárquico en el método de R y Ward. El resultado mostró la existencia de un 19.49 % del área total en categoría de alta y muy alta prioridad en dos regiones. Los resultados del análisis de conglomerados mostraron que el 35 % de las cuencas hidrográficas tiene zonas homogéneas dentro del factor geométrico y de forma, mientras que el 65 % dentro del factor de drenaje y relieve. En general, los métodos SIG, PCA y SWA son herramientas eficientes, que permiten a las autoridades encargadas la toma de decisiones para una mejor planificación y conservación de los recursos naturales en las cuencas hidrográficas.

Palabras clave: erosión, morfometría, drenaje, análisis de conglomerados, análisis factorial.

Abstract

Soil and water conservation is a priority in the watersheds of arid and semi-arid regions for the proper planning and integrated management of water resources. The objective of this work is prioritizing 91 watersheds in 14 regions of Peru with different geographical, hydrological and geological conditions, through the integration of Geographic Information Systems (GIS), Principal Component Analysis (PCA) and the Weighted Sum Approach (WSA). In addition, homogeneous regions were identified

with hierarchical Cluster Analysis in R and Ward's method. The result showed the existence of 19.49 % of total area in high and very high priority category in two regions. The results of the Cluster Analysis showed that 35 % of the watersheds have homogeneous zones within the geometric and shape factor, while 65 % within the drainage and relief factor. In general, GIS, PCA and SWA methods are an efficient tool, which allows decision-making authorities for better planning and conservation of natural resources in hydrographic watersheds.

Keywords: Erosion, morphometric, drainage, cluster analysis, factor analysis.

Recibido: 08/11/2021

Aceptado: 12/04/2022

Publicado online: 07/07/2022

Introducción

El Perú, a nivel mundial, es uno de los países más afectados por la variabilidad y cambio climático (Vega, Lavado, & Felipe, 2018), que repercuten en la distribución espacial de los recursos hídricos en la cordillera de los Andes de Perú, fuente fundamental para el abastecimiento de agua a la población, la agricultura y la producción de energía (Wongchuig, Mello, & Chou, 2018). En este contexto, se genera la necesidad de un manejo sostenible para las cuencas hidrográficas

(Bhattacharya, Chatterjee, & Das, 2019), que va desde una caracterización morfométrica eficiente (Ghosh & Gope, 2021) con nuevas herramientas científicas para permitir la adaptación a la variabilidad y el cambio climático global con atención en la predicción hasta la solución de problemas (Jacobs & Brian, 2020).

El método de análisis de componentes principales (PCA) permite dentro de las diversas variables morfométricas explicar la parte más significativa de la varianza de los datos (Helness, Damman, Sivertsen, & Ugarelli, 2019) para identificar relaciones causa-efecto; zonas de clima homogéneo o características hidrológicas similares. Este enfoque analítico agrupa datos similares mientras identifica relaciones entre variables (Gorgoglione, Gioia, & Iacobellis, 2019) precisamente para identificar las más dominantes en los procesos hidrológicos (Balbín *et al.*, 2020). Subyani, Qari y Matsah (2012) realizaron PCA y análisis de clúster (CA) pero solo a 10 cuencas hidrográficas de diferentes tamaños en la región occidental de Arabia Saudita con 18 variables morfométricas. Yunus Oguchi y Hayakawa (2014) presentaron la cuantificación geomorfológica del terreno montañoso, pero limitada a 36 cuencas hidrográficas en la península arábiga occidental. Existen otras investigaciones, como la de Gajbhiye y Sharma (2017), que solo se basan en la priorización de cuenca en función del PCA y el factor compuesto (CF), este último como el cálculo del promedio aritmético simple de los rangos de prioridad final, pero tienen como desventaja que asumen el mismo grado de importancia a todos los parámetros morfométricos (Aher, Adinarayana, & Gorantiwar, 2014; Bharath *et al.*, 2021). El aspecto antes mencionado resulta contradictorio, porque cada cuenca hidrográfica tiene sus propias características de forma, relieve y red hidrográfica. Investigaciones

recientes de Malik *et al.* (2019), y Setiawan y Nandini (2021) han demostrado un optimismo estratégico entre las técnicas PCA y WSA para la priorización de cuencas. El método WSA es conocido porque ofrece consistencia en el análisis de superficies terrestres que contribuye a la priorización de cuencas. Singh y Singh (2018) enfatizan que el WSA es un método tradicional de priorización de cuencas en comparación con el resto, y brinda resultados dinámicos y eficientes. Nuevos métodos de integración son esenciales y permiten una mejor gestión de las cuencas hidrográficas en el Perú debido a su diversidad climática y frágiles ecosistemas. Por lo tanto, el objetivo de la investigación es priorizar cuencas hidrográficas para la conservación de suelos y aguas con base en técnicas SIG, PCA y WSA en diferentes regiones del Perú.

Materiales y métodos

Se seleccionó como área de estudio a 14 regiones con diferentes condiciones hidrográficas, hidrológicas, geológicas y ecológicas que integran las 91 cuencas. Dichas cuencas hidrográficas están ubicadas en dos de las cuencas hidrográficas más grandes del país: la del Pacífico y la del Atlántico. Las cuencas digitalizadas se procesaron en el SIG del *software* ArcMap 10.5, y con base en las fórmulas de la Tabla 1 se pueden calcular los parámetros morfométricos de las cuencas. La caracterización de las cuencas hidrográficas se realizó en términos cualitativos y cuantitativos, que se agrupan en parámetros de superficie, forma, drenaje y relieve.

Tabla 1. Fórmulas de los parámetros morfométricos de las cuencas

Parámetros	Ecuación	Unidad	Referencias
Amplitud de la cuenca	$W = AL_c^{-1}$	km	Horton (1932)
Pendiente de la cuenca	$S_c = e \sum l_i A^{-1}$	%	Zavoianu (1985)
Coeficiente de compacidad de Gravelius	$K_c = 0.282PA^{-0.5}$	-	Zavoianu (1985)
Factor de forma	$F_f = AL_c$	-	Horton (1932)
Índice de forma	$S_w = L_c^2 A^{-1}$	%	Horton (1945)
Relación de elongación	$R_e = 1.1284A^{0.5}L_c^{-1}$	-	Schumm (1956)
Relación de circularidad	$R_c = 4\pi AP^{-2}$	-	Miller, Ritter y Kochel (1990)
Relación de alivio	$R_a = HL_c^{-1}$	-	Schumm (1956)
Pendiente media de la corriente	$S_r = \Delta HL_r^{-1}$	%	Zavoianu (1985)
Densidad de drenaje	$D_d = L_u A^{-1}$	km/km ²	Horton (1945)
Longitud media del flujo terrestre	$L_f = 0.5D_d^{-1}$	km	Horton (1945)
Constante de mantenimiento del canal	$C = 1D_d^{-1}$	km/km ²	Schumm (1956)
Coeficiente de rugosidad	$C_r = D_d S_r$	-	Horton (1945)

Análisis de componentes principales



Es un proceso difícil y complicado clasificar áreas potenciales con más beneficios de los recursos hídricos en 91 cuencas. El objetivo del análisis de componentes principales (PCA) es explicar la estructura de varianza-covarianza en múltiples conjuntos de datos utilizando algunas combinaciones lineales de las variables originales, según Kottegoda y Rosso (2008). La técnica PCA está diseñada para transformar p variables X correlacionadas, que son conocidas, en un número igual de índices Z no correlacionados. PCA es una técnica para resumir un conjunto complejo de datos, distinguir variables cuantitativas dependientes e independientes, así como identificar variables estrechamente relacionadas. La notación matricial en su forma general se representa mediante la Ecuación (1), en la que Z y X son matrices de $n \times p$ y A es una matriz de coeficientes de $p \times p$:

$$Z_j = X_{aj} \text{ para } j=1,2,\dots,p \quad (1)$$

Donde Z_j es un vector $n \times 1$ (columna) y a_j es un vector $p \times 1$ (columna) de coeficientes., j de 1, 2,... p .

Considerando que cada columna es una variable observada en rigor de n respuestas a la misma pregunta, se pueden estudiar la varianza y covarianza entre distintas variables, representadas por una matriz cuadrada C de orden $p \times p$ simétrica (Yang *et al.*, 2020). La matriz de varianza-covarianza X se representa mediante las ecuaciones (2) y (3). En la práctica se estima mediante la matriz de covarianza muestral C :

$$C = \frac{X^T X}{(n-1)} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1p} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{p1} & c_{p2} & \dots & c_{pp} \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$c_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n X_{ik} X_{jk} \quad (3)$$

Donde C se convierte en la matriz de correlación de la muestra; X^T es la transposición de las variables X estandarizadas, y c_{ij} es el valor de cada elemento de la covarianza.

En el PCA se maximiza la varianza del componente principal (PC), que se relaciona principalmente con los valores propios de la matriz de covarianza o correlación muestral (Malik *et al.*, 2019; Kottegoda & Rosso 2008). La correlación r entre el X_{ij} de la PC se obtiene por el cociente de la covarianza de la matriz X y la varianza de Z_j de las PC usando la Ecuación (4):

$$r(x_i; z_j) = \frac{\text{Cov}(x_i; z_j)}{\sqrt{\text{Var}(z_j)}} \quad (4)$$

Donde r es el coeficiente de correlación; $\text{Cov}(x_i, z_j)$ es la covarianza de las variables X en la i -ésima fila y la j -ésima fila de los PC; y $\text{Var}(z_j)$ es la varianza de las j -ésimas PC. Un valor de r superior a 0.90 indica una fuerte correlación; r entre 0.75 y 0.90, una buena correlación, y r entre 0.60 y 0.75 señala una correlación moderada (Sharma, Gajbhiye, & Tignath, 2015).

Factor análisis

El análisis factorial (FA) es un procedimiento similar al análisis de componentes principales para identificar variables físicamente significativas y reducir parámetros morfométricos. El análisis mediante esta técnica produce resultados fácilmente interpretables. Las técnicas de FA están bien descritas en la literatura (Finch, 2020). La correlación entre las variables está relacionada con las cargas factoriales. Considerando correspondencia entre la matriz de puntuación factorial y los Z_s en los PCs, la ortogonal en la rotación tiene impacto en las PCs y los factores correspondientes son equivalentes.

Por lo tanto, es posible una comparación con los componentes no rotados, mientras que la rotación debería ser tal que las interpretaciones físicas significativas sean posibles a partir de los componentes resultantes obtenidos (Jolliffe, 2002). Por lo tanto, los componentes rotados se dan usando la Ecuación (5):

$$Z_r = XS^{-1}RPD^{-0.5} \quad (5)$$

Donde Z_r son los componentes rotados; $D^{-0.5}$, una matriz diagonal en la que los elementos distintos de 0 son las raíces cuadradas de los valores propios de la matriz de correlación S expresada por la Ecuación (2), y RP es la rotación ortogonal.

Análisis de conglomerados

Se aplicó la técnica de análisis de conglomerados jerárquica (CA) para clasificar los grupos homogéneos denominados conglomerados. El método aplicado para la aglomeración de datos fue en modo *R* y el criterio de Ward (Ward, 1963), uno de los más utilizados en hidrología y meteorología (Cupak, Wałęga, & Bogusław, 2017). El objetivo del método fue lograr similitud entre cuencas a partir de criterios morfométricos parámetros con enfoque en recurso agua y suelo.

Análisis de suma ponderada

WSA se aplicó a las variables morfométricas más significativas que se identifican con PCA, WSMP o el peso de los parámetros morfométricos que se utilizó en el análisis de correlación cruzada (Siddiqui, Said, & Shakeel, 2020); mientras que el factor compuesto (CF) se evaluó para la clasificación de prioridad final, los datos relacionados y categoría, que se expresan según Singh y Singh (2018), Malik *et al.* (2019), y Setiawan y Nandini (2021) como:

$$W_{SMP} = \frac{\text{Sum of correlation coefficient}}{\text{Total of correlation}} \quad (6)$$

$$CF = PR_{SMP} W_{SMP} \quad (7)$$

Donde CF es el factor compuesto; PR_{SMP} es el rango preliminar del parámetro morfométrico más significativo del PCA, y W_{SMP} es el peso del parámetro morfométrico significativo.

Con base en el valor CF , a la cuenca se le asignó una clasificación de prioridad. El valor CF más bajo pertenece al rango de prioridad uno, el segundo valor más bajo al rango de prioridad dos y así sucesivamente para todas las cuencas. El estudio utilizó el paquete estadístico SPSS 26.0 y STATISTICA 12 como herramienta computacional para el PCA.

Resultados y discusión

Los resultados del análisis estadístico en la Tabla 2 de los parámetros morfométricos de forma, como el coeficiente de compacidad, factor de forma, relación de elongación y factor de circularidad indican la existencia de cuencas alargadas y circulares para sus valores medios entre 0.31 y 1.42, prevaleciendo las cuencas redondas ovas según a los criterios de Horton (1932) y Schumm (1956). En el aspecto geológico, el factor de circularidad osciló entre 0.24 y 0.73; los resultados altos son indicativos de estructuras rocosas que son impermeables y no homogéneas, y que controlan el drenaje.

Tabla 2. Análisis estadístico de parámetros morfométricos.

Parámetros	Mín	Máx	Media	Sd	Cv
$Z_{máx}$	124.45	5 500.00	3 698.89	1 724.57	46.62

Parámetros	Mín	Máx	Media	<i>Sd</i>	<i>Cv</i>
$Z_{\min}$	4.89	4 013.00	1 516.20	1 183.44	78.05
H_m	45.56	5 429.55	2 182.67	1 395.39	63.93
A	45.90	1 496.85	459.69	372.18	80.96
P	33.02	258.12	101.92	52.75	51.75
L_c	20.40	268.38	85.02	12.60	35.98
L_r	49.53	1 467.02	449.55	364.45	81.07
S_c	6.90	50.99	23.34	13.70	58.69
W	2.22	21.89	11.30	5.57	49.26
K_c	1.17	2.06	1.42	0.18	12.49
F_f	0.10	0.46	0.31	0.09	28.32
S_w	2.17	9.90	3.68	1.74	47.47
R_e	0.36	0.77	0.62	0.01	15.81
R_c	0.24	0.73	0.51	0.11	21.09
R_a	0.82	189.18	66.99	44.38	66.25
S_r	2.36	37.31	11.63	8.90	76.53
D_d	0.98	3.05	1.88	0.39	20.81
L_f	0.16	0.51	0.28	0.07	23.78
C	0.33	1.02	0.56	0.13	23.46
C_r	1.49	143.78	23.91	25.89	108.28

El relieve accidentado se evidencia con pendientes promedio de 23.34 %, clasificadas como cuencas montañosas propensas a procesos

ambientales dominantes como el deterioro de la fertilidad del suelo, la erosión y el transporte de sedimentos en los cursos de agua (Kumar, Das, & Das, 2020). Según Amare, Kassie y Sulla (2020), variaciones significativas en el relieve influyen en la distribución de las lluvias y otros factores climáticos. La densidad de drenaje en las cuencas hidrográficas varía de 0.98 km/km² a 3.05 km/km² para un promedio de 1.88 km/km². Según la categorización de Horton (1945), las cuencas tienen una tendencia de drenaje medio y en consecuencia una permeabilidad e infiltración de agua media, así como tendencias moderadas a avenidas que inducen inundaciones; resultados que están en correspondencia con los obtenidos por Mahala (2019), pero en las cuencas hidrográficas del río Kosi del norte de la India para el ambiente tropical plano montañoso.

En general, se trata de cuencas hidrográficas con mayor probabilidad de aprovechamiento espacial y temporal de los recursos hídricos; por lo tanto, existe una alta necesidad de obras hidráulicas para mitigar los problemas de inundaciones y frecuentes derrumbes en las cuencas hidrográficas del territorio peruano. La Tabla 3 y Tabla 4 muestran los resultados del rango preliminar (PR_{smp}) con base en parámetros morfométricos por región.

Tabla 3. Rango preliminar de prioridad basado en las cuencas.

Parámetros	Amazonas	Ancash	Apurímac	Cajamarca	Cusco	Huancavelica	Huánuco	Junín	La Libertad	Lima	Loreto	Pasco	San Martín	Ucayali
$Z_{\max}$	2	13	7	9	11	8	14	6	4	10	12	1	3	5
$Z_{\min}$	3	9	11	13	14	10	4	7	2	8	12	1	5	6
H	2	13	1	7	5	9	14	6	10	12	11	4	3	8
A	2	7	12	9	11	5	8	13	3	1	14	4	6	10
P	2	6	13	11	9	5	8	14	3	1	12	4	7	10
L_c	2	6	12	9	11	5	8	13	3	1	14	4	7	10
L_r	2	8	13	7	12	5	4	14	3	1	9	4	6	6
W	1	5	12	8	14	3	11	13	4	2	9	6	7	10
S_c	11	9	8	2	7	12	14	13	3	1	5	4	6	10
K_c	4	4	12	9	3	8	5	10	2	7	13	1	6	11
F_f	3	5	11	6	13	2	14	7	8	1	4	12	10	9
S_w	14	11	4	7	1	13	3	6	8	12	10	2	9	5
R_e	3	4	11	6	13	2	13	7	8	1	5	14	9	10
R_c	11	10	2	7	12	6	9	3	13	5	1	14	8	4
R_a	8	12	1	6	3	9	14	2	11	13	10	7	4	5
D_d	9	11	13	3	14	12	1	4	6	5	8	10	2	7
L_f	6	3	4	12	1	2	14	11	9	8	7	5	13	10
C	6	3	4	12	1	2	14	11	9	8	7	5	13	10
C_r	14	9	8	7	11	13	3	5	12	6	4	10	1	2

Tabla 4. Clasificación preliminar de prioridad basada en regiones.

Regiones	CP	PR _{SMP}
Amazonas	5.53	2
Ancash	7.79	8
Apurímac	8.37	10
Cajamarca	7.89	9
Cusco	8.74	12
Huancavelica	6.89	5
Huánuco	9.21	14
Junín	8.68	11
La Libertad	6.37	4
Lima	5.42	1
Loreto	8.79	13
Pasco	5.89	3
San Martín	6.58	6
Ucayali	7.78	7

El PCA se inició obteniendo la matriz del coeficiente de correlación de Pearson lineal simple (r); existe una fuerte correlación ($r > 0.9$) entre los parámetros morfométricos de 1) A , P ; A , L_c ; A , L_r y A , W ; 2) P , L_c ; P , L_r y P , W ; 3) L_c , L_r y L_c , W ; 4) L_r y W ; 5) K_c y R_c ; 6) F_f , S_w y F_f , R_e ; 7) S_w ; R_e ; 8) D_d , L_f y D_d , C , y 9) L_f y C_c . Mientras que existe una buena correlación ($0.75 < r < 0.9$) entre 1) H_m , R_a ; y 2) S_r , C_r . Además, existen coeficientes

de correlación de Pearson moderadamente aceptables ($0.60 < r < 0.75$) en 1) $Z_{\text{máx}}$, $Z_{\text{mín}}$; $Z_{\text{máx}}$, R_a ; 2) P , K_c ; P , R_c ; 3) W , F_f ; W , S_w y W , R_e . Los parámetros de S_c y S_r no mostraron relación con el resto a las demás variables que explican su efecto, con excepción de C_r . Resultados similares lograron Yunus *et al.* (2014) en cuencas hidrográficas de la península arábiga occidental, y Mokarram y Sathyamoorthy (2015) en cuencas hidrográficas de Irán, fundamentalmente en los parámetros de A , L_c , R_e , F_f , R_c y D_d con fuerte correlación. Mientras que con cierta aproximación por los de Malik *et al.* (2019) está fuertemente correlacionado con L_f , F_f , R_c , K_c , R_e y difiere de D_d en las cuencas de la India. Con base en las correlaciones significativas no se observan correlaciones de drenaje con las variables superficiales, las cuales concuerdan con las alcanzadas por Sharma *et al.* (2015). Otros autores, como Gede, Anwar y Lasminto (2017), demostraron que A y L_r influyen en el caudal máximo y el hidrograma unitario en su momento pico con un coeficiente de correlación de 0.98, aspecto que podría estar relacionado en la presente investigación.

En la aplicación de la FA a los 20 parámetros morfométricos en la primera iteración se definieron seis PC con autovalores mayores a uno y que representan alrededor del 88.26 % de la varianza total. Sin embargo, los parámetros morfométricos con cargas débiles (S_c y S_r) fueron extraídos para mejorar la FA. En estas condiciones se alcanzó la misma carga factorial con 6 PC que explican el 94.58 % de la varianza total. La rotación Varimax mostró mejora en las cargas (Tabla 6), lo cual se debe a que se consideró la matriz de la PC rotada.

En la Tabla 5, la carga factorial de PC1 constituye el 26.56 % de la varianza total en la matriz rotada; la segunda PC2, el 17.87 %, y la tercera PC3 explica el 16.82 % de la varianza total, teniendo estos tres primeros componentes una carga fuerte del 60.95 %; mientras que de PC4 a PC6, las cargas factoriales solo explican el 33.63 % de la varianza total.

Tabla 5. Matriz de carga factorial de variables morfométricas reducidas (Varimax rotado).

Parámetros	Componente principal					
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
$Z_{\text{máx}}$	0.15	0.09	-0.10	0.75	-0.03	0.63
$Z_{\text{mín}}$	-0.01	0.04	-0.13	-0.05	-0.07	0.98
H_m	0.18	0.08	-0.01	0.97	0.02	-0.05
A	0.93	0.26	-0.03	0.01	0.21	0.01
P	0.83	0.32	-0.02	0.02	0.43	-0.01
L_c	0.94	0.18	-0.03	0.01	0.21	0.01
L_r	0.93	0.27	-0.04	0.01	0.20	-0.01
W	0.83	0.52	0.01	0.02	0.17	0.01
K_c	0.32	0.01	-0.05	-0.01	0.93	-0.06
F_f	0.28	0.94	0.06	0.03	0.01	0.02
S_w	-0.26	-0.93	-0.05	-0.06	-0.01	-0.05
R_e	0.29	0.95	0.06	0.03	0.01	0.02
R_c	-0.28	0.01	0.04	0.07	-0.92	0.03
R_a	-0.28	-0.02	0.03	0.93	-0.09	-0.04
D_d	0.02	-0.08	-0.97	-0.01	0.08	0.07
L_f	0.01	0.04	0.99	-0.03	-0.01	-0.05
C	-0.01	0.03	0.98	-0.03	-0.01	-0.05
C_r	-0.50	0.04	-0.15	0.34	0.28	-0.14

La carga factorial de PC1 en la Tabla 5 está fuertemente correlacionada con las cargas factoriales de A , P , L_c , L_r y W , que podrían llamarse factores geométricos que explican el 26.56 % de la varianza total de los 18 parámetros analizados. El segundo PC2 tiene una fuerte correlación con las variables de F_f , S_w y R_e , por lo que se le denomina factor de forma de las cuencas hidrográficas, que explica el 17.87 % de la varianza total; mientras que el factor de carga PC3, su fuerte correlación es con el D_d , L_f y C , denominado factor de drenaje, que explica el 16.52 % de la varianza total. La cuarta carga factorial de PC4 tiene una fuerte correlación con las variables de $Z_{\text{máx}}$ y H_m , por lo que se denomina factor de relieve de las cuencas, que explica el 13.82 % de la varianza total. Los primeros cuatro componentes esclarecen el 74.77 % de la varianza total, lo que explica los parámetros morfométricos más importantes y los factores físicos más significativos. Siendo de gran utilidad el PCA para definir las variables más relevantes. Yunus *et al.* (2014) lograron resultados similares a los actuales en 36 cuencas hidrográficas, en las que tres PC explicaron el 73 % de la varianza total, que reflejaba fuertemente las dimensiones y superficie de la cuenca hidrográfica, así como la textura del drenaje. En ese mismo sentido, Sharma *et al.* (2015), tres PC definieron el drenaje, la pendiente y la forma; posteriormente, con resultados similares de Malik *et al.* (2019), con fuerte correlación en forma y parámetros de drenaje.

La Tabla 6 muestra que existen variables con una fuerte correlación en cada PC. Estos parámetros se consideran los más significativos para la aplicación del modelo WSA y a su vez la priorización de las cuencas

hidrográficas. En la priorización final de las cuencas hidrográficas por región, el valor compuesto se calculó con base en el rango preliminar y el peso de las seis variables L_c , R_e , L_f , H_m , K_c y $Z_{\min}$ con el análisis de correlación cruzada (Tabla 6). El valor compuesto fue determinado usando la Ecuación (8).

$$CF = 0.26L_c + 0.23R_e + 0.10L_f + 0.16H + 0.18K_c + 0.08Z_{\min} \quad (8)$$

Tabla 6. La correlación cruzada entre los parámetros importantes.

Parámetros	L_c	R_e	L_f	H	K_c	$Z_{\min}$
L_c	1.00	0.43	-0.01	0.17	0.48	0.02
R_e	0.43	1.00	0.10	0.16	0.11	0.04
L_f	-0.01	0.10	1.00	-0.03	-0.07	-0.17
H_m	0.17	0.16	-0.03	1.00	0.09	-0.11
K_c	0.48	0.11	-0.07	0.09	1.00	-0.13
$Z_{\min}$	0.02	0.04	-0.17	-0.11	-0.13	1.00
Sum	2.08	1.84	0.82	1.28	1.47	0.63
Sum total	8.12	8.12	8.12	8.12	8.12	8.12
WSA	0.26	0.23	0.10	0.16	0.18	0.08

Priorización de cuencas utilizando PCA-WSA

La clasificación de prioridad final de las cuencas hidrográficas fue de acuerdo con el valor de CF más bajo, como se muestra en la Tabla 7 y la Tabla 8, donde se establecen cinco clasificaciones de categorías de prioridad. La región Amazonas, con categoría de prioridad muy alta de ≤ 3.10 y área de 11.12 %; la región Lima, con categoría de prioridad alta de $3.11 \leq 5.10$, pero con el área mínima afectada de 8.37 %; las regiones de La Libertad, Huancavelica, Pasco, Ancash y San Martín, con categoría de prioridad media $5.11 \leq 7.10$ y área de 29.71 %; las regiones de Apurímac, Junín, Ucayali, Huánuco y Loreto, con categoría de muy baja prioridad y el mayor porcentaje de 39.35 % en las menos afectadas.

Tabla 7. Clasificación prioritaria final de las cuencas hidrográficas en función del valor del FC en las regiones.

Regiones	CF	Rango de prioridad final
Amazonas	3.07	1
Ancash	6.22	6
Apurímac	9.15	10
Cajamarca	8.62	9
Cusco	8.28	8
Huancavelica	5.58	4
Huánuco	9.83	13
Junín	9.33	11
La Libertad	5.57	3
Lima	5.07	2
Loreto	10.45	14
Pasco	5.59	5
San Martín	7.09	7
Ucayali	9.55	12

Tabla 8. Categoría de prioridad para las cuencas por regiones.

Núm.	Nivel de prioridad	Categoría de prioridad	Regiones	Área (%)
1	≤ 3.10	Prioridad muy alta	Amazonas	11.12
2	3.11 a 5.10	Alta prioridad	Lima	8.37
3	5.11 a 7.10	Prioridad media	La Libertad, Huancavelica, Pasco, Ancash, San Martín	29.71
4	7.11 a 9.10	Baja prioridad	Cusco, Cajamarca	11.45
5	> 9.10	Muy baja prioridad	Apurímac, Junín, Ucayali, Huánuco, Loreto	39.35

El mapa de clasificación de prioridades para las cuencas hidrográficas por regiones del Perú se muestra en la Figura 1. En la investigación, el nivel de categoría más alto representa el grado más alto de potencial de erosión y áreas potenciales para la aplicación de la conservación de suelos y aguas, así como una necesidad de conservación inmediata a la repoblación forestal. En este sentido, las regiones de Lima y Amazonas se encuentran en la categoría de alta y muy alta prioridad, con un área totalmente vulnerable del 19.49 %. Según Puno y Puno (2019), y Setiawan y Nandini (2021), se deben aplicar técnicas estructurales de conservación de suelo y agua en las cuencas más vulnerables para minimizar la susceptibilidad de las mismas.

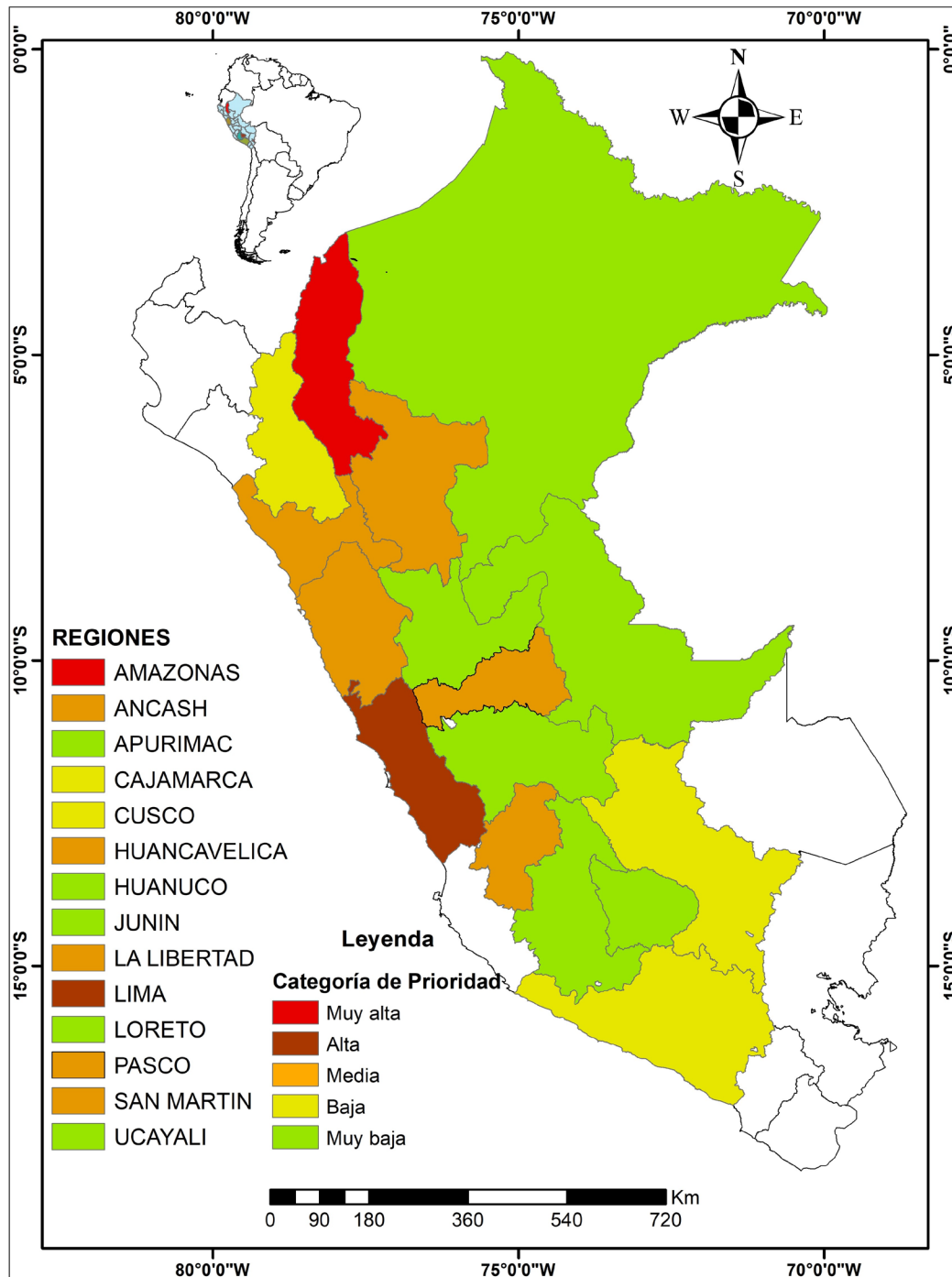


Figura 1. Mapa de clasificación de prioridades para las cuencas por regiones del Perú.

La categoría de prioridad media y baja es indicativa de un grado moderado de erosión y existencia parcial de cobertura vegetal en siete regiones del Perú: La Libertad, Huancavelica, Pasco, Ancash, San Martín, Cusco y Cajamarca, representando un área del 41.16 %. En estas cuencas se deben implementar programas de reforestación, y un mejor uso sostenible de los recursos suelo y agua.

En la categoría de prioridad muy baja se indica que las cuencas hidrográficas tienen características morfométricas sostenibles, como las regiones de Apurímac, Junín, Ucayali, Huánuco y Loreto; en esta última se debe mantener la protección de la cobertura vegetal del suelo.

Características hidrológicas homogéneas

La Figura 2 muestra el dendrograma obtenido del análisis de conglomerados en modo R; todos los parámetros de la cuenca se presentan con la exclusión de cargas ligeras (S_c y S_r). Se observa que existen dos conglomerados principales (A y B) y cada uno se subdivide en dos conglomerados principales. El conglomerado A se subdivide en el conglomerado A(I), con dos parámetros de cuencas (F_f y R_e), y el conglomerado A (II) incluye seis parámetros (A , L_r , L_c , P , W y K_c); mientras que el clúster B se subdivide en el clúster B (III), que incluye dos parámetros (L_f y C); y el clúster B (IV), que contiene ocho parámetros ($Z_{\text{máx}}$, $Z_{\text{mín}}$, H_m , R_c , R_a , S_w , D_d y C_r), el último, con la correlación más baja y la distancia más alta. En este sentido, el clúster A presenta mejor correlación y menor distancia por debajo de 0.2 con respecto al clúster B.

Según Eltahan, Elhamid y Abdelaziz (2021), aunque FA no es un método de agrupación, existen similitudes entre el clúster principal A (I y II) y CP (1 y 2), así como B (I y II) y CP (3, 4, 5 y 6).

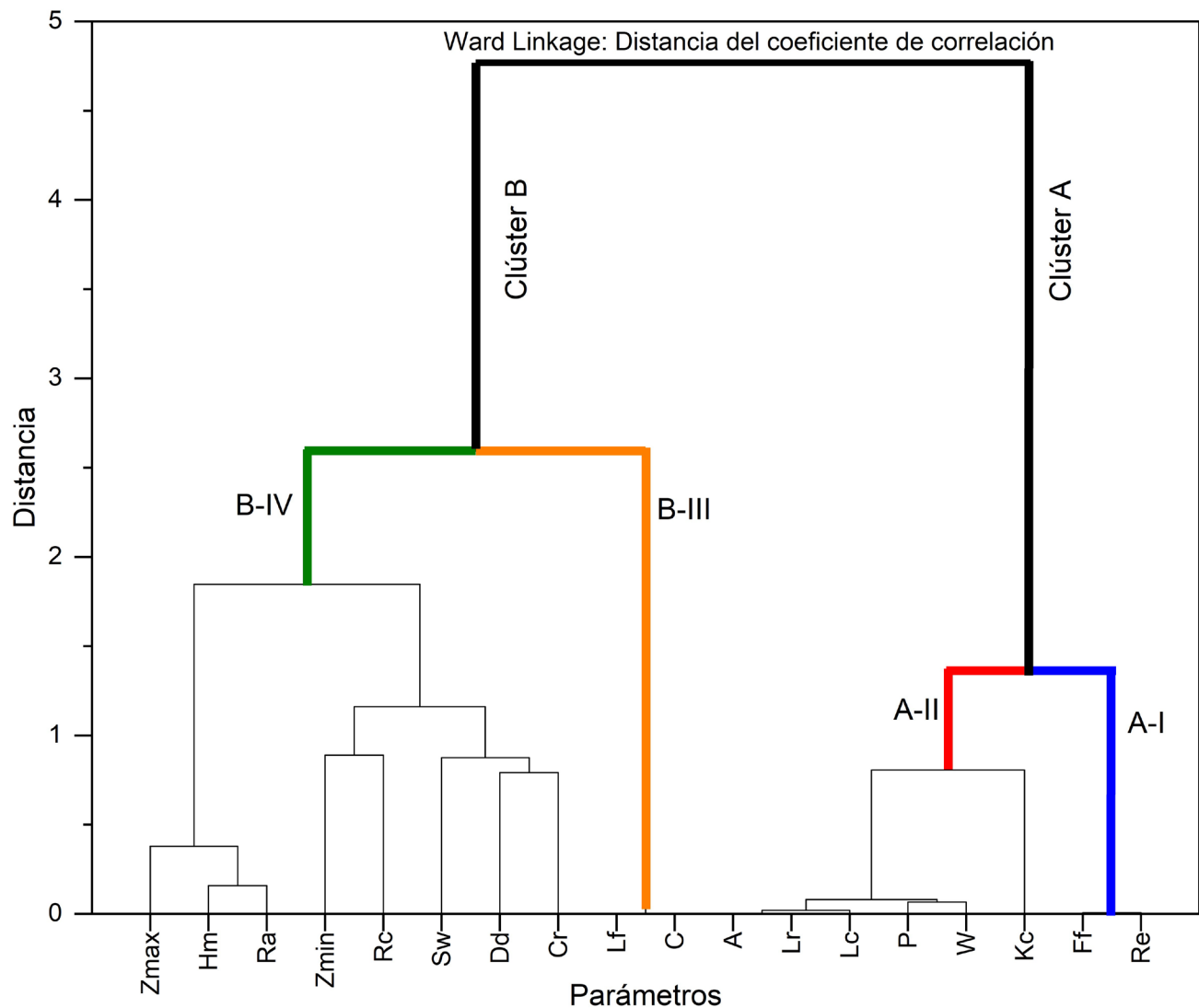


Figura 2. Resultados del análisis de conglomerados en modo R.

En la Figura 3 se muestra el resultado del dendrograma obtenido por el CA para las 91 cuencas hidrográficas del Perú, numeradas en el eje de abscisas. Se observa que existen dos conglomerados principales: C y D. El conglomerado C se subdivide en C-I y C-II, con 19 y 13 cuencas, respectivamente. El conglomerado D también se subdividió en el conglomerado D-III y D-IV en las cuencas 11 y 48, respectivamente. Del CA de la Figura 2 y Figura 3, se puede observar que el 35 % de las cuencas hidrográficas presenta áreas homogéneas en factor geométrico y de forma, de las cuales el 72 % pertenece a la vertiente Atlántico. Sin embargo, el 65 % son menos homogéneos en función del factor de drenaje y relieve, lo que implica regiones con un 25 %, que tienen caudales constantes en los ríos, producto de la alta tendencia a la escorrentía en las cuencas ubicadas en las regiones de Loreto, San Martín y Cajamarca.

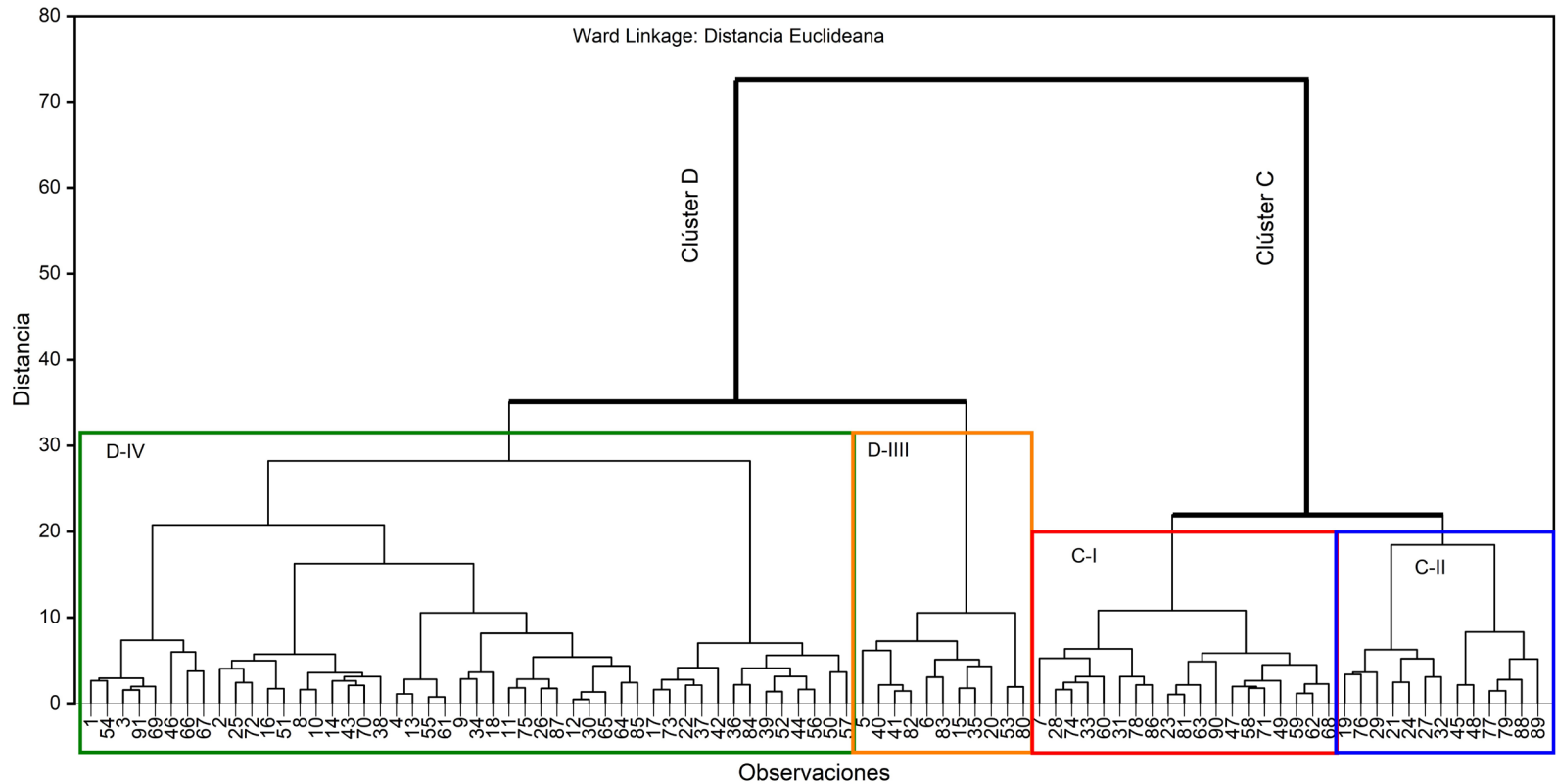


Figura 3. Dendrograma obtenido por CA para las 91 cuencas de drenaje utilizando Ward Linkage.

El drenaje y el relieve son la principal causa de mayor disimilitud entre las cuencas estudiadas. Esta anomalía se debe a que las cuencas hidrográficas ubicadas en la vertiente atlántica y en la llanura amazónica tienen una mayor densidad de drenaje que la vertiente Pacífica. Sin embargo, la zona norte del Perú debido al fenómeno El Niño Oscilación del Sur (ENOS) se ve favorecida por las intensas lluvias, dando lugar a mayores crecidas en los ríos, en relación con la zona sur, donde son más escasas. En estudios previos, Subyani *et al.* (2012) y Eltahan *et al.* (2021)

han obtenido en el CA una similitud de las cuencas hidrográficas en las variables geométricas.

Conclusiones

La priorización de las cuencas hidrográficas es un factor elemental para el desarrollo sostenible y la adecuada gestión de los recursos hídricos. En esta investigación se utilizaron técnicas SIG, PCA y WSA para caracterizar los parámetros morfométricos de las cuencas hidrográficas, con un enfoque en la conservación del suelo y el agua. El estudio reveló que las cuencas hidrográficas analizadas en las regiones Lima y Amazonas son las más vulnerables a la erosión y presentan áreas potenciales para la aplicación de conservación del suelo y agua. Estos resultados contribuyen a la toma de decisiones y recomendaciones prioritarias para la planificación y gestión integral de las cuencas hidrográficas del Perú.

La integración de los métodos GIS, PCA y WSA fue exitosa. La WSA permitió definir los pesos para los parámetros más relevantes. Asimismo, con el PCA se logró determinar la mayor cantidad de parámetros significativos, como L_c , R_e , L_f , H_m , K_c y $Z_{\min}$.

Las características hidrológicas homogéneas por el dendograma explicaron que solo el 35 % de las cuencas hidrográficas son homogéneas con base en parámetros geométricos y en forma, con disimilitudes en las fuentes de recursos hídricos. El estudio brinda información y herramientas útiles para el desarrollo de proyectos de manejo integrado de cuencas fluviales a nivel nacional. Asimismo, proporciona una serie de datos

importantes para la ejecución de obras hidráulicas para la protección y control de ríos en regiones específicas.

Abreviaturas

% = Porcentaje.

ΔH = Altura media de la corriente.

A = Área de la cuenca.

C = Constante de mantenimiento del canal.

CA = Análisis del clúster.

CF = Factor compuesto.

Cov = Covarianza del componente principal.

C_r = Coeficiente de rugosidad.

Cv = Coeficiente de variación.

$D^{-0.5}$ = Matriz diagonal.

Dd = Densidad de drenaje.

e = Equidistancia entre curvas de nivel.

ENSO = El Niño Oscilación del Sur.

FA = Análisis factorial.

F_f = Factor de forma.

GIS = Sistema de información geográfico.

H_m = Amplitud altimétrica.

K_c = Coeficiente compacidad de Gravelius.

km = Kilómetro.

Km² = Kilómetros cuadrados.

L = Longitud de la cuenca.

L_f = Longitud media de la corriente.

l_i = Longitud del contorno.

L_r = Longitud de la corriente.

Máx = Máximo.

Mín = Mínimo.

P = Perímetro de la cuenca.

PC = Componente principal.

PCA = Análisis de componentes principales.

PR = Rango preliminar.

r = Coeficiente de correlación.

R² = Coeficiente de determinación.

R_a = Relación de alivio.

R_c = Relación de circularidad.

R_e = Relación de elongación.

RP = Rotación ortogonal.

S = Varianza.

S² = Covarianza.

S_c = Pendiente de la cuenca.

S_d = Desviación estándar.

S_r = Pendiente media de la corriente.

S_w = Índice de forma.

W = Amplitud de la cuenca.

WSA = Análisis de la suma ponderada.

X = Matriz.

X^T = Variable traspuesta.

Z = Vector.

$Z_{\text{máx}}$ = Altitud máxima.

$Z_{\text{mín}}$ = Altitud mínima.

Z_r = Componente rotado.

Referencias

- Aher, P., Adinarayana, J., & Gorantiwar, S. (2014). Quantification of morphometric characterization and prioritization for management planning in semi-arid tropics of India. A remote sensing and GIS approach. *Journal of Hydrology*, 511, 850-860. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2014.02.028
- Amare, D. G., Kassie, A. E., & Sulla, G. G. (2020). Prioritization of watershed using morphometric analysis in Kulfo watershed in Ethiopia. *Journal of Ecology and Natural Resources*, 4, 1-7. DOI: 10.23880/jenr-16000194

- Balbín, S. B., Gastmans, D., Vásquez, V. K., Vituri, S. L., Vinícius, S., & Kirchheim, R. (2020). Hydrological responses in equatorial watersheds indicated by Principal Components Analysis (PCA) – study case in Atrato River Basin (Colombia). *Brazilian Journal of Water Resources*, 25(24), 1-8. DOI: 10.1590/2318-0331.252020190165
- Bharath, A., Kiran, K. K., Ramesh, M., Manjunatha, M., Ranjitha, T., & Preethi, S. (2021). Drainage morphometry based sub-watershed prioritization of Kalinadi basin using geospatial technology. *Environmental Challenges*, 5, 1-10. DOI: 10.1016/j.envc.2021.100277
- Bhattacharya, R. K., Chatterjee, N. D., & Das, K. (2019). Multi-criteria-based sub-basin prioritization and its risk assessment of erosion susceptibility in Kansai-Kumari catchment area. *Applied Water Science*, 9, 76. DOI: 10.1007/s13201-019-0954-4
- Cupak, A., Wałęga, A., & Bogusław, M. (2017). Cluster analysis in determination of hydrologically homogeneous regions with low flow. *Acta Scientiarum Polonorum - Formatio Circumiectus*, 16 (1), 53-63. DOI: 10.15576/ASP.FC/2017.16.1.53
- Eltahan, H. A., Elhamid, A. M., & Abdelaziz, S. M. (2021). Multivariate statistical analysis of geomorphological parameters for Sinai Peninsula. *Alexandria Engineering Journal*, 60, 1389-1402. DOI: 10.1016/j.aej.2020.10.059
- Finch, W. (2020). Introduction to factor analysis. In: *Exploratory factor analysis* (pp. 1-12). Thousand Oaks, USA: SAGE Publications, Inc. DOI: 10.4135/9781544339900

- Gajbhiye, M. S., & Sharma, S. K. (2017). Prioritization of watershed through morphometric parameters: A PCA-based approach. *Applied Water Science*, 7, 1505–1519. DOI: 10.1007/s13201-015-0332-9
- Gede, T. I., Anwar N., & Lasminto, U. (2017). Analysis of main morphometry characteristic of watershed and it's effect to the hydrograph parameters I. *IPTEK The Journal for Technology and Science*, 28, 30-36. DOI: 10.12962/j20882033.v28i1.2220
- Ghosh, M., & Gope, D. (2021). Hydro-morphometric characterization and prioritization of sub-watersheds for land and water resource management using fuzzy analytical hierarchical process (FAHP): A case study of upper Rihand watershed of Chhattisgarh State. *Applied Water Science*, 11, 1-20. DOI: 10.1007/s13201-020-01340-x
- Gorgoglione, A., Gioia, A., & Iacobellis, V. A. (2019). Framework for assessing modeling performance and effects of rainfall-catchment-drainage characteristics on nutrient urban runoff in poorly gauged watersheds. *Sustainability*, 11, 1-16. DOI: 10.3390/su11184933
- Helness, H., Damman, S., Sivertsen, E., & Ugarelli, R. (2019). Principal component analysis for decision support in integrated water management. *Water Supply*, 19, 2256-2262. DOI: 10.2166/ws.2019.106
- Horton, R. E. (1932). Drainage basin characteristics. *Transactions, American Geophysical Union*, 13, 350-361. DOI: 10.1029/TR013i001p00350

- Horton, R. E. (1945). Erosional development of streams and their drainage basins: Hydrological approach to quantitative morphology. *Bulletin of the Geological Society of America*, 56, 275-370. DOI: 10.1177/030913339501900406
- Jacobs, L. K., & Brian, S. R. (2020). The next generation of climate services. *Climate Services*, 20, 1-7. DOI: 10.1016/j.cliser.2020.100199
- Jolliffe, I. T. (2002). Principal component analysis and factor analysis. In: Principal component analysis (pp. 150-156). Springer Series in Statistics. New York, USA: Springer. DOI: 10.1007/0-387-22440-8_7
- Kottegoda, N. T., & Rosso R. (2008). *Applied statistics for civil and environmental engineers* (2nd ed.) (pp. 326-394). Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd.
- Kumar, B. R., Das, C. N., & Das, K. (2020). Sub-basin prioritization for assessment of soil erosion susceptibility in Kangsabati, a plateau basin: A comparison between MCDM and SWAT models. *Science of the Total Environment*, 734, 1-21. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.139474
- Mahala, A. (2019). The significance of morphometric analysis to understand the hydrological and morphological characteristics. *Applied Water Science*, 11, 1-16. DOI: 10.1007/s13201-019-1118-2

- Malik, A., Kumar, A., Kushwaha, D., Kisi, O., Salih, S., AlAnsari, N., & Yaseen, Z. (2019). The implementation of a hybrid model for hilly sub-watershed prioritization using morphometric variables. *Water*, 11, 1-20. DOI: 10.3390/w11061138
- Miller, J. R., Ritter, D. F., & Kochel, R. C. (1990). Morphometric assessment of lithologic controls on drainage basin evolution in the Crawford upland. *American Journal of Science*, 290, 569-599. DOI: 10.2475/ajs.290.5.569
- Mokarram, M., & Sathyamoorthy, D. (2015). Morphometric analysis of hydrological behavior of north fars watershed. *European Journal of Geography*, 6, 88-106.
- Puno, G. R., & Puno, R. C. C. (2019). Watershed conservation prioritization using geomorphometric and land use-land cover parameters. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 5(3), 279-94. DOI: 10.22034/gjesm.2019.03.02
- Schumm, S. A. (1956). Evolution of drainage systems and slopes in Badlands at Perth Amboy. New Jersey. *Bulletin of the Geological Society of America*, 67, 597-646. DOI: 10.1130/0016-7606
- 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 (012004).

- Sharma, S. K., Gajbhiye, S., & Tignath, S. (2015). Application of principal component analysis in grouping geomorphic parameters of a watershed for hydrological modeling. *Applied Water Science*, 5, 89-96. DOI: 10.1007/s13201-014-0170-1
- Siddiqui, R., Said, S., & Shakeel, M. (2020). Nagmati River sub-watershed prioritization using PCA, integrated PCWS, and AHP: A case study. *Natural Resources Research*, 26, 2411-2430. DOI: 10.1007/s11053-020-09622-6
- Singh, O., & Singh, J. (2018). Soil erosion susceptibility assessment of the lower Himachal Himalayan watershed. *Journal of the Geological Society*, 92, 157-165. DOI: 10.1007/s12594-018-0975-x
- Subyani, A. M., Qari, M. H, & Matsah, M. I. (2012). Digital elevation model and multivariate statistical analysis of morphometric parameters of some wadis. *Arabian Journal of Geosciences*, 5, 147-157. DOI: 10.1007/s12517-010-0149-7
- Vega, J. F., Lavado, C. W., & Felipe, O. O. (2018). Assessing hydrological changes in a regulated river system over the last 90 years in Rimac Basin (Peru). *Theoretical and Applied Climatology*, 132, 347-362. DOI: 10.1007/s00704-017-2084
- Ward, J. H. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58, 236-244. DOI: 10.2307/2282967

- Wongchuig, S. C., Mello, C. R., & Chou, S. C. (2018). Projections of the impacts of climate change on the water deficit and on the precipitation erosive indexes in Mantaro River Basin. *Journal of Mountain Science*, 15, 264-279. DOI: 10.1007/s11629-017-4418-8
- Yang, W., Zhao, Y., Wang, D., Wu, H., Lin, A., & He, L. (2020). Using principal components analysis and IDW interpolation to determine spatial and temporal changes of surface water quality of Xin'anjiang River in Huangshan, China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(8), 1-14. DOI: 10.3390/ijerph17082942
- Yunus, A. P., Oguchi, T., & Hayakawa, Y.S. (2014). Morphometric analysis of drainage basins in the western Arabian peninsula using multivariate statistics. *International Journal of Geosciences*, 5, 527-539. DOI: 10.4236/ijg.2014.55049
- Zavoianu, I. (1985). *Morphometry of drainage bassins*. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier Science Publishers.