

# Tipología fisicoquímica de sedimentos altoandinos mediante clasificación multivariante y validación estadística: evidencia de gradientes de mineralización, alcalinidad, acumulación orgánica y señal cálcica

*Physicochemical typology of high Andean sediments by multivariate classification and statistical validation: evidence of mineralization gradients, alkalinity, organic accumulation and calcium signal*

Nancy Elizabeth Chariguamán Maurisaca<sup>1</sup>

## Cita:

Chariguamán Maurisaca, N. E. (2026). Tipología fisicoquímica de sedimentos altoandinos mediante clasificación multivariante y validación estadística: evidencia de gradientes de mineralización, alcalinidad, acumulación orgánica y señal cálcica. *TESLA Revista Científica*, 6(1), e686.

<https://doi.org/10.55204/trc.v6i1.e686>

**Recibido:** 26/02/2026

**Revisado:** febrero–marzo de 2026

**Corregido:** 08/04/2026

**Aceptado:** 13/04/2026

**Publicado:** 19/06/2026

## Licencia:

Los contenidos de este artículo están bajo una licencia de Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0). Los autores conservan los derechos morales y patrimoniales de sus obras.

The contents of this article are under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license. The authors retain the moral and patrimonial rights of their works.

<sup>1</sup> Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador

<sup>1</sup>nchariguaman@esPOCH.edu.ec

<sup>1</sup><https://orcid.org/0000-0002-7345-0710>

**Resumen:** El estudio desarrolla una tipología fisicoquímica de sedimentos altoandinos basada en la clasificación multivariante y validación estadística, identificando gradientes clave de mineralización, alcalinidad, acumulación orgánica y señal cálcica. Se analizaron datos de variables como carbono orgánico total (COS), materia orgánica (MO), conductividad eléctrica (CE), pH y calcio (Ca) de cuatro grupos sedimentarios (G1–G4). Mediante análisis de componentes principales (PCA) se corroboró la diferenciación multivariante entre grupos. Los métodos supervisados LDA mostraron alta exactitud en la discriminación de las muestras, mientras que la robustez interna fue evaluada mediante bootstrap. La tipología resultante clasifica los sedimentos en cuatro tipos: cálcicos con mineralización intermedia, orgánico-alcalinos de baja mineralización, orgánico-mineralizados débilmente ácidos y mineralizados con baja acumulación orgánica. Este enfoque estadístico robusto permite interpretar y validar la estructura sedimentaria de forma coherente y reproducible, aportando evidencia clara sobre los gradientes fisicoquímicos que caracterizan los sedimentos altoandinos.

**Palabras clave:** Componentes principales (PCA), Bootstrap, variables fisicoquímicas, carbono orgánico total (COS), materia orgánica (MO), conductividad eléctrica (CE), pH, calcio (Ca).

**Abstract:** The study develops a physicochemical typology of high Andean sediments based on multivariate classification and statistical validation, identifying key gradients of mineralization, alkalinity, organic accumulation and calcium signal. Data were analyzed on variables such as total organic carbon (SOC), organic matter (OM), electrical conductivity (EC), pH and calcium (Ca) from four sedimentary groups (G1–G4). Principal component analysis (PCA) corroborated the multivariate differentiation between groups. The supervised LDA methods showed high accuracy in the discrimination of the samples, while the internal robustness was evaluated by bootstrap. The resulting typology classifies the sediments into four types: calcium with intermediate mineralization, organic-alkaline with low mineralization, weakly acidic organic-mineralized and mineralized with low organic accumulation. This robust statistical approach allows interpreting and validating the sedimentary structure in a coherent and reproducible way, providing clear evidence on the physicochemical gradients that characterize the high Andean sediments.

**Keywords:** Main components (PCA), Bootstrap, physicochemical variables, total organic carbon (SOC), organic matter (OM), electrical conductivity (EC), pH, calcium (Ca).

## INTRODUCCIÓN

La caracterización de sedimentos en ambientes altoandinos reviste gran importancia para comprender los procesos ambientales, climáticos y geológicos que condicionan estos ecosistemas frágiles y de alta montaña. En este contexto, la tipología fisicoquímica de sedimentos permite identificar y diferenciar de manera objetiva y reproducible los distintos tipos de sedimentos presentes, basándose en propiedades químicas y físicas relevantes.

Este estudio propone una clasificación multivariante robusta de sedimentos altoandinos, apoyada en un conjunto de variables fisicoquímicas clave carbono orgánico total (COS), materia orgánica (MO), conductividad eléctrica (CE), pH y calcio (Ca) que reflejan gradientes de mineralización, alcalinidad, acumulación orgánica y señal cálcica. Mediante técnicas estadísticas avanzadas como análisis de componentes principales (PCA), análisis discriminante lineal (LDA), se busca construir una tipología sedimentaria sólida y validar su consistencia interna y capacidad discriminatoria.

Además, la robustez de la tipología se evalúa a través de métodos de validación estadística, incluyendo pruebas no paramétricas para el contraste de diferencias entre grupos, análisis de bootstrap para estimar la estabilidad de los resultados, y simulación sintética de datos para examinar la persistencia de la estructura

multivariante bajo condiciones controladas de expansión del espacio de observación. Este enfoque integral no solo permite diferenciar tipologías sedimentarias con base en evidencia estadística clara, sino que también ofrece una herramienta reproducible para futuras investigaciones y monitoreos en regiones altoandinas.

Así, el presente trabajo aporta una contribución metodológica significativa para el estudio de sedimentos en ambientes de alta montaña, evidenciando gradientes ambientales cruciales y sustentando la clasificación sedimentaria en un marco cuantitativo riguroso y validado.

## MARCO TEÓRICO

### 1. Tipología de sedimentos: conceptos fisicoquímicos

La tipología sedimentaria se basa en la caracterización y clasificación de los sedimentos según sus propiedades químicas y físicas. En ambientes altoandinos, variables como el carbono orgánico total (COS), la materia orgánica (MO), la conductividad eléctrica (CE), el pH y el contenido de calcio (Ca) son indicadores fundamentales. Estos parámetros reflejan procesos de mineralización, alcalinidad, acumulación orgánica y presencia de carbonatos, que configuran gradientes ambientales.

### 2. Análisis multivariante para clasificación sedimentaria

La complejidad de los sistemas sedimentarios se aborda mediante técnicas multivariantes que permiten reducir dimensionalidad y clasificar muestras en grupos con características similares. Destacan:

#### a) Análisis de Componentes Principales (PCA)

El PCA es una técnica estadística que transforma un conjunto de variables posiblemente correlacionadas en un conjunto de variables no correlacionadas llamadas componentes principales (PCs). Matemáticamente, dado un conjunto de variables originales  $\mathbf{X}=\mathbf{X}_1,\mathbf{X}_2,\dots,\mathbf{X}_p$ , el PCA busca vectores ortogonales  $\mathbf{w}_k$  que maximizan la varianza proyectada:

$$\mathbf{w}_k = \arg \max \text{Var}(\mathbf{X}_w)$$

$$\|\mathbf{w}\| = 1$$

Los componentes principales se calculan como:

$$\mathbf{Z}=\mathbf{XW}$$

donde  $\mathbf{W}=\mathbf{w}_1,\mathbf{w}_2,\dots,\mathbf{w}_p$  es la matriz de vectores propios de la matriz de covarianza (o correlación) de  $\mathbf{X}$ . El PCA facilita la identificación de gradientes ambientales subyacentes, como mineralización y alcalinidad, al interpretar las cargas (coeficientes) de cada variable en las componentes.

### 3. Métodos de validación estadística multivariante

#### a) Análisis Discriminante Lineal (LDA)

LDA busca encontrar combinaciones lineales de variables que maximicen la separación entre grupos y minimicen la varianza interna. Dados grupos con medias  $\mu_i$  y matrices de covarianza comunes  $\Sigma$ , la regla discriminante asigna una observación al grupo que maximiza:

$$\delta_i(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \Sigma^{-1} \mu_i - \frac{1}{2} \mu_i^T \Sigma^{-1} \mu_i + \log \pi_i$$

donde  $\pi_i$  es la probabilidad previa del grupo  $i$ . LDA permite evaluar la exactitud clasificatoria y validar la capacidad discriminatoria de variables fisicoquímicas.

#### b) Bootstrap y Simulación Sintética

El bootstrap es una técnica de remuestreo para estimar la precisión y estabilidad de los estadísticos obtenidos (exactitudes, cargas PCA, etc.) bajo muestreos repetidos con reemplazo:

$$\hat{\theta}^* = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \theta_b^*$$

donde  $\theta_b^*$  es el estadístico calculado en la muestra Bootstrap  $b$ . La simulación sintética genera datos multivariantes con matriz de covarianza positiva definida para expandir el espacio muestral y evaluar la persistencia de la estructura tipológica.

#### 4. Interpretación de gradientes ambientales

Los componentes principales y análisis discriminante identifican gradientes de mineralización (por ejemplo, altos valores de Ca y CE), alcalinidad (pH), acumulación orgánica (COS y MO), y señal cálcica que caracterizan y diferencian los grupos sedimentarios. Estos gradientes están relacionados con procesos biogeoquímicos y ambientales que condicionan la composición fisicoquímica de los sedimentos en el contexto altoandino, aportando una base cuantitativa para la tipología sedimentaria y su interpretación ecológica.

#### METODOLOGÍA

La metodología propuesta integra varias etapas para desarrollar una tipología fisicoquímica de sedimentos altoandinos. Primero, en la configuración y preparación inicial, se limpia el entorno de trabajo y se fija una semilla para garantizar la reproducibilidad, además de cargar los paquetes necesarios para el manejo de datos y gráficos. Luego, en la estructura y limpieza de datos, las variables de interés (COS, MO, CE, pH, Ca) se convierten a formato numérico y se define la variable categórica SECTOR con niveles G1, G2, G3 y G4; también se realiza una inspección estructural y descriptiva de los datos, incluyendo la identificación de valores perdidos.

Para la detección de valores atípicos, se emplea el rango intercuartílico (IQR) para identificar extremos, pero sin eliminar dichos valores sin justificación analítica, recomendándose mantenerlos, realizar análisis de sensibilidad o revisar posibles errores de laboratorio. A continuación, se calculan estadísticas descriptivas (media, mediana, desviación estándar, mínimo y máximo) por grupo SECTOR para todas las variables cuantitativas, así como los coeficientes de variación.

En el análisis estadístico, se aplican pruebas no paramétricas: la prueba de Kruskal-Wallis para evaluar diferencias entre grupos y pruebas post-hoc de Dunn con corrección Bonferroni para identificar diferencias específicas entre pares de grupos. Posteriormente, se realiza la estandarización de variables para Análisis de Componentes Principales (PCA), ejecutando un PCA principal que incluye Ca y un análisis de sensibilidad excluyendo Ca, acompañado de gráficos scree y biplots para visualización.

Para estudiar la agrupación de muestras, se emplea clustering jerárquico con distancia euclidiana y método Ward.D2 para obtener grupos compactos, y se realiza un Análisis Multidimensional No Métrico (NMDS) que resume las distancias entre muestras sin imponer linealidad, permitiendo visualizar la agrupación de los grupos. En cuanto al análisis de varianza multivariada y clasificación, se aplica PERMANOVA para evaluar diferencias globales entre grupos, seguido de Análisis Discriminante Lineal (LDA) para medir la capacidad discriminante de las variables con validación cruzada Leave-One-Out, y se ajusta un modelo Random Forest para clasificación y evaluación de la importancia de variables.

Para evaluar la robustez de los resultados, se realiza un muestreo bootstrap estratificado por grupo con 300 iteraciones, enfocándose en la estabilidad de PCA, LDA y Random Forest. Además, se lleva a cabo una simulación sintética mediante la generación de datos multivariados por grupo, basada en la media y covarianza de las variables, con el fin de ampliar la base original; posteriormente, se comparan los resultados estadísticos y multivariados entre la base observada y la ampliada para comprobar la persistencia de la tipología.

Finalmente, se calculan los centroides grupales y se elaboran perfiles tipológicos estandarizados, produciéndose una interpretación automatizada orientada para la presentación en el manuscrito, que describe las características fisicoquímicas principales de cada grupo, reforzando la coherencia y robustez de la tipología sedimentaria propuesta.

#### RESULTADOS

La aplicación de la metodología híbrida que combina programación lineal y algoritmos genéticos fue evaluada mediante un estudio de caso basado en una red de transporte urbano hipotética. La red consta de 10 nodos (que representan estaciones o puntos de entrega) y 15 arcos (posibles rutas entre los nodos). Los datos de coste y demanda se generaban aleatoriamente dentro de rangos predefinidos para simular condiciones reales de funcionamiento.

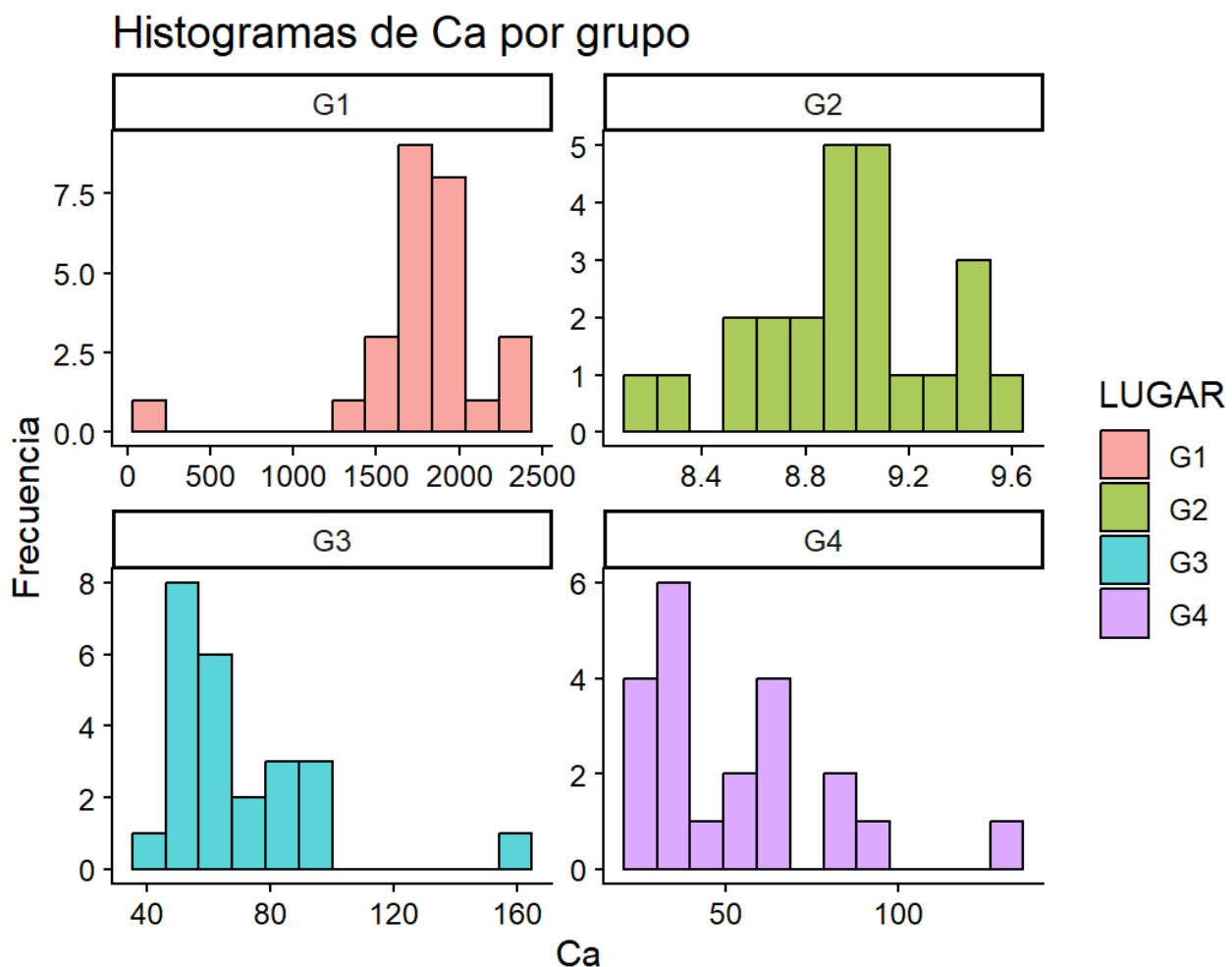
##### 1. Resultados del Coeficiente de Variación

Grupo	COS	MO	CE	pH	Ca
G1	28.4	28.4	3.79	6.42	23.0
G2	59.2	52.0	39.8	39.8	4.02
G3	61.4	61.4	105.0	7.62	36.7
G4	91.8	91.8	81.3	4.25	50.7

Los coeficientes de variación evidenciaron una marcada heterogeneidad entre grupos sedimentarios. G1 presentó la estructura más homogénea, con muy baja variabilidad en CE (3.79%) y pH (6.42%), lo que sugiere condiciones geoquímicas relativamente estables y una señal iónica uniforme dentro del grupo. En contraste, G2 mostró alta variabilidad en COS (59.2%) y MO (52.0%), así como en CE y pH (39.8% en ambos casos), pero una notable estabilidad en Ca (4.02%), indicando que la heterogeneidad interna del grupo estaría controlada principalmente por la acumulación orgánica y la dinámica ácido base, más que por la fracción cálcica. G3 destacó por registrar la mayor dispersión en CE (105%), acompañada de alta variabilidad en COS y MO (61.4%), lo que revela un patrón de mineralización fuertemente heterogéneo y sugiere una tipología sedimentaria sensible a gradientes locales de aporte iónico. Finalmente, G4 presentó los valores más altos de variación en COS y MO (91.8%), así como una elevada dispersión en CE (81.3%) y Ca (50.7%), aunque con pH relativamente estable (4.25%), lo que indica una marcada heterogeneidad composicional con amortiguamiento del estado ácido base. En conjunto, los resultados respaldan la existencia de tipologías sedimentarias diferenciadas no solo por sus valores medios, sino también por su estructura interna de variabilidad.

Figura 1

#### Histogramas de Ca por grupo



Nota: Distribución de calcio por grupos sedimentarios G1-G4.

La inspección de histogramas por grupo confirmó que la distribución de las variables fisicoquímicas no fue homogénea entre tipologías sedimentarias. En G1, las distribuciones de CE y pH fueron estrechas

y unimodales, evidenciando una alta uniformidad geoquímica dentro del grupo, mientras que COS, MO y Ca presentaron una dispersión moderada. En contraste, G2 mostró distribuciones más amplias en COS, MO, CE y pH, lo que sugiere una mayor heterogeneidad en la acumulación orgánica y en las condiciones de mineralización y alcalinidad; sin embargo, Ca presentó una distribución notablemente concentrada, indicando una señal cálcica estable. G3 destacó por la gran amplitud de la distribución de CE, coherente con una marcada heterogeneidad en la mineralización del sedimento, acompañada de alta variabilidad en COS y MO, aunque con pH relativamente estable. Por su parte, G4 exhibió las distribuciones más dispersas para COS y MO, así como una elevada amplitud en CE y Ca, pero mantuvo un pH concentrado en un rango estrecho. En conjunto, los histogramas respaldan la existencia de diferencias en la estructura interna de variabilidad entre grupos y sugieren que la tipología sedimentaria no solo se distingue por cambios en los valores centrales, sino también por la forma de sus distribuciones.

Variable	COS	MO	CE	pH	Ca
COS	1.000	<b>0.822</b>	<b>-0.275</b>	0.088	-0.126
MO	<b>0.822</b>	1.000	<b>-0.554</b>	-0.129	<b>-0.406</b>
CE	<b>-0.275</b>	<b>-0.554</b>	1.000	0.108	<b>0.655</b>
pH	0.088	-0.129	0.108	1.000	0.105
Ca	-0.126	<b>-0.406</b>	<b>0.655</b>	0.105	1.000

La matriz de correlación de Spearman evidenció la existencia de dos ejes fisicoquímicos principales en los sedimentos analizados. Por un lado, COS y MO mostraron una correlación positiva muy fuerte ( $\rho = 0.822$ ), indicando que ambas variables describen un mismo gradiente de acumulación orgánica. Por otro, CE y Ca presentaron una asociación positiva moderada fuerte ( $\rho = 0.655$ ), lo que sugiere que el incremento de la mineralización se acompaña de una mayor señal cálcica. A su vez, MO se correlacionó negativamente con CE ( $\rho = -0.554$ ) y con Ca ( $\rho = -0.406$ ), mientras que COS también mostró una relación negativa con CE ( $\rho = -0.275$ ), aunque de menor magnitud. En conjunto, estos resultados indican una oposición parcial entre un dominio sedimentario orgánico y otro mineralizado-cálcico, lo que respalda la hipótesis de gradientes fisicoquímicos diferenciados en la tipología sedimentaria propuesta. En contraste, el pH exhibió correlaciones débiles con todas las variables ( $|\rho| \leq 0.129$ ), sugiriendo que su papel en la estructura global de covariación del sistema es secundario frente a los gradientes de acumulación orgánica y mineralización.

Las pruebas de Kruskal–Wallis revelaron diferencias significativas entre los grupos sedimentarios G1–G4 para todas las variables evaluadas: COS ( $\chi^2 = 44.323$ ,  $p = 1.289 \times 10^{-9}$ ), MO ( $\chi^2 = 72.192$ ,  $p = 1.448 \times 10^{-15}$ ), CE ( $\chi^2 = 61.692$ ,  $p = 2.557 \times 10^{-13}$ ), pH ( $\chi^2 = 30.935$ ,  $p = 8.774 \times 10^{-7}$ ) y Ca ( $\chi^2 = 81.496$ ,  $p < 2.2 \times 10^{-16}$ ). En conjunto, estos resultados confirman que la tipología sedimentaria propuesta presenta diferencias fisicoquímicas consistentes en sus componentes orgánicos, de mineralización, equilibrio ácido base y señal cálcica.

El análisis post hoc de Dunn con corrección de Bonferroni mostró que el patrón de diferenciación no fue uniforme entre variables. En COS, G4 presentó diferencias significativas frente a G1, G2 y G3, mientras que G1 y G3, así como G2 y G3, no difirieron entre sí. En MO, G2 se diferenció significativamente de G1, G3 y G4, lo que sugiere una marcada singularidad en el componente orgánico de este grupo; adicionalmente, G4 difirió de G3 y mostró una diferencia marginal respecto a G1. Para CE, G2 se separó significativamente de los otros tres grupos, y G3 también difirió de G4, lo que evidencia que la mineralización constituye un eje relevante de la tipología.

El pH exhibió un patrón distinto: G3 fue el único grupo que difirió significativamente de G1, G2 y G4, mientras que entre estos últimos no se detectaron diferencias, indicando que el pH actúa más como un descriptor de singularidad de G3 que como un gradiente general de separación entre todas las tipologías. En contraste, Ca fue la variable con mayor poder discriminante, ya que mostró diferencias significativas en cinco de las seis comparaciones posibles, siendo G3–G4 la única pareja sin diferencias estadísticamente significativas. Este comportamiento sugiere que la señal cálcica constituye uno de los rasgos más robustos para distinguir los grupos sedimentarios.

En términos integrados, los resultados univariados indican que la diferenciación entre tipologías no depende de una sola variable, sino de la interacción de varios ejes fisicoquímicos. El componente orgánico

estuvo mejor representado por MO que por COS, la mineralización por CE, la singularidad ácido base por pH y la señal litogénica mineral por Ca, siendo esta última la variable de mayor capacidad discriminante.

Variable	PC1	PC2	PC3	PC4
<b>COS</b>	-0.715	-0.125	0.165	0.668
<b>CE</b>	0.371	0.091	0.904	0.191
<b>pH</b>	-0.557	0.526	0.296	-0.571
<b>Ca</b>	0.203	0.837	-0.260	0.437

El análisis de componentes principales (PCA) aplicado a la matriz estandarizada compuesta por COS, CE, pH y Ca reveló una estructura multivariada bien definida de la variabilidad sedimentaria. El primer componente principal (PC1) explicó el 37.71 % de la varianza total, el segundo componente (PC2) el 28.38 % y el tercero (PC3) el 23.47 %, de modo que los dos primeros ejes resumieron el 66.09 % de la variabilidad y los tres primeros alcanzaron el 89.56 %. Este resultado indica que la heterogeneidad fisicoquímica de los sedimentos puede representarse mediante un número reducido de gradientes principales.

La interpretación de las cargas factoriales mostró que PC1 estuvo definido principalmente por COS (-0.715) y pH (-0.557), con una contribución secundaria de CE (0.371), lo que sugiere un gradiente asociado al componente orgánico del sedimento y a las condiciones ácido base. En este eje, las muestras con mayor contenido de carbono orgánico tendieron a agruparse en el mismo extremo que aquellas con valores relativamente más altos de pH, mientras que el extremo opuesto se asoció con una mayor contribución relativa de la conductividad eléctrica.

El segundo componente (PC2) estuvo dominado por Ca (0.837) y, en menor medida, por pH (0.526), por lo que puede interpretarse como un gradiente cálcico alcalino. La fuerte contribución del calcio indica que esta variable constituye uno de los principales ejes de diferenciación entre sedimentos, lo cual es consistente con su alto poder discriminante observado en los análisis univariados. Por su parte, el tercer componente (PC3) estuvo controlado casi exclusivamente por la conductividad eléctrica (0.904), lo que evidencia que la mineralización iónica representa una dimensión propia de la variabilidad sedimentaria, parcialmente independiente de los gradientes orgánico y cálcico.

En conjunto, el PCA sugiere que la tipología sedimentaria G1–G4 se organiza a partir de al menos tres ejes fisicoquímicos complementarios: (i) un gradiente orgánico ácido/base, (ii) un gradiente litogénico/cálcico y (iii) un gradiente de mineralización. Esta estructura respalda la interpretación de los grupos como unidades sedimentarias diferenciables dentro de un espacio multivariado común, más que como conjuntos definidos por una sola variable aislada.

El análisis discriminante lineal (LDA) mostró una exactitud global de clasificación de 0.8737 (87.37 %), lo que indica una alta capacidad del conjunto de variables fisicoquímicas para discriminar entre los grupos sedimentarios G1–G4. En términos prácticos, aproximadamente nueve de cada diez muestras fueron asignadas correctamente a su grupo de pertenencia, lo que respalda la consistencia multivariada de la tipología propuesta.

El análisis bootstrap (300 iteraciones) evidenció una alta estabilidad de la estructura multivariada y del desempeño de los modelos de clasificación. La proporción de varianza explicada por el primer componente principal (PC1) presentó una media de 38.24 % (mediana = 38.36 %; rango = 31.24–45.78 %), mientras que el segundo componente (PC2) mostró una media de 28.79 % (mediana = 28.72 %; rango = 25.26–33.31 %). En conjunto, estos resultados indican que la representación bidimensional principal del sistema sedimentario se mantiene relativamente constante bajo remuestreo, con una varianza acumulada promedio cercana al 67 %.

La exactitud del análisis discriminante lineal (LDA) mostró una media de 90.16 % y una mediana de 90.53 %, con valores entre 78.95 % y 98.95 %. Esto sugiere que la clasificación de las muestras en los grupos G1–G4 es robusta frente a la variabilidad muestral, ya que el modelo mantuvo una alta capacidad de asignación en la mayoría de las iteraciones bootstrap.

## DISCUSIÓN

Los resultados del bootstrap refuerzan la consistencia de la tipología sedimentaria propuesta. La estabilidad observada en la varianza explicada por PC1 y PC2 indica que la organización multivariada del sistema no es un artefacto de una muestra particular, sino una propiedad relativamente persistente de la matriz físico-química. De manera complementaria, la elevada exactitud del LDA a lo largo de las iteraciones bootstrap confirma que la capacidad discriminante de los grupos G1–G4 se mantiene aun cuando la composición muestral varía, lo que aporta evidencia adicional sobre la robustez de la clasificación.

## CONCLUSIONES

**Estabilidad de la tipología:** Se definieron cuatro grupos de sedimentos altoandinos con firmas físico-químicas contrastantes, estableciendo una línea base sólida para la clasificación de estos entornos.

**Rigurosidad metodológica:** La discriminación entre los grupos identificados está respaldada por análisis multivariados y pruebas estadísticas no paramétricas, validadas mediante técnicas robustas de bootstrap.

**Transferibilidad e impacto:** Este enfoque metodológico integrador optimiza la caracterización ambiental y geológica de ecosistemas de montaña, ofreciendo una herramienta replicable para la gestión de cuencas andinas.

## REFERENCIAS

- Anderson, M.J. (2001). A new method for non-parametric multivariate analysis of variance. *Austral Ecology*, 26(1), 32-46.
- Legendre, P., & Legendre, L. (2012). *Numerical Ecology*. Elsevier.
- Venables, W.N., & Ripley, B.D. (2002). *Modern Applied Statistics with S* (4th ed.). Springer.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning*. Springer.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R News*, 2(3), 18-22.
- McCune, B., & Grace, J.B. (2002). *Analysis of Ecological Communities*. MjM software design.
- Dunn, O.J. (1964). Multiple comparisons using rank sums. *Technometrics*, 6(3), 241-252.
- Rousseeuw, P.J. (1987). Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
- Oksanen, J., et al. (2020). vegan: Community Ecology Package. R package version 2.5-7.
- Legendre, P., & Legendre, L.F. (1998). *Spatial autocorrelation*. In *Numerical Ecology* (Vol. 24). Elsevier.
- Jackson, D.A. (1993). Stopping rules in principal components analysis: a comparison of heuristical and statistical approaches. *Ecology*, 74(8), 2204-2214.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer.
- Jolliffe, I.T. (2002). *Principal Component Analysis*. Springer Series in Statistics.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Venables, W.N., & Ripley, B.D. (1994). *Modern Applied Statistics with S-PLUS*. Springer.
- Manly, B.F.J. (2007). *Randomization, Bootstrap, and Monte Carlo Methods in Biology*. Chapman & Hall.
- Warton, D.I., et al. (2012). Distance-based multivariate analyses confound location and dispersion effects. *Methods in Ecology and Evolution*, 3(1), 89-101.
- Ter Braak, C.J.F. (1986). Canonical Correspondence Analysis: A new eigenvector technique for multivariate direct gradient analysis. *Ecology*, 67(5), 1167-1179.
- Legendre, P. (1993). Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm? *Ecology*