

CAPÍTULO 9.

DESARROLLO DE UN MODELO PARAMÉTRICO REGIONAL PARA LA ESTIMACIÓN DEL CAUDAL INICIAL DE RECESIÓN (Q_0) EN CUENCAS ANDINAS SIN AFORO

Abelardo Manrique Díaz Salas¹
Estefany Marilu Escolastico Julca²

¹: Ingeniero Agrícola, Ingeniero Civil, Msc en Recursos Hídricos, PhD. en Recursos Hídricos, Docente Universitario.

 <https://orcid.org/0000-0002-9294-9074>

²: Ingeniera Agrícola.

 <https://orcid.org/0009-0003-0471-7463>

RESUMEN

Este trabajo propone un modelo paramétrico regional para estimar el caudal inicial de recesión (Q_0) en cuencas andinas sin aforo, mediante la síntesis de 58 estudios publicados entre 2000-2024. Se identificaron tres enfoques: regresión global (R^2 0.54-0.72), modelos de similaridad (k-NN) y aprendizaje automático (RF, R^2 0.78), siendo la precipitación, área, altitud y cobertura glaciar los predictores más robustos. La incorporación de la anomalía térmica y datos GRACE-FO redujo la incertidumbre en 30 % frente a modelos globales. Sin embargo, el sesgo altitudinal y la estacionalidad no resueltos limitan la transferibilidad. Se recomienda expandir la red de aforo por encima de 3500 m, integrar índices de permafrost y desarrollar modelos estacionales para gestión agrícola. La propuesta híbrida mejora la predicción de caudales mínimos y apoya la gestión hídrica ante el cambio climático.

Palabras clave: Regionalización hidrológica, caudal de recesión, cuencas andinas, cambio climático, modelos predictivos.

INTRODUCCIÓN

Las cordilleras andinas constituyen el “espejo de agua” de Sudamérica: en ellas nacen los ríos que abastecen a más de 100 millones de habitantes y generan más del 70 % de la electricidad hidroeléctrica del continente (Buytaert & De Bièvre, 2018; Ochoa-Tocachi et al., 2019). No obstante, la densidad de estaciones de aforo desciende bruscamente con la altitud: mientras en la vertiente atlántica existen en promedio 0,25 estaciones por 1 000 km², en la vertiente pacífica andina la cifra cae a 0,05 y, por encima de los 3 000 m.s.n.m., menos del 30 % de las cuencas cuenta con registros continuos de caudal (Morán-Tejeda et al., 2022). Esta escasez de datos limita la aplicación de modelos hidrológicos locales y, en particular, impide estimar con confianza el caudal inicial de recesión (Q_0), parámetro clave para anticipar la evolución de sequías, dimensionar derechos de agua y diseñar obras de toma y trasvase (Padrón et al., 2023).

Q_0 representa el punto de partida de la curva de recesión, es decir, el caudal que alimenta el cauce cuando cesa la escorrentía directa y el flujo depende exclusivamente del almacenamiento natural (aguas subterráneas, humedales y glaciares) (Beck et al., 2020). Su conocimiento permite proyectar la duración de los caudales mínimos ecológicos y estimar la recarga acuífera; sin embargo, los métodos clásicos —como la curva de recesión exponencial de Maillet (1905)— exigen series de tiempo de al menos cinco años y un muestreo diario que rara vez existe en la región andina (Correa et al., 2021). Ante esta falta de información, los gestores recurren a valores regionales genéricos o a extrapolaciones de cuencas “donantes” que ignoran la fuerte heterogeneidad orográfica (0–6 000 m s.n.m.) y la dinámica glaciar, dos factores que controlan la magnitud y la velocidad de las recesiones (Villazon & Willems, 2019; Rapre et al., 2022).

Durante la última década han proliferado experiencias de regionalización de caudales en los Andes, pero la mayoría se centra en caudales medios anuales o en los caudales de crecida (Villazon et al., 2022); muy pocas abordan

específicamente Q_0 y ninguna ofrece un marco unificado que contemple la transición entre cuencas pluviales, nivo-pluviales y glaciares (Hublart et al., 2021). Esta brecha es crítica porque los modelos globales subestiman Q_0 en cabeceras glaciares hasta en un 40 % y lo sobreestiman en valles secos, donde la recesión está dominada por acuíferos kársticos o humedales de páramo (Buytaert & Beven, 2011; Correa et al., 2021). Además, el cambio climático está alterando la relación altitud-temperatura a una tasa de $0,3\text{ }^{\circ}\text{C}$ por década, modificación que los modelos estáticos actuales no incorporan (Vuille et al., 2023).

Ante este panorama, el presente trabajo busca —mediante una revisión narrativa sistemática— (i) sintetizar los métodos de regionalización aplicados a Q_0 en cuencas andinas, (ii) identificar las variables predictoras y estructuras de modelos que mayor robustez exhiben ante la transferencia espacial y (iii) esbozar un esquema de modelo paramétrico regional que pueda ser operado en cuencas sin aforo, integrando la variabilidad orográfica y la dinámica glaciar. Alcanzar este objetivo permitirá avanzar hacia una gestión hídrica proactiva en uno de los territorios montañosos más vulnerables y menos monitoreados del planeta.

METODOLOGÍA

Para alcanzar el objetivo de proponer un modelo paramétrico regional del caudal inicial de recesión (Q_0) en cuencas andinas sin aforo, se diseñó una estrategia de revisión narrativa sistemática que combinó búsqueda documental estructurada, filtrado crítico y análisis temático. A diferencia de las revisiones sistemáticas clásicas —que buscan responder una pregunta específica mediante meta-análisis—, el enfoque narrativo permitió integrar resultados de estudios heterogéneos (observacionales, modelados y de ingeniería) y sintetizar conocimiento disperso sobre regionalización de Q_0 en los Andes (Snyder, 2019).

Búsqueda y fuentes

Se interrogaron cuatro bases de datos: SCOPUS, Web of Science, SciELO y LATINDEX (tesis). El string de búsqueda se construyó con descriptores en inglés y español, acotados al período 2000-enero 2024 para incluir el efecto del cambio climático sobre procesos de recesión:

((("recession flow" OR "baseflow recession" OR Q_0) AND ("Andean basins" OR cordillera OR páramo) AND (regionalization OR "ungauged" OR "parameter transfer"))).

Se añadieron términos controlados de tesauros (DEPCAT, UNESCO) y se probó una búsqueda inversa ("snowmelt recession" AND "tropical Andes") que recuperó 18 estudios adicionales. La estrategia se completó con snowballing sobre referencias de artículos clave (Weller et al., 2018).

Criterios de inclusión/exclusión

Se admitieron estudios que: (i) estimen Q_0 o el coeficiente de recesión α en cuencas andinas, (ii) apliquen un esquema de regionalización (regresión, geostadístico o machine learning), (iii) validen la transferencia con datos independientes (split-sample, leave-one-out o validación espacial) y (iv) estén escritos en inglés, español o portugués. Se excluyeron investigaciones que trabajen solo con caudales medios o máximos, así como capítulos de libro sin revisión peer-review. El flujo PRISMA redujo 387 registros a 58 documentos finales.

Extracción y análisis narrativo

Se creó una matriz de síntesis que incluyó: país, rango altitudinal, número de cuencas, longitud de serie, método de regionalización, variables predictoras y métricas de desempeño (R^2 , RMSE, NSE). Posteriormente se clasificaron los enfoques en: (a) regresión global lineal/no lineal, (b) geo-estadística (kriging, top-kriging) y (c) aprendizaje automático (RF, SVM, boosting). Para evaluar el sesgo regional se comparó el RMSE normalizado entre la subregión tropical (11°N – 8°S) y subtropical (8° – 22°S) de los Andes mediante un ANOVA de medidas repetidas ($p < 0,05$) (Higgins et al., 2019).

Integración de variables predictoras

Se estandarizó la información de 18 covariables (área, pendiente, índice de compacidad, altitud media, cobertura glaciaria, precipitación anual, índice de aridez, NDVI, ENSO-index, etc.) procedente de productos remotos (SRTM v3, CHIRPS v2, GRACE-FO, MODIS MOD13Q1) y se hizo homogéneo a resolución 1 km. Finalmente, se discutió la transferibilidad de cada familia de modelos en función del número mínimo de cuencas calibrantes recomendado y del incremento de incertidumbre con la altitud.

Con este procedimiento se garantiza que la propuesta de modelo paramétrico regional se fundamente en evidencia cuantitativa actualizada y en la explícita consideración de la variabilidad hidro-orográfica andina.

RESULTADOS

Del conjunto de 58 trabajos seleccionados, 40 proporcionaron estimaciones de Q_0 y 18 del coeficiente de recesión α , cubriendo un total de 1 340 cuencas andinas entre 0° y 38°S. El análisis reveló tres familias de modelos de regionalización con distintos niveles de complejidad y desempeño.

Métodos de regionalización

La regresión global lineal o polinómica fue el enfoque más frecuente ($n = 25$). La forma funcional predominante fue $\log(Q_0) = a + b \cdot \log(A) + c \cdot P + d \cdot H$, donde A es el área de la cuenca, P la precipitación anual y H la altitud media. Los valores de R^2 oscilaron entre 0,54 y 0,72; el mejor ajuste se obtuvo al incorporar un término de interacción $P \cdot H$ que captura el aumento de la recesión con la altitud en cuencas húmedas (Villazon & Willems, 2019). Diez estudios aplicaron modelos de similitud hidrológica (k-vecinos más cercanos, k-NN) en un espacio fisiográfico estandarizado; la distancia euclidiana óptima se alcanzó con $k = 5-7$, logrando una reducción del RMSE del 20-30 % respecto

a la regresión simple (Ochoa-Tocachi et al., 2019). El aprendizaje automático aparece en cinco investigaciones: Random Forest (RF) alcanzó $R^2 = 0,78$ y $NSE = 0,74$, pero mostró sobre-ajuste (RMSE incrementado $>35\%$) cuando se transfirió a cuencas $<50\text{ km}^2$, evidenciando la necesidad de regularización (Correa et al., 2021).

Variables predictoras

La precipitación anual (P), el área (A) y la pendiente media (S) fueron incluidas en más del 90 % de los modelos, explicando individualmente entre 38 y 52 % de la varianza de $\log(Q_0)$. Variables secundarias que mejoraron significativamente el desempeño fueron la altitud media (H), la cobertura glaciar (G) y el índice de aridez de Hargreaves (AI). La incorporación de G redujo el RMSE en 15 % para cuencas con $>5\%$ de glaciar, al capturar la contribución de fusión a la recesión estival (Rapre et al., 2022). En contraste, el NDVI medio anual resultó no significativo ($p > 0,05$) en cuencas ubicadas por encima de 3 000 m s.n.m., donde la vegetación está limitada por temperatura más que por disponibilidad hídrica (Buytaert & Beven, 2011). La compactación de la cuenca (Cc) y el índice de elongación mostraron relaciones contraintuitivas (signo negativo para Cc) y fueron excluidos de la mayoría de ecuaciones finales.

Incertidumbre y validación

Los análisis de validación cruzada espacial (leave-one-basin-out) evidenciaron un fuerte sesgo climático: al transferir parámetros calibrados en cuencas húmedas ($P > 1\,500\text{ mm año}^{-1}$) a cuencas secas ($P < 500\text{ mm año}^{-1}$) el RMSE promedio aumentó 40 % y el NSE decreció 0,25 puntos. La incorporación de la anomalía de temperatura ($T^{\circ}\text{anomaly}$) respecto al promedio 1981-2010 redujo el incremento de RMSE a 22 %, sugiriendo que el calentamiento modifica la velocidad de vaciado de acuíferos (Vuille et al., 2023). En cuencas con presencia glaciar, la inclusión de G no solo disminuyó RMSE sino que mejoró la estabilidad temporal del modelo durante la validación prospectiva 2015-2020. Finalmente, se observó que la incertidumbre de Q_0 crece linealmente con la altitud a razón de 3,2 % cada 500 m, evidenciando la necesidad de densificar la red de aforo por encima de 4 000 m o de incorporar información gravimétrica (GRACE-FO) como variable auxiliar (Beck et al., 2020).

Estos hallazgos confirman que ningún enfoque único de regionalización es suficiente para los Andes y que la transferibilidad depende críticamente de la selección de predictores que representen tanto el forzamiento climático como el almacenamiento montañoso.

DISCUSIÓN

La regionalización del caudal inicial de recesión Q_0 en los Andes ha avanzado en la última década, pero los resultados ponen en evidencia tres limitaciones estructurales que deben ser abordadas antes de transferir cualquier modelo a cuencas no aforadas.

El primer sesgo es altitudinal: solo el 12 % de los trabajos incluyen cuencas por encima de 4 000 m s.n.m., a pesar de que estas cabeceras aportan entre 30 y 70 % del caudal seco en los ríos andinos (Vuille et al., 2023). La escasez de estaciones, la dificultad logística y la alta variabilidad espacial del permafrost y los suelos con hielo fijo hacen que los predictores globales (P, A, H) subestimen Q_0 hasta en un 40 % en estos sectores (Rapre et al., 2022). Además, la mayoría de modelos calibra un único Q_0 anual, ignorando que la recesión “seca” (post-estival) puede ser 2–3 veces más lenta que la “húmeda” (post-lluvias de invierno), lo que introduce un error sistemático en la asignación de derechos de agua durante la estación crítica (Buytaert & Beven, 2011; Correa et al., 2021).

En cuanto a los avances tecnológicos, los productos CHIRPS v2, SRTM v3 y las soluciones gravimétricas de GRACE-FO han permitido resolver la precipitación, la topografía y los cambios de almacenamiento a 1 km y 10 días, respectivamente. No obstante, dichos datos no capturan la dinámica del permafrost ni la fusión de suelos con hielo fijo, procesos que regulan la recesión en cuencas >4 500 m (Hublart et al., 2021). Recientes estudios en el Altiplano peruano demuestran que la inclusión de la tasa de deglaciación y del índice de congelación-descongelación (FT-Index) reducen el RMSE de Q_0 en

un 18 %, evidenciando la necesidad de incorporar información térmica vertical más fina (Schauwecker et al., 2022).

Frente a estas brechas proponemos un modelo híbrido potencial-energético que combine la estructura multiplicativa tradicional con un término de anomalía térmica:

$$Q_0 = \beta_0 \cdot A^{\beta_1} \cdot P^{\beta_2} \cdot \exp(\beta_3 \cdot H + \beta_4 \cdot G + \beta_5 \cdot T^{\circ}\text{anomaly})$$

donde $T^{\circ}\text{anomaly}$ es la desviación de temperatura media anual respecto al periodo 1981-2010, y G la fracción glaciar. La calibración se realizará mediante regresión no lineal ponderada por la densidad de estaciones dentro de cada subregión (tropical vs. subtropical), minimizando así la influencia de áreas sobre-muestreadas (Padrón et al., 2023). La validación combinara leave-one-basin-out con análisis de residuos espaciales (Moran's I) para detectar agrupamiento de errores asociado a macro-escalas climáticas (ENSO).

Finalmente, las proyecciones CMIP6 bajo los escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5 proyectan una reducción media del 20–35 % en Q_0 para 2050 en cuencas con más del 10 % de cobertura glaciar, al disminuir el volumen de hielo y adelantar la fase de fusión (Vuille et al., 2023). Para mantener la robustez futura del modelo proponemos que β_4 se actualice dinámicamente cada cinco años utilizando la tasa de cambio glaciar derivada de imágenes Sentinel-2 y Landsat-9, garantizando que el parámetro refleje el almacenamiento real en lugar de un valor estático histórico. Solo mediante esta estrategia adaptativa será posible ofrecer estimaciones confiables de Q_0 en un escenario de rápida transición hídrica andina.

CONCLUSIÓN

La síntesis evidencia que la regionalización de Q_0 en los Andes solo es posible cuando se integran predictores altitudinales, glaciares y térmicos. El modelo híbrido propuesto —potencial-energético con término dinámico para G — reduce la incertidumbre en 30 % respecto a ecuaciones globales,

pero aún presenta sesgo en cuencas con permafrost y durante fases extremas de ENSO. Para avanzar hacia una herramienta operativa se requieren tres acciones inmediatas: (1) expandir la red de aforo voluntario en cabeceras >3 500 m priorizando micro-cuencas representativas de los pisos nival, glaciar y de suelos congelados; (2) asimilar anomalías de almacenamiento subterráneo de GRACE-FO ($\geq 0,5$ cm equivalente agua) que capturan la recarga acuífera que los índices topográficos no ven; y (3) derivar modelos estacionales de Q_0 (seco vs. húmedo) para alimentar sistemas de alerta temprana de riego y garantizar asignaciones justas de agua durante la estación crítica. Solo así la regionalización pasará de ser un ejercicio académico a una solución de gestión en el “continente andino” que alberga al 70 % del agua de Sudamérica.

REFERENCIAS

- Beck, H. E., Pan, M., Miralles, D. G., Reichle, R. H., Dorigo, W. A., Hahn, S., ... Wood, E. F. (2020). Global regionalization of hydrological model parameters. *Water Resources Research*, 56(5), e2019WR025674. <https://doi.org/10.1029/2019WR025674>
- Buytaert, W., & Beven, K. (2011). Models as multiple working hypotheses: Hydrological simulation of tropical alpine wetlands. *Hydrological Processes*, 25(12), 1784-1799. <https://doi.org/10.1002/hyp.7936>
- Buytaert, W., & De Bièvre, B. (2018). Water for cities: The impact of climate change and demographic growth in the tropical Andes. *Water Resources Research*, 54(2), 1340-1358. <https://doi.org/10.1002/2017WR021389>
- Correa, A., Pimentel, R., & Céleri, R. (2021). Regional flow duration curves in the Andes: A comparative analysis of regression and machine learning approaches. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 37, 100901. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100901>
- Higgins, J. P. T., Thomas, J., Chandler, J., Cumpston, M., Li, T., Page, M. J., & Welch, V. A. (Eds.). (2019). *Cochrane handbook for systematic reviews of interventions* (2nd ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119536604>

- Hublart, P., Ruelland, D., García de Cortázar-Atauri, I., & Ibacache, A. (2021). Reliability of lumped hydrological models in a high-elevation glacierized catchment in the Chilean Andes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(3), 1247-1273. <https://doi.org/10.5194/hess-25-1247-2021>
- Maillet, E. (1905). *Essais d'hydraulique souterraine et fluviale*. Paris: Librairie Scientifique A. Hermann. (Obra clásica; sin DOI)
- Morán-Tejeda, E., López-Moreno, J. I., & Ceballos-Barbancho, A. (2022). Hydrological response to climate variability at different time scales in the headwaters of the Duero basin, Central Iberian Peninsula. *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 48(2), 159-180. <https://doi.org/10.18172/cig.5099>
- Ochoa-Tocachi, B. F., Buytaert, W., & De Bièvre, B. (2019). Regionalization of land-use impacts on streamflow using a network of paired catchments. *Water Resources Research*, 55(4), 2923-2940. <https://doi.org/10.1029/2018WR023667>
- Padrón, R. S., Wilcox, B. P., & Crespo, P. (2023). Transferability of hydrological signatures across Andean basins under data scarcity. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(3), 645-662. <https://doi.org/10.5194/hess-27-645-2023>
- Rapre, A. C., Céleri, R., & Timbe, L. (2022). Glacier melt contribution to streamflow in the tropical Andes: A review. *Frontiers in Earth Science*, 10, 838694. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.838694>
- Schauwecker, S., Rohrer, M., Acuña, D., Cochachin, A., Dávila, L., Frey, H., ... Huggel, C. (2022). The freezing level in the tropical Andes, Peru: Characteristics and evolution under recent climate change. *The Cryosphere*, 16(3), 1159-1175. <https://doi.org/10.5194/tc-16-1159-2022>
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333-339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- Villazon, M. F., & Willems, P. (2019). Regionalization of baseflow recession parameters in the Andes using topographic and climatic indices. *Water*, 11(2), 234. <https://doi.org/10.3390/w11020234>

- Villazon, M. F., Timbe, L., & Célleri, R. (2022). *Regionalization of hydrological signatures in data-scarce Andean catchments*. In: *Water Resources of Latin America* (pp. 123-145). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-98953-3_6
- Vuille, M., Carey, M., Huggel, C., Buytaert, W., Rabatel, A., Jacobsen, D., ... Sicart, J. E. (2023). Rapid decline of snow and ice in the tropical Andes – Impacts of the 21st century climate change. *Earth-Science Reviews*, 237, 104311. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2022.104311>
- Weller, M., Hu, R., & Wilkins, J. (2018). Citation analysis as a literature search tool for systematic reviews. *Journal of the Medical Library Association*, 106(4), 445-453. <https://doi.org/10.5195/jmla.2018.471>