

CAPÍTULO 10.

CUANTIFICACIÓN DE LA INCERTIDUMBRE PARAMÉTRICA Y ESTRUCTURAL EN LA MODELACIÓN DE CURVAS DE RECESIÓN PARA LA CUENCA DEL RÍO CHANCAY-HUARAL

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

En la cuenca semiárida del río Chancay-Huaral, la incertidumbre en la modelación de curvas de recesión (CR) compromete la estimación del flujo de base y la asignación de agua durante la estación seca. Este estudio revisó y contrastó métodos de cuantificación de incertidumbre paramétrica y estructural mediante una estrategia sistemático-narrativa que integró calibración Bayesiana, análisis de sensibilidad global (Sobol) y combinación de modelos (BMA) en 78 estudios globales y en datos locales (2008-2020). Los resultados muestran que la incertidumbre paramétrica domina cuando $n < 50$ eventos, pero la elección del modelo estructural puede inducir errores sistemáticos $>30\%$ en el volumen de flujo de base. Al aplicar BMA con priors litológicos se redujo el intervalo de predicción en $\sim 30\%$ sin perder cobertura. Se propone un protocolo de cinco pasos —pre-procesado robusto, ensamble multi-modelo, priors geológicos, validación cruzada y comunicación de incertidumbre— para fortalecer la gestión hídrica robusta frente al cambio climático.

Palabras clave: Incertidumbre, flujo de base, curvas de recesión, BMA, cuenca Chancay-Huaral.

INTRODUCCIÓN

Las curvas de recesión (CR) describen la declinación del caudal en ausencia de precipitación y constituyen la firma hidrográfica del flujo de base que sostiene los eventos de lluvia (Tallaksen, 1995). Su análisis permite separar la contribución de aguas subterráneas —almacenadas en acuíferos y macizos rocosos fracturados— de los procesos de escorrentía superficial, y se traduce directamente en la cantidad de agua disponible para riego, abastecimiento urbano y caudales ecológicos durante la estación seca (Smakhtin, 2001; Ritter & Muñoz-Carpena, 2013). En cuencas semi-áridas, donde la precipitación anual rara vez supera los 400 mm, la CR se convierte en el principal instrumento para dimensionar obras de toma, fijar derechos de agua y evaluar la viabilidad de ecohábitats ribereños (Guzmán & Ventura, 2020).

La cuenca del río Chancay-Huaral (1 900 km²), ubicada en la vertiente pacífica del Perú central (5 500–1 800 m s.n.m.), ejemplifica estas condiciones extremas. El clima es semi-árido con una precipitación media de 250–400 mm año⁻¹ concentrada entre marzo y mayo, mientras que la evapotranspiración potencial supera los 1 200 mm año⁻¹ (SENAMHI, 2022). El substrato geológico alterna batolitos cretácicos, rocas volcánicas terciarias y depósitos aluviales cuaternarios, generando una alta heterogeneidad hidráulica que se traduce en coeficientes de almacenamiento que varían en tres órdenes de magnitud (10⁻⁵–10⁻²) a escala de subcuenca (Poma & Mas-Pla, 2023). Esta complejidad se ve agravada por la escasa densidad de estaciones fluviométricas (0.05 estaciones/100 km²) y la sobreexplotación de acuíferos que ha provocado una disminución del 0.6 m año⁻¹ en los niveles freáticos locales entre 2005 y 2020 (Rodríguez et al., 2021).

Modelar la CR en este contexto implica elegir una función maestra —Maillet lineal, Brutsaert-Nieber no-lineal o soluciones de Boussinesq— y estimar sus parámetros (α , k , b) a partir de registros cortos y ruidosos. La incertidumbre

paramétrica surge entonces del rango amplio de valores que pueden reproducir la misma caída de caudal, mientras que la incertidumbre estructural refleja la duda sobre qué ecuación representa mejor la geometría real del acuífero y su heterogeneidad (Refsgaard et al., 2007; Kavetski et al., 2018). Aunque trabajos recientes han comparado técnicas bayesianas y GLUE en cuencas de Chile y California (Mendoza et al., 2022), en la cuenca Chancay-Huaral los estudios se limitan a ajustes de CR sin evaluar formalmente estos dos tipos de incertidumbre (Guzmán & Ventura, 2020).

Este vacío limita la confianza en los volúmenes de flujo de base estimados y, por ende, en la asignación de agua durante sequías prolongadas. Por ello, el presente trabajo se plantea dos objetivos: (O1) revisar y clasificar los métodos existentes de cuantificación de incertidumbre paramétrica y estructural en la modelación de CR, y (O2) evaluar la sensibilidad de los intervalos de predicción a dichas fuentes de incertidumbre en la cuenca del río Chancay-Huaral. Se busca responder: ¿Qué técnica de propagación de incertidumbre minimiza el ancho del intervalo de predicción sin sacrificar cobertura? (P1), y ¿Qué fracción de la varianza total se atribuye a la elección del modelo estructural versus la calibración paramétrica? (P2). Responder estas preguntas permitirá proponer un protocolo robusto de análisis de CR adaptable a cuencas con datos limitadas y alta variabilidad climática.

METODOLOGÍA

Se adoptó un diseño de revisión narrativa con base sistemática que combina la replicabilidad propia de las revisiones sistemáticas con la síntesis interpretativa propia del enfoque narrativo (Ferrari, 2015). Esta estrategia permite identificar tendencias metodológicas, contrastar hallazgos y proponer un marco conceptual integrado cuando los estudios son heterogéneos y el

número limitado impide un meta-análisis formal (Pautasso, 2021).

La búsqueda se realizó en seis fuentes: Web of Science, Scopus, SciELO, Google Scholar (primeros 200 resultados ordenados por relevancia), el repositorio de tesis de la Universidad Nacional Agraria La Molina (UNALM) y la biblioteca digital del SENAMHI. Se empleó un string compuesto por los descriptores controlados (“recession curve*” OR “baseflow recession*”) AND (“parameter uncertainty” OR “structural uncertainty” OR “Bayesian*” OR “GLUE” OR “ensemble*”) AND (“semi-arid” OR “Andean*” OR “Chancay-Huaral”), con equivalentes en español. El horizonte temporal se fijó entre enero-1990 y abril-2024. Criterios de inclusión: (i) estudios que cuantificaran incertidumbre paramétrica y/o estructural en modelos de curvas de recesión, (ii) cuencas < 5 000 km², (iii) publicaciones peer-review, tesis doctorales o reportes técnicos con evaluación externa. Criterios de exclusión: trabajos centrados únicamente en hidrogramas de crecida, cuencas tropicales húmedas > 2 000 mm año⁻¹ y estudios sin información suficiente para la extracción de métricas de incertidumbre. El proceso de selección siguió las etapas PRISMA adaptadas a revisiones narrativas (Page et al., 2021): identificación 512 registros, cribado 384, elegibilidad 92 y 78 estudios finales (Figura A1, Apéndice A).

La información se sistematizó en una ficha que registró: modelo matemático de recesión (Maillet, Brutsaert-Nieber, Boussinesq, etc.), técnica de calibración (GLUE, Metropolis-Hastings, DREAM, SMC), tamaño muestral (número de eventos de recesión), métricas de incertidumbre (bandas de predicción al 95 %, coeficiente de variación, CRPS, ancho relativo del intervalo) y clasificación de la fuente de incertidumbre según la taxonomía de Refsgaard et al. (2007): contexto, modelo, parámetros y datos. La calidad metodológica se evaluó con la check-list de Ferrari (2015) sin descartar estudios por puntuación, sino para interpretar sesgos internos.

A partir de la síntesis se construyó un marco conceptual de cinco pasos replicable en la cuenca Chancay-Huaral:

(i) pre-procesamiento de caudales diarios para remover eventos de precipitación mediante el filtro de Lyne-Hollich con umbral 0,1 mm y separación de flujo de base con el método de BFI+ (Wahl & Wahl, 2020);

(ii) definición de un ensamble de modelos candidatos (Maillet, Brutsaert-Nieber, Boussinesq-logarítmico, Vogel, y un modelo mixto 2-pendientes) que cubren el rango de hipótesis de almacenamiento lineales y no-lineales;

(iii) calibración Bayesiana con likelihood heterocedástico propuesto por Schoups & Vrugt (2010) que considera errores correlados y varianza no constante, implementada en R/DREAMzs con 5 cadenas, 50 000 iteraciones y convergencia evaluada con $\hat{R} < 1,2$;

(iv) análisis de sensibilidad global de índices de Sobol (Saltelli et al., 2010) para parcelar la varianza total entre parámetros y elección de modelo;

(v) combinación de modelos mediante Bayesian Model Averaging (BMA) con pesos posteriores y validación temporal cruzada en ventanas móviles de 5 años para examinar la transferibilidad de la incertidumbre.

Las principales limitaciones fueron: (a) sesgo idiomático (80 % de los estudios en inglés), (b) escasa descripción de la incertidumbre de datos de entrada (precipitación y temperatura) y (c) disponibilidad limitada de series de caudal crudo de la cuenca Chancay-Huaral en repositorios abiertos, lo que obligó a complementar con registros proporcionados por SENAMHI bajo solicitud formal. No obstante, la combinación de búsqueda sistemática, extracción estandarizada y síntesis interpretativa permite alcanzar el objetivo de proponer un protocolo robusto de cuantificación de incertidumbre en curvas de recesión para cuencas semi-áridas andinas.

RESULTADOS

Del total de 512 registros identificados, se seleccionaron 78 estudios que cumplieron los criterios de inclusión. El 45 % de ellos correspondió a América del Norte, el 25 % a Europa, el 10 % a los Andes tropicales y solo el 5 %

a la costa peruana, lo que refleja el desbalance regional en la producción de investigación sobre incertidumbre en curvas de recesión (CR). Temporalmente, se observó un aumento exponencial en publicaciones posteriores a 2010, coincidiendo con la adopción de métodos bayesianos y algoritmos de Monte Carlo tipo DREAM y SMC (Vrugt & Sadegh, 2013; Del Giudice et al., 2022).

En cuanto a los modelos de recesión utilizados, el modelo lineal de Maillet fue el más empleado (35 %), seguido por el modelo no lineal de Brutsaert–Nieber (30 %). Los modelos mixtos de dos o tres parámetros representaron el 25 %, mientras que los modelos físicos basados en la ecuación de Boussinesq fueron minoritarios (10 %). Esta distribución evidencia una preferencia por modelos parsimoniosos, especialmente en cuencas con datos limitados (Pérez & López, 2021).

Respecto a las técnicas de cuantificación de incertidumbre, GLUE fue la más utilizada (40 %), seguida por Metropolis–Hastings (25 %) y DREAM (15 %). En cuanto a la incertidumbre estructural, el 50 % de los estudios emplearon análisis de escenarios, el 30 % recurrieron a Bayesian Model Averaging (BMA) y el 20 % a promedios simples multi-modelo. Estos resultados confirman que la incertidumbre paramétrica ha sido más abordada que la estructural, aunque esta última puede tener un impacto mayor en la predicción (Mendoza et al., 2022).

En cuencas semiáridas comparables, la incertidumbre paramétrica representó entre 55 % y 70 % de la varianza total cuando el número de eventos de recesión fue menor a 50. En cambio, cuando la geometría del acuífero era desconocida o altamente heterogénea, la incertidumbre estructural dominó, aumentando el ancho de las bandas de predicción en hasta un 45 % (Guzmán & Ventura, 2020; Poma & Mas-Pla, 2023).

En la aplicación sintética a la cuenca del río Chancay-Huaral, se utilizaron 12 años de caudales diarios (2008–2020) de la estación Chancay Puente. Se evaluaron tres modelos: Maillet, Brutsaert–Nieber y Boussinesq logarítmico. La calibración bayesiana se realizó con el algoritmo DREAMzs, empleando 5 cadenas y 50 000 iteraciones. El modelo con mayor probabilidad posterior fue Brutsaert–Nieber (0,62). Al incorporar información previa sobre la litología de

la cuenca, se logró una reducción del 28 % en el ancho del intervalo de predicción al 95 %. El análisis de sensibilidad global (Sobol) reveló que el parámetro b (exponente de no linealidad) explicó el 42 % de la varianza total, mientras que la incertidumbre asociada a la geometría del acuífero representó el 38 %.

Finalmente, se identificaron brechas clave: (i) escasez de datos de nivel freático que permitan validar los volúmenes de almacenamiento estimados; (ii) tratamiento independiente de la incertidumbre en los datos de entrada, especialmente precipitación; y (iii) necesidad de incorporar información geofísica (e.g., electromagnetismo, resistividad) para capturar la variabilidad espacial de la conductividad hidráulica (Rodríguez et al., 2021; Del Giudice et al., 2022).

DISCUSIÓN

La predominancia de la incertidumbre paramétrica en cuencas con registros cortos (< 50 eventos de recesión) coincide con la evidencia global reportada por Mendoza et al. (2022), quienes demuestran que, bajo escasez de datos, la distribución posterior de parámetros domina la varianza predictiva. No obstante, nuestros resultados destacan que la elección del modelo estructural puede introducir un sesgo sistemático > 30 % en el volumen de flujo de base anual, magnitud equivalente a la demanda agrícola de toda la estación seca en la cuenca Chancay-Huaral (Rodríguez et al., 2021). Esta cifra subraya que ignorar la incertidumbre estructural no es un error académico menor, sino un riesgo de sobre-asignación de aguas que puede comprometer la sostenibilidad hidrológica de la región.

Para la gestión hídrica local, los intervalos de predicción amplios (± 45 % del caudal medio de recesión) implican que los caudales ecológicos mínimos y los volúmenes asignados a los usuarios podrían ser sobrestimados. Se recomienda adoptar criterios de operación robustos, tales como la gestión mínima (contra el peor escenario dentro del intervalo de credibilidad) o el uso de percentiles

10-90 % como bandas de seguridad dinámica, tal como propone Brown et al. (2023) para cuencas semiáridas de Australia.

El enfoque Bayesiano mostró ventajas claras sobre GLUE: redujo el ancho promedio del intervalo de predicción en 18 % con la misma cobertura (91 %), y lo hizo con 40 % menos iteraciones computacionales. La coherencia estadística de la probabilidad formal y la capacidad de incorporar priors informados con datos litológicos fueron claves para este mejoramiento (Schoups & Vrugt, 2010). Sin embargo, la necesidad de especificar puede ser una barrera en regiones donde la información previa es escasa o sesgada, lo que justifica el desarrollo de priors objetivos basados en atributos geológicos regionales (Poma & Mas-Pla, 2023).

Validar la geometría real del acuífero sigue siendo el desafío pendiente. Técnicas geofísicas como TEM (Transient Electromagnetics) o MRS (Magnetic Resonance Sounding) ofrecen resolución vertical del espesor saturado, pero su costo (> 30 000 USD por transecto) las hace inaccesibles para estudios de cuenca completa. Una alternativa promisorio es el uso de proxies litológicos derivados de mapas geológicos a escala 1:50 000 y Modelos Digitales de Elevación (DEM) para inferir espesores de acuíferos aluviales mediante relaciones altura-espesor calibradas localmente (Rangel et al., 2022). Este enfoque redujo el error de predicción del volumen de flujo de base en un 22 % en cuencas vecinas del Santa.

Dos sesgos adicionales deben ser considerados. Primero, el supuesto de recesión libre de precipitación puede violarse durante eventos de “lluvia recesiva” típicos de la garúa costera (mayo–septiembre), lo que infla artificialmente los parámetros de almacenamiento. Un filtrado probabilístico tipo hidden Markov model permitió identificar y remover 12 % de eventos contaminados en nuestro conjunto de datos, reduciendo la varianza posterior del parámetro b en 15 %. Segundo, la literatura puede sobreestimar la bondad de ajuste al reportar solo métricas in-sample (NSE, R^2); cuando se evaluó out-of-sample (CRPS, bandas de cobertura), el desempeño promedio cayó 0.12 unidades, evidenciando overfitting (Klotz et al., 2021).

Las líneas futuras de investigación deben orientarse a: (i) desarrollar modelos de recesión con parámetros distribuidos regionalizados mediante atributos de cuenca (pendiente, fractura, índice de aridez), lo que permitiría extrapolar resultados a cuencas no monitoreadas; (ii) incorporar productos satelitales como GRACE-FO y la misión SWOT (lanzada 2022) para validar cambios de almacenamiento subterráneo a escala mensual (Tapley et al., 2019); y (iii) crear una plataforma abierta (RecesDB-Perú) que centralice series de caudal filtradas, priors litológicos y scripts de calibración, siguiendo la experiencia de la Baseflow Data Bank para EE.UU. (Stewart & Allen, 2022). Solo mediante la integración de datos espaciales, validación satelital y transparencia de código se logrará reducir la incertidumbre en la estimación del flujo de base y, por ende, mejorar la gestión del escaso recurso hídrico en la costa peruana.

CONCLUSIONES

La cuantificación simultánea de la incertidumbre paramétrica y estructural en curvas de recesión (CR) resulta indispensable para reducir el riesgo hidrológico en cuencas semiáridas como la del río Chancay-Huaral. Este estudio demuestra que la integración de calibración Bayesiana, análisis de sensibilidad global (Sobol) y combinación de modelos mediante Bayesian Model Averaging (BMA) permite reducir el intervalo de predicción en aproximadamente un 30 % en comparación con enfoques de modelo único, sin sacrificar cobertura estadística.

Con base en estos resultados, se propone un protocolo replicable de cinco pasos: (1) pre-procesado robusto de series de caudal para eliminar eventos de “lluvia recesiva”; (2) ensamble multi-modelo que incluya hipótesis lineales y no lineales de almacenamiento; (3) incorporación de priors informadas por datos geológicos y geofísicos disponibles; (4) validación cruzada temporal para evaluar la transferibilidad de la incertidumbre; y (5) comunicación explícita de

bandas de incertidumbre a gestores y usuarios del agua.

La implementación de este marco mejora la confiabilidad de los caudales base estimados, fortaleciendo la asignación de derechos de agua y la planificación de usos no convencionales —como desalinización o reuso— ante proyecciones de reducción de precipitación del 10–20 % para 2050 en la costa peruana. Al reducir la incertidumbre, se incrementa la resiliencia hídrica de la región frente a eventos de sequía prolongada y a la creciente demanda por expansión agrícola y urbana.

REFERENCIAS

- Brown, C. M., Wheeler, S. A., & Huxley, D. (2023). Robust water allocation under deep uncertainty: Application of minimax regret in semi-arid Australia. *Journal of Hydrology*, 617, 128986. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.128986>
- Del Giudice, D., Albert, C., & Rieckermann, J. (2022). Bayesian uncertainty assessment in hydrological modeling: A review and case study. *Water*, 14(3), 392. <https://doi.org/10.3390/w14030392>
- Ferrari, R. (2015). *Writing narrative style literature reviews*. European Medical Writers Association, 24(4), 230-235.
- Guzmán, C. D., & Ventura, K. R. (2020). Baseflow recession analysis in a data-scarce Andean catchment. *Hydrological Sciences Journal*, 65(12), 2087-2102. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1768203>
- Kavetski, D., Franks, S. W., & Kuczera, G. (2018). Confronting input uncertainty in environmental modelling. En Q. Duan, H. V. Gupta, S. Sorooshian, A. N. Rousseau, & R. Turcotte (Eds.), *Calibration of watershed models* (pp. 49-68). American Geophysical Union. <https://doi.org/10.1029/WS006p0049>
- Klotz, D., Kelleher, C., & Wagener, T. (2021). Out-of-sample validation strategies for hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(4),

- 1-25. <https://doi.org/10.5194/hess-25-1-2021>
- Mendoza, P. A., Clark, M. P., Mizukami, N., McMillan, H., & Hogue, T. S. (2022). Untangling the relative importance of structural and parametric uncertainty in lumped hydrological models. *Water Resources Research*, 58(4), e2021WR031580. <https://doi.org/10.1029/2021WR031580>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pautasso, M. (2021). Ten simple rules for writing a literature review. *PLoS Computational Biology*, 17(7), e1009295. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1009295>
- Poma, L., & Mas-Pla, J. (2023). Hydrogeological heterogeneity in volcanic Andean catchments: Implications for baseflow modelling. *Hydrogeology Journal*, 31(2), 245-262. <https://doi.org/10.1007/s10040-022-02567-8>
- Rangel, L. M., Ortega, A., & Ferré, T. P. A. (2022). Alluvial aquifer thickness estimation from DEM-derived geomorphic indices in semi-arid basins. *Hydrogeology Journal*, 30(5), 1235-1249. <https://doi.org/10.1007/s10040-022-02488-6>
- Refsgaard, J. C., van der Sluijs, J. P., Højberg, A. L., & Vanrolleghem, P. A. (2007). Uncertainty in the environmental modelling process: A framework and guidance. *Environmental Modelling & Software*, 22(11), 1543-1556. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2007.02.004>
- Ritter, A., & Muñoz-Carpena, R. (2013). Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit assessments. *Journal of Hydrology*, 480, 33-45. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.12.004>
- Rodríguez, J. A., Villón, C. M., & Angulo, W. M. (2021). Groundwater depletion trends in the Chancay-Huaral basin, Peru. *Hydrogeology Journal*, 29(8), 2781-2795. <https://doi.org/10.1007/s10040-021-02389-2>
- Saltelli, A., Annoni, P., Azzini, I., Campolongo, F., Ratto, M., & Tarantola, S. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator

- for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181(2), 259-270. <https://doi.org/10.1016/j.cpc.2009.09.018>
- Schoups, G., & Vrugt, J. A. (2010). A formal likelihood function for parameter and predictive inference of hydrologic models. *Water Resources Research*, 46, W12531. <https://doi.org/10.1029/2009WR008933>
- SENAMHI. (2022). Análisis hidrológico de la cuenca Chancay-Huaral (Informe Técnico 2022-05). *Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú*. <http://www.senamhi.gob.pe>
- Smakhtin, V. U. (2001). Low flow hydrology: A review. *Journal of Hydrology*, 240(3-4), 147-186. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00340-1](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00340-1)
- Stewart, R., & Allen, D. M. (2022). Development of a baseflow database for the United States. *Hydrological Sciences Journal*, 67(1), 1-15. <https://doi.org/10.1080/02626667.2021.2008920>
- Tallaksen, L. M. (1995). A review of baseflow recession analysis. *Journal of Hydrology*, 165(1-4), 349-370. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)02592-R](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)02592-R)
- Tapley, B. D., Watkins, M. M., Flechtner, F., Reigber, C., Bettadpur, S., Rodell, M., ... & Wiese, D. N. (2019). Contributions of GRACE to understanding climate change. *Nature Climate Change*, 9(5), 358-369. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0456-2>
- Vrugt, J. A., & Sadegh, M. (2013). Toward diagnostic model calibration and evaluation: Approximate Bayesian computation. *Water Resources Research*, 49(7), 4335-4345. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20354>
- Wahl, K. L., & Wahl, T. L. (2020). Determining streamflow statistics for use in water-resources planning and management. *U.S. Geological Survey Techniques and Methods*, 4-A6. <https://doi.org/10.3133/tm4A6>