

SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERÍA HIDRÁULICA
XXV CONGRESO CHILENO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA

**¿ES EL CAUDAL SUFICIENTE PARA CALIBRAR UN MODELO
HIDROLÓGICO DISTRIBUIDO?**

NICOLÁS VÁSQUEZ¹
NICOLÁS CORTÉS²
PABLO MENDOZA³
EDUARDO MUÑOZ⁴

RESUMEN

En este trabajo, se calibra el modelo distribuido *Variable Infiltration Capacity* (VIC) en la cuenca del río Cautín en Rari-Ruca (región de la Araucanía) considerando una función objetivo que sólo incorpora información de caudal medio diario. Además, se considera la equifinalidad de parámetros, evaluándose el desempeño de los patrones espaciales del modelo VIC para variables estimadas a partir de productos satelitales de evapotranspiración, humedad superficial del suelo, temperatura superficial y cobertura nival. Los resultados muestran que los parámetros calibrados con una función objetivo que sólo incorpora caudal no necesariamente permiten simular adecuadamente otras variables del ciclo hidrológico. Lo anterior se podría mejorar mediante (i) una calibración multiobjetivo o por etapas, aislando procesos en función de la información disponible, y (ii) esquemas de regularización que flexibilicen el comportamiento espacial del modelo. Esto favorece la identificabilidad de parámetros, el testeo de estrategias de calibración, errores estructurales, de forzantes, parametrizaciones, etc. Se recomienda fortalecer la modelación hidrológica con la incorporación de la mayor cantidad de información remota en los procesos de calibración y evaluación de modelos.

¹ Departamento de Ingeniería Civil, FCFM, Universidad de Chile, correo: nicolas.vasquez.pl@uchile.cl.

² Departamento de Ingeniería Civil, FCFM, Universidad de Chile, correo: nicolas.cortes.s@ug.uchile.cl.

³ Departamento de Ingeniería Civil, FCFM, Universidad de Chile. Advanced Mining Technology Center, FCFM, Universidad de Chile, correo: pamendoz@uchile.cl.

⁴ Departamento de Ingeniería Civil, FCFM, Universidad de Chile, correo: eduardo.munoz@uchile.cl.

1. INTRODUCCIÓN

Los modelos hidrológicos representan el ciclo hidrológico de manera simplificada mediante flujos (e.g., evapotranspiración, escorrentía) y variables de estado (e.g., humedad del suelo, intercepción; Liu & Gupta, 2007). Su aplicación requiere de la calibración de parámetros, lo que se realiza normalmente contrastando series de caudales simulados y observados (Grayson et al., 2002) y optimizando alguna función objetivo. No obstante, existen deficiencias al evaluar el desempeño de un modelo mediante la simulación de un solo flujo (Koppa et al., 2019), más aún si ese desempeño se reduce a una sola métrica (Clark et al., 2021). En el caso de los modelos hidrológicos distribuidos, el desafío es aún mayor debido a que su uso requiere información distribuida en el espacio (Reed et al., 2004), lo que aumenta la dimensionalidad del problema (Pokhrel et al., 2008), sin la certeza de que su aplicación resulte mejor que un modelo hidrológico implementado de manera agregada (Beven, 1993, 2001; Reed et al., 2004; Smith et al., 2012).

La incorporación de información adicional en el proceso de calibración y evaluación surge como una alternativa para robustecer el realismo de modelos hidrológicos. Por ejemplo, la incorporación de información proveniente de percepción remota – e.g., cobertura nival (Dong, 2018; Duethmann et al., 2014), humedad del suelo (Koppa et al., 2019; Tong et al., 2020), temperatura superficial (Zink et al., 2018), almacenamientos (Eicker et al., 2014; Rakovec et al., 2016; Ramillien et al., 2008) y evapotranspiración (Dembélé et al., 2020; Dembélé et al., 2020; Demirel et al., 2018) – ha demostrado que los modelos simulan mejor las variables cuando se incorporaran en el proceso de calibración, sin disminuir considerablemente los resultados de caudal. De igual modo, sólo se logra simular el caudal adecuadamente si es incorporado en el procesos de calibración (Koppa et al., 2019).

En este trabajo, se calibra el modelo hidrológico semi-distribuido *Variable Infiltration Capacity* (VIC, Liang et al., 1994) en la cuenca del río Cautín en Rari-Ruca (región de la Araucanía) y se analiza cómo la calibración tradicional (i.e., empleando sólo caudal) impacta la simulación de otras variables relevantes para el ciclo hidrológico. En particular, se analiza la cobertura nival, la temperatura superficial, la humedad superficial de la capa de suelo y la evapotranspiración.

2. ZONA DE ESTUDIO

La cuenca de interés corresponde a río Cautín en Rari-Ruca (CeRR, código BNA 9123001), ubicada en la región de la Araucanía (panel b, Figura 1). Posee una precipitación media anual de 2.723 mm/año, una pendiente media del 15% y la principal cobertura de suelo corresponde a bosque (54%). El clima corresponde a Templado-frío lluvioso con influencia mediterránea (DGA, 2004). La delimitación, así como los atributos de la cuenca, se obtienen de la base de datos CAMELS-CL (Alvarez-Garreton et al., 2018). El régimen hidrológico de la cuenca es pluvial (panel c, Figura 1), aunque en invierno las cumbres más altas (cota máxima igual a 3.090 m s.n.m) reciben nieve (DGA, 2004).

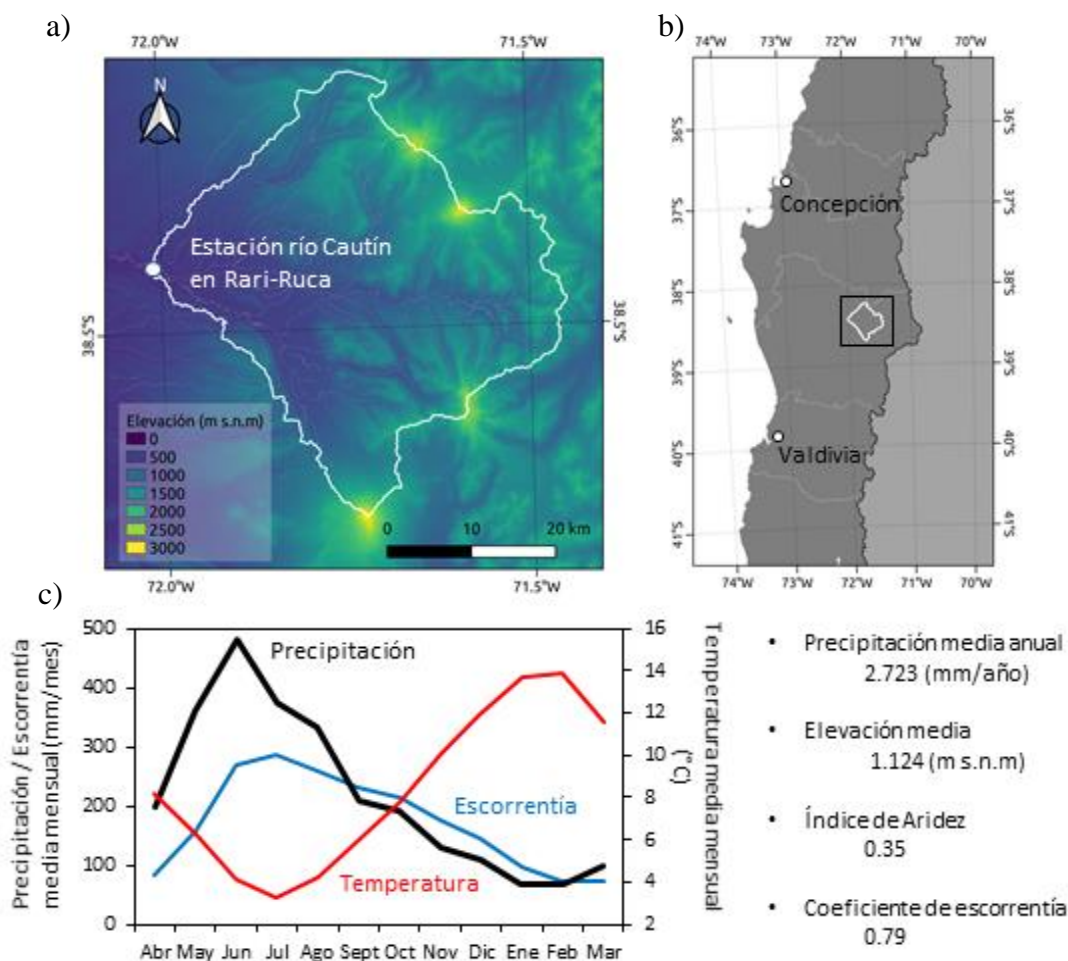


Figura 1: Ubicación de la cuenca río Cautín en Rari-Ruca, junto con el climograma y los principales atributos de la cuenca.

3. METODOLOGÍA

La simulación hidrológica se realiza mediante el modelo VIC (Liang et al., 1994), que corresponde a un modelo semi-distribuido de base física. Los almacenamientos en VIC se simulan mediante la interceptación debido a la presencia de vegetación, la presencia del manto nival, caracterizado mediante el equivalente en agua de nieve (SWE, por sus siglas en inglés), y la humedad del suelo, la cual se distribuye a lo largo de tres capas. La evapotranspiración considera pérdidas por interceptación, evaporación desde las capas de suelo y sublimación desde el manto de nieve, mientras que la escorrentía se genera a partir de la escorrentía en exceso y el flujo base (el que se genera desde la capa más profunda de suelo). Cada unidad de modelación puede ser dividida según distintas coberturas de suelo y bandas de elevación, que permiten considerar variaciones de temperatura del aire en la vertical. La evapotranspiración potencial se corrige para la cobertura de suelo en función del índice de área foliar (LAI, por sus siglas en inglés), el cual se debe calcular para la cobertura de cada celda. Dicha información se extrae del producto satelital MODIS MCD15v6 (*MODIS Collection 6 (C6) LAI/FPAR Product User's Guide*, n.d.).

La representación de la cuenca CeRR en el modelo VIC considera pixeles de $0.05^\circ \times 0.05^\circ$. La cobertura vegetal se extrae del producto satelital MODIS MCD12v6 (Sulla-Menashe & Friedl, 2018). Las propiedades del suelo, tales como cobertura de arcilla y densidad del mismo, se extraen desde SOILGRIDS (Poggio et al., 2021). Las bandas de elevación para cada píxel consideran variaciones cada 200 m, con un máximo de 10 bandas por celda. El datum para las bandas comienza a los 0 m s.n.m y es la misma para todos los pixeles. La temperatura se distribuye en cada banda mediante un gradiente vertical de $-6.5^\circ/\text{km}$, mientras que la precipitación se distribuye en cada banda y para cada píxel mediante regresiones lineales locales entre la elevación y la precipitación media anual obtenida desde el producto CR2MET (DGA, 2017), con el fin de reproducir variaciones no lineales de la precipitación con la elevación. Finalmente, los resultados de escorrentía de cada una de las celdas se rastrean hacia la salida de la cuenca mediante el software MizuRoute (Mizukami et al., 2016), el cual realiza un ruteo hidrológico en las laderas y uno hidráulico en el cauce. En el primer caso, se recurre a la función gamma (con parámetros por defecto), mientras que en el segundo se requiere determinar atributos de los cauces, en particular el número de Manning, que se distribuye en la cuenca según Mendoza et al. (2012).

Las simulaciones con el modelo VIC se ejecutan considerando balances de masa y energía, por lo que se requiere de datos de precipitación, temperatura, viento, presión, humedad relativa y radiación incidente (de onda larga y corta) a escala sub-diaria. Los datos de precipitación diaria y temperatura extremas diarias se obtienen desde el producto CR2MET. Para obtener la distribución sub-diaria de ambas variables se recurre al reanálisis ERA5-Land (Muñoz Sabater, 2019), el cual posee una resolución horizontal de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$. Para pasar a la resolución utilizada por el modelo VIC, los valores de ERA5-Land se interpolan linealmente a la resolución de 0.05° mediante el software GRASS (GRASS Development Team, 2019). La humedad relativa, la radiación de onda corta incidente y la presión atmosférica se extraen directamente desde el reanálisis ERA5-Land. La radiación de onda larga se obtiene a partir de la temperatura del aire y de relaciones empíricas propuestas por Iziomon et al. (2003) y Lhomme et al. (2007).

Para evaluar el desempeño del modelo, se recurre a productos satelitales de temperatura superficial (LST, Wan et al., 1999), fracción de cobertura nival (fSCA, Hall & Riggs, 2007), humedad superficial del suelo (SM, Dorigo et al., 2017; Gruber et al., 2019) y evapotranspiración (ET, Mu et al., 2011). Debido a que estos productos presentan sesgos, se comparan las variables estandarizadas para evaluar el desempeño del modelo VIC, en particular para representar adecuadamente los patrones espaciales.

El algoritmo de calibración es el *Shuffled Complex Evolution* (SCE, Duan et al., 1992), mientras que la función objetivo corresponde a la eficiencia de Kling-Gupta (Ec. (1), Kling et al., 2012).

$$KGE = 1 - \sqrt{(1 - \alpha)^2 + (1 - \beta)^2 + (1 - r)^2} \quad (1)$$

Donde $\alpha = CV_s/CV_o$, con CV el coeficiente de variación, r corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y $\beta = \mu_s/\mu_o$, donde μ es la media temporal y los subíndices s y o hacer referencia a los montos simulados y observados, respectivamente. Para considerar la

equifinalidad de parámetros (Beven, 2006; Beven & Binley, 1992), se consideran parámetros “equifinales” (θ^*) aquellos que cumpla con los requisitos planteados en Ec. (2).

$$\theta^* \in \{ \theta | KGE > (KGE_c^{max} - \Delta KGE) \ \& \ 0.95 \leq \beta \leq 1.05 \ \& \ KGE_e > 0.75 \} \quad (2)$$

Donde c y e hacen referencia al período de calibración y evaluación, respectivamente. $\Delta KGE = 0.01$. La simulación considera 9 años de calentamiento (1981-1990), 18 de calibración (2000-2018) y 10 de evaluación (1990-2000).

4. RESULTADOS

El KGE máximo de calibración (2000-2018) corresponde 0,77 ($KGE_e \sim 0.76$), siendo el factor que disminuye el valor el coeficiente r . Considerando equifinalidad y las condiciones expuestas en Ec. (2), se obtienen 23 sets de parámetros, para los cuales se obtiene la serie de tiempo, la curva de variación estacional y la curva de duración (Figura 2).

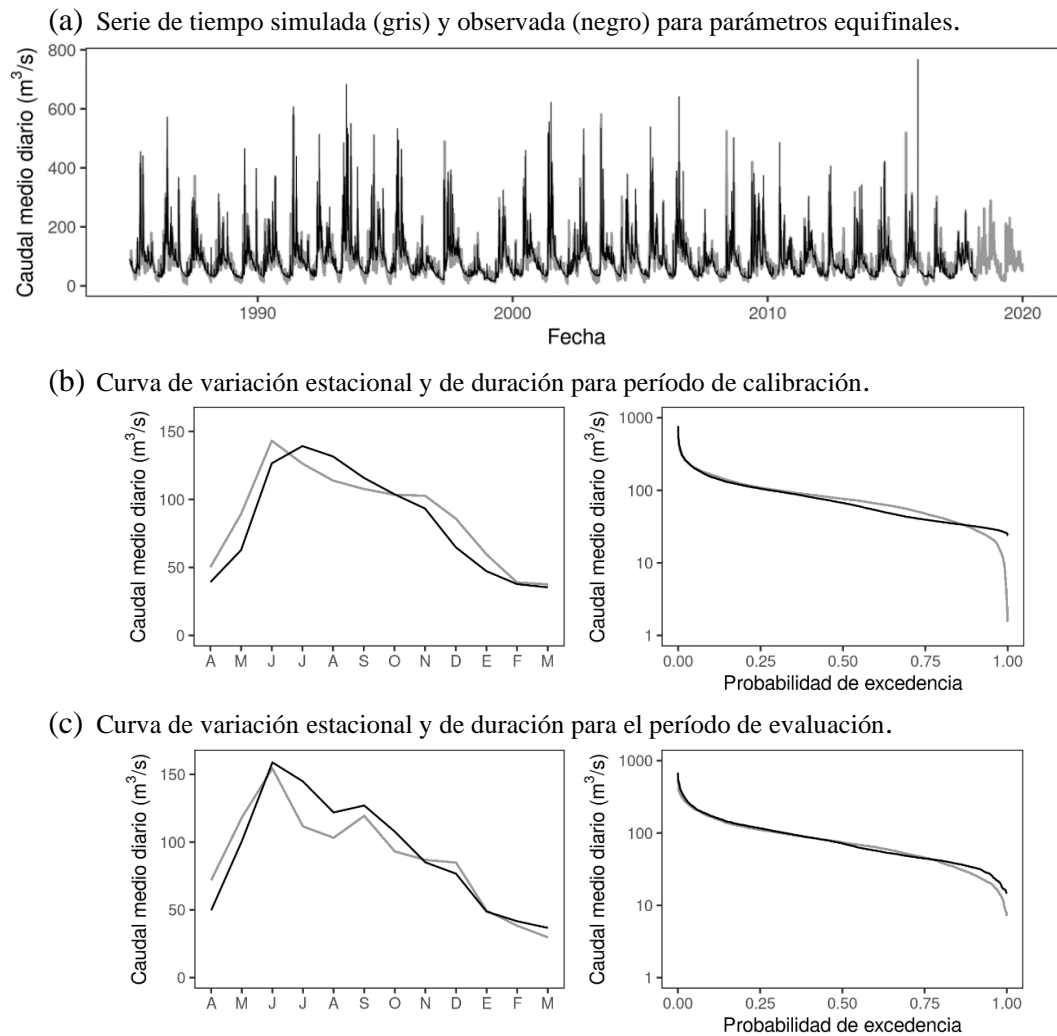


Figura 2: Simulación de caudal (panel superior), CVE y CD para período de calibración (panel central) y evaluación (panel inferior).

En general, el modelo logra representar la variación estacional, aunque los caudales bajos se encuentran subestimados (curva de duración). Posteriormente, para cada uno de los sets de parámetros, y para cada uno de los píxeles simulados, se obtienen las series estandarizadas simuladas con VIC, las que se contrastan con productos de percepción remota. La comparación se realiza mediante el índice KGE para el período de calibración. En la Figura 3 se muestra un pixel en cada caja (i.e., el eje x corresponde a ID pixel), y la variación de cada caja está dada por los distintos sets de parámetros. Para facilitar la comprensión, el límite inferior del eje y se fijó en -5. A partir de la figura, es posible apreciar que existe una dispersión entre set de parámetros y para cada píxel que supera incluso las tres unidades de KGE. Lo anterior da cuenta de la escasa influencia que tiene el caudal al momento de representar otros flujos y variables del ciclo hidrológico. Esta conclusión es equivalente para la evapotranspiración, la humedad del suelo y la temperatura superficial. En el caso de la cobertura nival, los parámetros que influyen su comportamiento no fueron calibrados (solo se calibraron parámetros de suelo, nieve en total), lo que repercute en la escasa dispersión de los resultados. Adicionalmente, para evitar la influencia de valores nulos, el RMSE se calcula para la cobertura nival entre los meses de abril y diciembre, excluyendo el verano. No obstante, es posible verificar que el error cuadrático medio (RMSE, expresado en unidades de fracción de área del pixel) tiene errores medios que superan la mitad del área del pixel ($RMSE > 0,5$). Esto explicaría la dificultad del algoritmo de calibración para ajustar adecuadamente el coeficiente temporal r (el valor óptimo es $r = 1$). En consecuencia, para mejorar los resultados del proceso de calibración, se podría comenzar calibrando los parámetros asociados a procesos nivales.

Al separar las métricas de eficiencia para cada set de parámetros, se observa que hay sets de parámetros que son mejores que otros para representar otras variables que no sean caudal. En la Figura 4 se muestran las curvas de probabilidad acumulada para la evapotranspiración, la humedad del suelo y la temperatura superficial (la cobertura nival se evita pues su comportamiento no presenta dispersión entre los parámetros calibrados). En dicho gráfico, el “mejor” set de parámetros se define como la curva que se encuentra más cercana a la vertical $KGE = 1$. Es posible notar que la humedad del suelo presenta una mayor dispersión respecto a ET y LST, lo que se explicaría debido a que SM se ve influenciado tanto por la escorrentía como por la evapotranspiración. En general, cerca del 50% de los píxeles posee valores de KGE (según variables estandarizadas) cercanos o mayores a cero.

Al analizar cada pixel por separado, es posible obtener la mejor métrica de eficiencia para cada una de las variables. En la Figura 5 se presenta la distribución espacial de la mejor métrica de eficiencia, por lo que cada pixel considera un set de parámetros distintos. En el caso de la humedad del suelo superficial y la temperatura del suelo, es posible obtener valores razonables ($KGE > 0.5$) mientras que, en el caso de la evapotranspiración, los resultados son menos optimistas, aunque el mejor índice KGE es mayor a cero para prácticamente todas las celdas simuladas. Respecto al fSCA, los resultados son mejores en los sectores altos (ver Figura 1). Sin embargo, en sectores bajos de la cuenca, donde imperan los bosques, podrían existir errores asociados a la cobertura nival. No obstante, la calibración de parámetros nivales podría mejorar este aspecto, aunque dicha calibración concentraría todas las incertidumbres asociadas al proceso nival y, en consecuencia, podría desvirtuar el sentido de los parámetros.

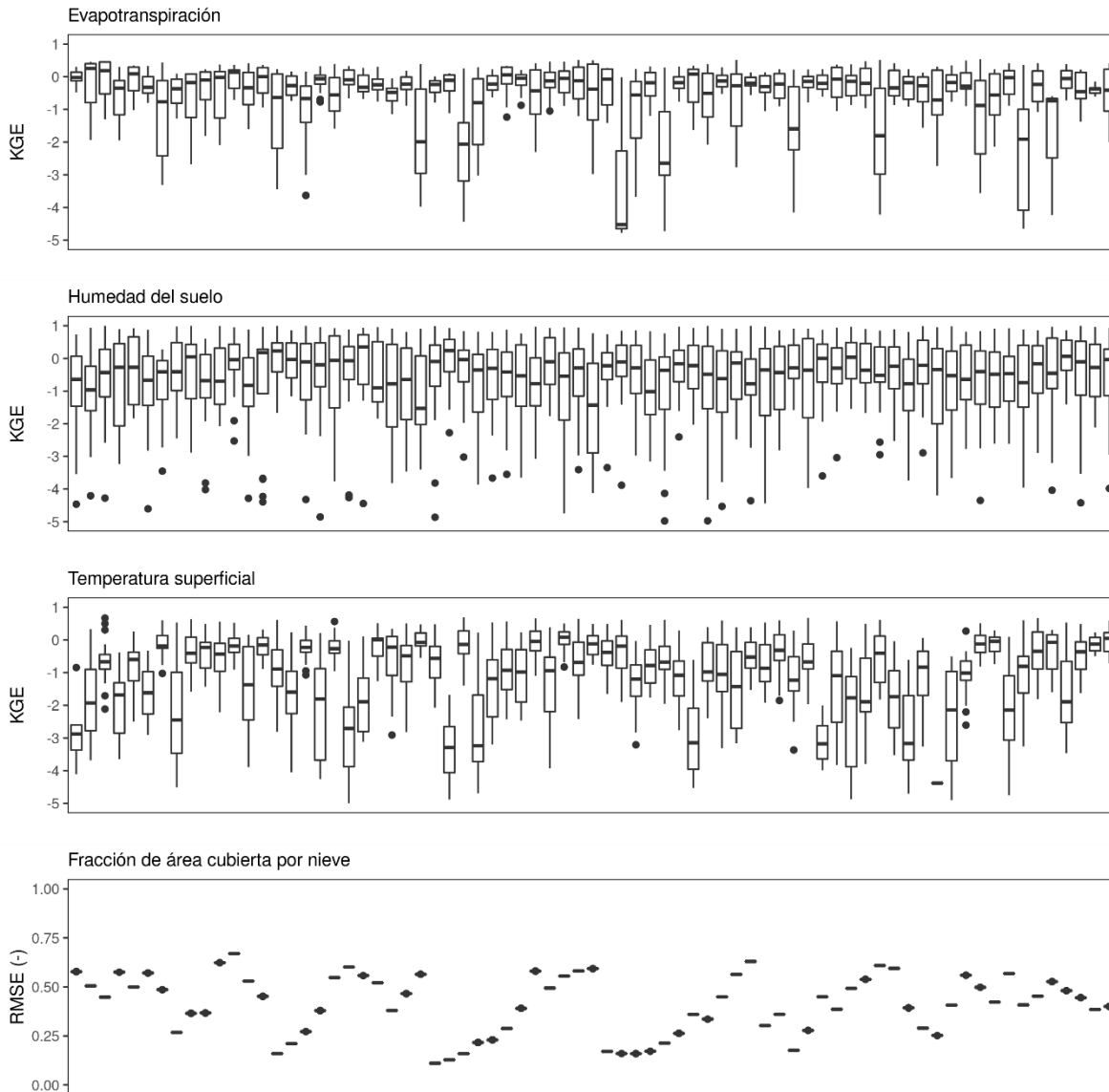


Figura 3: KGE obtenido a partir de variables estandarizadas. Cada caja representa un pixel.

Los resultados muestran que, si se aísla el resultado para cada pixel, es posible obtener resultados razonables en las variables consideradas en este análisis (ET, fSCA, LST y SM). Sin embargo, la distribución espacial de los parámetros no tendría sentido físico. En consecuencia, obtener con un único set de parámetros que reproduzca satisfactoriamente diversas variables de manera simultánea es un desafío pendiente, lo que podría lograrse mediante el uso de técnicas de regularización de parámetros, aunque dichas técnicas no están exentas de arbitrariedades.

Los resultados presentados en este trabajo subestiman la capacidad del modelo VIC para simular variables de manera simultánea, pues los parámetros se encuentran definidos solamente en función del caudal, y no de otras variables. Una alternativa corresponde calibrar el modelo con funciones multiobjetivo.

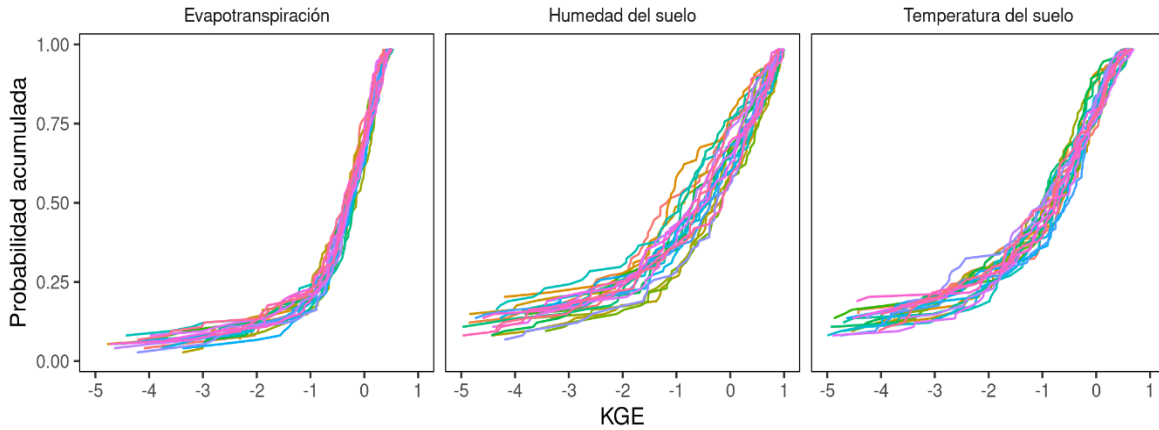


Figura 4: Curvas de probabilidad acumuladas para cada set de parámetros según series estandarizadas. El eje horizontal se encuentra truncado en $KGE=-5$.

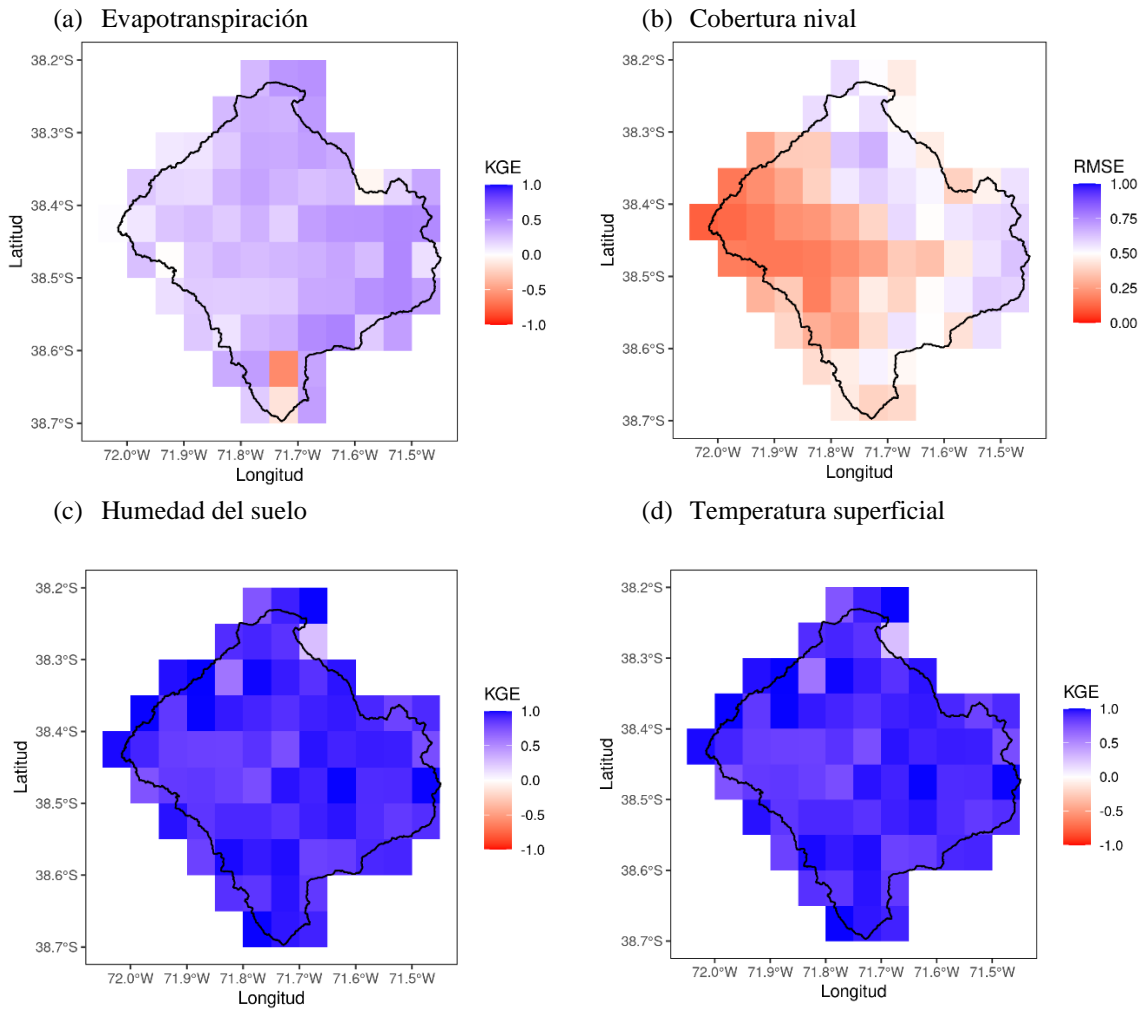


Figura 5: Mejor métrica para cada pixel. Cada pixel considera un set de parámetros distintos. Valores obtenidos a partir de variables estandarizadas.

5. RESUMEN Y CONCLUSIONES

En este trabajo, se utiliza el modelo VIC para simular la escorrentía a la salida de la cuenca del río Cautín en Rari-Ruca. Los parámetros se calibran mediante el algoritmo SCE-UA considerando como función objetivo el KGE y el caudal medio diario. Adicionalmente, se incorpora la equifinalidad de parámetros, los que se evalúan en función de fSCA, LST, ET y SM (variables estandarizadas). Los resultados muestran lo siguiente:

- Una calibración que considere solamente el caudal no asegura, necesariamente, buenos resultados en otras variables del ciclo hidrológico. Esto implicaría que los parámetros calibrados estarían compensando deficiencias estructurales, paramétricas, forzantes, etc.
- Los sets de parámetros “equifinales” muestran una mayor dispersión para SM, lo que podría explicarse por la dependencia de SM frente a la escorrentía y a ET.
- Es posible encontrar valores de parámetros que permitan mejorar los resultados en cada pixel de manera individual, lo que implica posibles incongruencias en la distribución espacial de parámetros. En consecuencia, se debe recurrir a esquemas de regularización que permitan flexibilizar el comportamiento espacial del modelo.
- Los modelos distribuidos incorporan una mayor cantidad de unidades de simulación y, en el caso de los modelos de base física, una mayor cantidad de parametrizaciones y procesos. Este aumento en complejidad debe estar acompañado con una mayor cantidad de información que sustente el incremento en complejidad.

Finalmente, se concluye que el uso exclusivo de caudal para calibrar los parámetros de un modelo hidrológico distribuido es insuficiente para representar adecuadamente flujos y variables de estado. Se sugiere el uso de fuentes adicionales de información que permitan el uso de funciones multiobjetivo ó una calibración secuencial. Respecto al uso de productos satelitales, su uso no es directo debido a sesgos presentes en sus estimaciones, por lo que se recomienda el uso de métricas insesgadas o variables estandarizadas (o adimensionales).

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el financiamiento entregado por el Fondecyt de iniciación N°11200142.

REFERENCIAS

- Alvarez-Garretón, C., Mendoza, P. A., Pablo Boisier, J., Addor, N., Galleguillos, M., Zambrano-Bigiarini, M., Lara, A., Puelma, C., Cortes, G., Garreaud, R., McPhee, J., & Ayala, A. (2018). The CAMELS-CL dataset: Catchment attributes and meteorology for large sample studies-Chile dataset. *Hydrology and Earth System Sciences*. <https://doi.org/10.5194/hess-22-5817-2018>
- Beven, K. (1993). Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Advances in Water Resources*. [https://doi.org/10.1016/0309-1708\(93\)90028-E](https://doi.org/10.1016/0309-1708(93)90028-E)
- Beven, K. (2001). How far can we go in distributed hydrological modelling? *Hydrology and Earth System Sciences*. <https://doi.org/10.5194/hess-5-1-2001>
- Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*.

- <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.007>
- Beven, K., & Binley, A. (1992). The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360060305>
- Clark, M. P., Vogel, R. M., Lamontagne, J. R., Mizukami, N., Knoben, W. J. M., Tang, G., Gharari, S., Freer, J. E., Whitfield, P. H., Shook, K., & Papalexioiu, S. (2021). The abuse of popular performance metrics in hydrologic modeling. *Water Resources Research*, e2020WR029001. <https://doi.org/10.1029/2020WR029001>
- Dembélé, M., Ceperley, N., Zwart, S. J., Salvatore, E., Mariethoz, G., & Schaefli, B. (2020). Potential of satellite and reanalysis evaporation datasets for hydrological modelling under various model calibration strategies. *Advances in Water Resources*. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2020.103667>
- Dembélé, M., Hrachowitz, M., Savenije, H. H. G., Mariéthoz, G., & Schaefli, B. (2020). Improving the Predictive Skill of a Distributed Hydrological Model by Calibration on Spatial Patterns With Multiple Satellite Data Sets. *Water Resources Research*. <https://doi.org/10.1029/2019WR026085>
- Demirel, M. C., Mai, J., Mendiguren, G., Koch, J., Samaniego, L., & Stisen, S. (2018). Combining satellite data and appropriate objective functions for improved spatial pattern performance of a distributed hydrologic model. *Hydrology and Earth System Sciences*. <https://doi.org/10.5194/hess-22-1299-2018>
- DGA. (2004). *Diagnóstico y clasificación de los cursos y cuerpos de agua según objetivos de calidad: Cuenca del río Imperial*.
- DGA. (2017). *Actualización del Balance Hídrico Nacional, SIT N° 417*.
- Dong, C. (2018). Remote sensing, hydrological modeling and in situ observations in snow cover research: A review. *Journal of Hydrology*, 561, 573–583. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2018.04.027>
- Dorigo, W., Wagner, W., Albergel, C., Albrecht, F., Balsamo, G., Brocca, L., Chung, D., Ertl, M., Forkel, M., Gruber, A., Haas, E., Hamer, P. D., Hirschi, M., Ikonen, J., de Jeu, R., Kidd, R., Lahoz, W., Liu, Y. Y., Miralles, D., ... Lecomte, P. (2017). ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the art and future directions. *Remote Sensing of Environment*, 203, 185–215. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2017.07.001>
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*. <https://doi.org/10.1029/91WR02985>
- Duethmann, D., Peters, J., Blume, T., Vorogushyn, S., & Güntner, A. (2014). The value of satellite-derived snow cover images for calibrating a hydrological model in snow-dominated catchments in Central Asia. *Water Resources Research*, 50(3), 2002–2021. <https://doi.org/10.1002/2013WR014382>
- Eicker, A., Schumacher, M., rgen Kusche, J., Döll, P., Müller Schmied, H., Eicker, A., Schumacher, Á J Kusche, Á. M., Schumacher, M., Kusche, J., Döll Á M Schmied, P. H., & Schmied, H. M. (2014). *Calibration/Data Assimilation Approach for Integrating GRACE Data into the WaterGAP Global Hydrology Model (WGHM) Using an Ensemble Kalman Filter: First Results*. 35, 1285–1309. <https://doi.org/10.1007/s10712-014-9309-8>
- GRASS Development Team. (2019). *Geographic Resources Analysis Support System (GRASS) Software, Version 7.6. Open Source Geospatial Foundation*. <https://grass.osgeo.org>
- Grayson, R. B., Blöschl, G., Western, A. W., & McMahon, T. A. (2002). Advances in the use of observed spatial patterns of catchment hydrological response. *Advances in Water Resources*, 25(8–12), 1313–1334. [https://doi.org/10.1016/S0309-1708\(02\)00060-X](https://doi.org/10.1016/S0309-1708(02)00060-X)
- Gruber, A., Scanlon, T., Van Der Schalie, R., Wagner, W., & Dorigo, W. (2019). Evolution of the ESA CCI Soil Moisture climate data records and their underlying merging methodology. *Earth System Science Data*, 11(2), 717–739. <https://doi.org/10.5194/essd-11-717-2019>
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared

- error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1–2), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Hall, D. K., & Riggs, G. A. (2007). Accuracy assessment of the MODIS snow products. *Hydrological Processes*, 21(12), 1534–1547. <https://doi.org/10.1002/hyp.6715>
- Iziomon, M. G., Mayer, H., & Matzarakis, A. (2003). Downward atmospheric longwave irradiance under clear and cloudy skies: Measurement and parameterization. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 65(10), 1107–1116. <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2003.07.007>
- Kling, H., Fuchs, M., & Paulin, M. (2012). Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. *Journal of Hydrology*, 424–425, 264–277. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2012.01.011>
- Koppa, A., Gebremichael, M., & Yeh, W. W. G. (2019). Multivariate calibration of large scale hydrologic models: The necessity and value of a Pareto optimal approach. *Advances in Water Resources*. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.06.005>
- Lhomme, J. P., Vacher, J. J., & Rocheteau, A. (2007). Estimating downward long-wave radiation on the Andean Altiplano. *Agricultural and Forest Meteorology*, 145(3–4), 139–148. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.04.007>
- Liang, X., Lettenmaier, D. P., Wood, E. F., & Burges, S. J. (1994). A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. *Journal of Geophysical Research*. <https://doi.org/10.1029/94jd00483>
- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resources Research*, 43(7), 7401. <https://doi.org/10.1029/2006WR005756>
- Mendoza, P. A., McPhee, J., & Vargas, X. (2012). Uncertainty in flood forecasting: A distributed modeling approach in a sparse data catchment. *Water Resources Research*, 48(9). <https://doi.org/10.1029/2011WR011089>
- Mizukami, N., Clark, M. P., Sampson, K., Nijssen, B., Mao, Y., McMillan, H., Viger, R. J., Markstrom, S. L., Hay, L. E., Woods, R., Arnold, J. R., & Brekke, L. D. (2016). MizuRoute version 1: A river network routing tool for a continental domain water resources applications. *Geoscientific Model Development*, 9(6), 2223–2228. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-2223-2016>
- MODIS Collection 6 (C6) LAI/FPAR Product User's Guide. (n.d.). Retrieved May 5, 2021, from http://modis.gsfc.nasa.gov/data/atbd/atbd_mod15.pdf
- Mu, Q., Zhao, M., & Running, S. W. (2011). Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 115(8), 1781–1800. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.019>
- Muñoz Sabater, J. (2019). ERA5-Land hourly data from 1981 to present. In *Climate Data Store*.
- Poggio, L., De Sousa, L. M., Batjes, N. H., Heuvelink, G. B. M., Kempen, B., Ribeiro, E., & Rossiter, D. (2021). SoilGrids 2.0: Producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. *SOIL*, 7(1), 217–240. <https://doi.org/10.5194/SOIL-7-217-2021>
- Pokhrel, P., Gupta, H. V., & Wagener, T. (2008). A spatial regularization approach to parameter estimation for a distributed watershed model. *Water Resources Research*. <https://doi.org/10.1029/2007WR006615>
- Rakovec, O., Kumar, R., Attinger, S., & Samaniego, L. (2016). Improving the realism of hydrologic model functioning through multivariate parameter estimation. *Water Resources Research*, 52(10), 7779–7792. <https://doi.org/10.1002/2016WR019430>
- Ramillien, G., Famiglietti, J. S., & Wahr, J. (2008). Detection of Continental Hydrology and Glaciology Signals from GRACE: A Review. *Surveys in Geophysics* 2008 29:4, 29(4), 361–374. <https://doi.org/10.1007/S10712-008-9048-9>
- Reed, S., Koren, V., Smith, M., Zhang, Z., Moreda, F., & Seo, D. J. (2004). Overall distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrology*, 298(1–4), 27–60. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2004.03.031>
- Smith, M. B., Koren, V., Zhang, Z., Zhang, Y., Reed, S. M., Cui, Z., Moreda, F., Cosgrove, B. A.,

- Mizukami, N., & Anderson, E. A. (2012). Results of the DMIP 2 Oklahoma experiments. *Journal of Hydrology*, 418–419, 17–48. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2011.08.056>
- Sulla-Menashe, D., & Friedl, M. A. (2018). *User Guide to Collection 6 MODIS Land Cover (MCD12Q1 and MCD12C1) Product*. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD12Q1>
- Tong, R., Parajka, J., Salentinig, A., Pfeil, I., Komma, J., Széles, B., Kubáň, M., Valent, P., Vreugdenhil, M., Wagner, W., & Blöschl, G. (2020). The value of ASCAT soil moisture and MODIS snow cover data for calibrating a conceptual hydrologic model. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*. <https://doi.org/10.5194/hess-2020-436>
- Wan, Z.; Hook, S.; Hulley, G. (1999). *MOD11A1 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Daily L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]*. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <https://lpdaac.usgs.gov/products/mod11a1v006/>
- Zink, M., Mai, J., Cuntz, M., & Samaniego, L. (2018). Conditioning a Hydrologic Model Using Patterns of Remotely Sensed Land Surface Temperature. *Water Resources Research*, 54(4), 2976–2998. <https://doi.org/10.1002/2017WR021346>