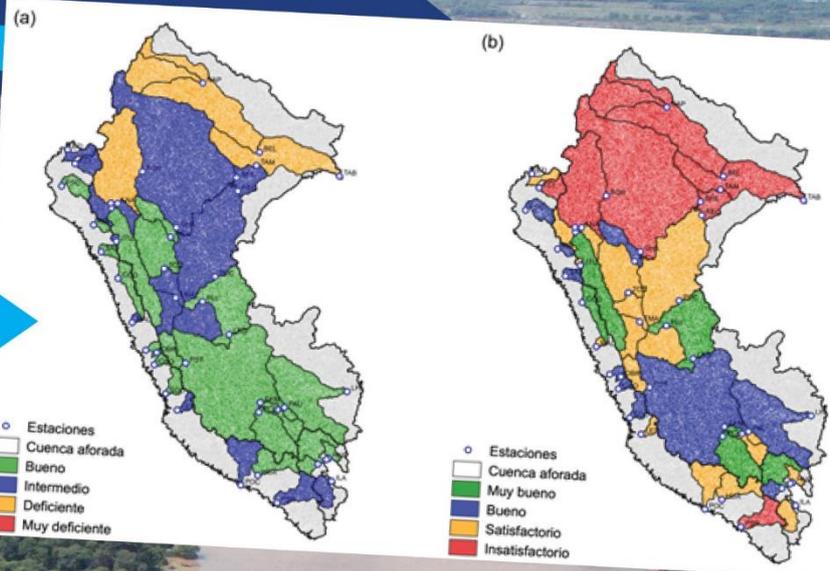
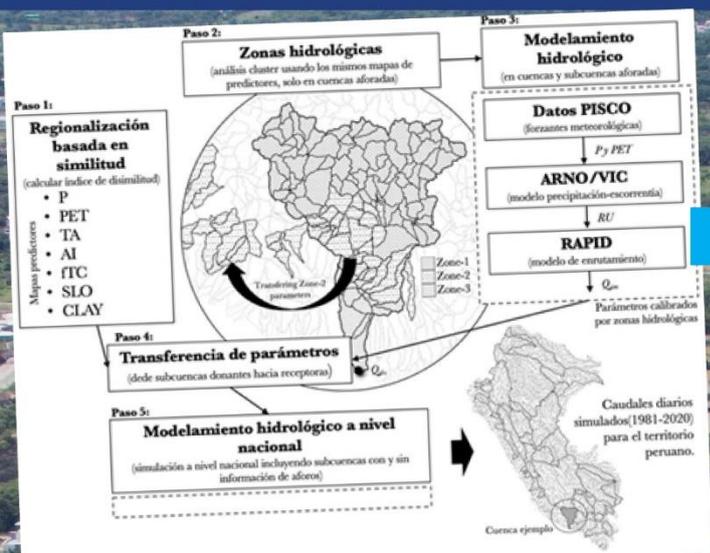


# ESTUDIO DE MODELAMIENTO HIDROLÓGICO A PASO DIARIO A NIVEL NACIONAL PARA EL MONITOREO DE POTENCIALES INUNDACIONES

## ESTUDIO FINAL



**Citar:**

**Llauca H.** (2021), *Estudio de modelamiento hidrológico a paso diario a nivel nacional para el monitoreo de potenciales inundaciones*. Estudio Final. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú –SENAMHI. <https://hdl.handle.net/20.500.12542/1777>

**ESTUDIO DE MODELAMIENTO  
HIDROLÓGICO A PASO DIARIO A NIVEL  
NACIONAL PARA EL MONITOREO DE  
POTENCIALES INUNDACIONES**





## DIRECTORIO

PhD. Patricio Alonso Valderrama Murillo  
PRESIDENTE EJECUTIVO DEL SENAMHI

Ing. Oscar Gustavo Felipe Obando  
DIRECTOR DE HIDROLOGÍA DEL SENAMHI

PhD. Waldo Sven Lavado Casimiro  
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS E INVESTIGACIONES HIDROLÓGICAS DEL  
SENAMHI

Elaborado por:

**Harold Llauca Soto, MSc.**

*Especialista en Hidrología*

[hllauca@senamhi.gob.pe](mailto:hllauca@senamhi.gob.pe)

Revisado por:

**Waldo Lavado Casimiro, PhD.**

*Subdirector de Estudios e Investigaciones Hidrológicas*

[wlavado@senamhi.gob.pe](mailto:wlavado@senamhi.gob.pe)

## Contenido

	<b>Pág.</b>
Resumen.....	7
I. Introducción .....	8
II. Datos y métodos.....	8
2.1. Dominio de estudio .....	8
2.2. Datos .....	10
a. Producto PISCO .....	10
b. Caudales medios diarios .....	10
c. Predictores de similitud.....	11
2.3. Enfoque de regionalización a nivel nacional .....	12
2.4. Modelamiento hidrológico .....	13
III. Resultados y discusión.....	16
3.1. Selección de subcuencas donantes y receptoras.....	16
3.2. Evaluación del desempeño del modelo.....	17
3.3. Simulación de caudales diarios a nivel nacional.....	20
IV. Conclusiones .....	21
V. Referencias bibliográficas .....	22

## Índice de figuras

	<i><b>Pág.</b></i>
<b>Figura 1.</b> (a) Dominio de estudio y estaciones hidrométricas seleccionadas en las vertientes del Pacífico, Atlántico y Lago Titicaca. Detalle de (b) subcuencas y (c) red hidrográfica utilizada para la modelación hidrológica a nivel nacional...	9
<b>Figura 2.</b> Marco para la simulación de descargas diarias a nivel nacional. ....	12
<b>Figura 3.</b> Estructura del modelo ARNO/VIC. Adaptado de Clark et al. (2008). ....	14
<b>Figura 4.</b> Características climáticas y fisiográficas, zonas de parámetros, subcuencas donantes y receptoras identificadas a nivel nacional. ....	17
<b>Figura 5.</b> (a-d) Métricas estadísticas para realizar el modelo hidrológico a nivel nacional durante la calibración, la validación y el período total. ....	19
<b>Figura 6.</b> Calificaciones cualitativas de la simulación de caudal diario en captaciones calibradas en todo el dominio de estudio basadas en (a) caudales altos y (b) énfasis de caudal general. ....	20

## Índice de tablas

	<i><b>Pág.</b></i>
<b>Tabla 1.</b> Estaciones hidrométricas seleccionadas para la modelación hidrológica a nivel nacional. La cobertura de datos [%] se considera desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020. ....	11
<b>Tabla 2.</b> Características climáticas y fisiográficas seleccionadas para cuantificar la similitud entre cuencas.....	12
<b>Tabla 3.</b> Parámetros del modelo ARNO/VIC y límites superior e inferior definidos. Adaptado de Lane et al. (2019). ....	15
<b>Tabla 4.</b> Métricas estadísticas y sus correspondientes ecuaciones utilizadas para evaluar el desempeño hidrológico del modelo ARNO / VIC + RAPID. ....	16

# ESTUDIO DE MODELAMIENTO HIDROLÓGICO A PASO DIARIO A NIVEL NACIONAL PARA EL MONITOREO DE POTENCIALES INUNDACIONES

## Resumen

Las inundaciones son uno de los desastres naturales más recurrentes en el Perú que afectan la salud y causan graves daños a la propiedad pública y privada. Las amenazas de datos hidrológicos en todo el territorio peruano aumentan la urgente necesidad de desarrollar herramientas para el monitoreo y pronóstico de los caudales. En ese sentido, este trabajo tiene como objetivo evaluar el desempeño de un modelo hidrológico conceptual diario a nivel nacional utilizando un enfoque de regionalización basado en similitudes para estimar descargas en cuencas no calibradas. En este artículo, usamos el conjunto de datos PISCO como entradas meteorológicas para el modelo acoplado ARNO/VIC+RAPID para simular descargas diarias a través de una densa red fluvial en el dominio de estudio desde el 1 de enero de 1981 al 31 de marzo de 2020. Realizamos un análisis de similitudes enfoque de regionalización basado en siete condiciones climáticas y fisiográficas y un esquema de análisis de conglomerados para identificar 122 zonas diferentes para transferir los parámetros del modelo calibrado de los donantes a las subcuencas receptoras. Las simulaciones del modelo muestran un buen desempeño en una gran parte del dominio de estudio con  $KGE \geq 0,75$  y  $NSE_{\text{sqrt}} \geq 0,65$ ,  $MARE \leq 2$  y  $-25\% \leq PBIAS \leq 25\%$ . Es la primera vez que se desarrollan simulaciones diarias de caudal en todo el territorio peruano con fines operativos de apoyo.

**Palabras clave:** PISCO; inundaciones; regionalización hidrológica; modelación hidrológica.

## I. Introducción

Las inundaciones son uno de los desastres naturales más frecuentes en el Perú y generan anualmente grandes impactos a la salud, la propiedad y la economía (Huggel *et al.*, 2015). En sentido, existe la urgente necesidad de contar con herramientas que den soporte a su monitoreo y previsión; sin embargo, la implementación de un sistema de alerta frente a inundaciones se encuentra limitada por la baja densidad de estaciones hidrométricas a lo largo del territorio nacional. En ese contexto, el desarrollo de modelos hidrológicos y la aplicación de técnicas de regionalización hidrológica permitirían simular caudales sobre la extensa red hídrica nacional, evaluar la hidrología de cuencas con escasa información, y dar soporte a la gestión de peligros hidrológicos (Kauffeldt *et al.*, 2016; Bezak *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2020).

Las aplicaciones hidrológicas a escalas regionales, continentales y globales, se realizan comúnmente empleando modelos de superficie terrestre (MST). Sin embargo, los MST requieren de una gran cantidad de datos de entrada y altos recursos computacionales (Rodríguez and Tomasella, 2016), por lo que la aplicación de modelos hidrológicos conceptuales (MHC) en grandes escalas cobra relevancia por su bajo costo computacional. Los MHC se aplican comúnmente de forma concentrada para transformar la precipitación en escorrentía a la salida de la cuenca, por lo que las aplicaciones semidistribuidas de los MHC requieren de acoplar modelos de tránsito hidrológico (MTH) para simular descargas sobre toda la red hídrica de la cuenca. En la actualidad existe una amplia gama de MTH aplicados a grandes escalas (David *et al.*, 2011b; Mizukami *et al.*, 2016; Piccolroaz *et al.*, 2016; Paul *et al.*, 2018) que permiten transitar ondas de crecidas en miles de tramos de río de manera simultánea y óptima.

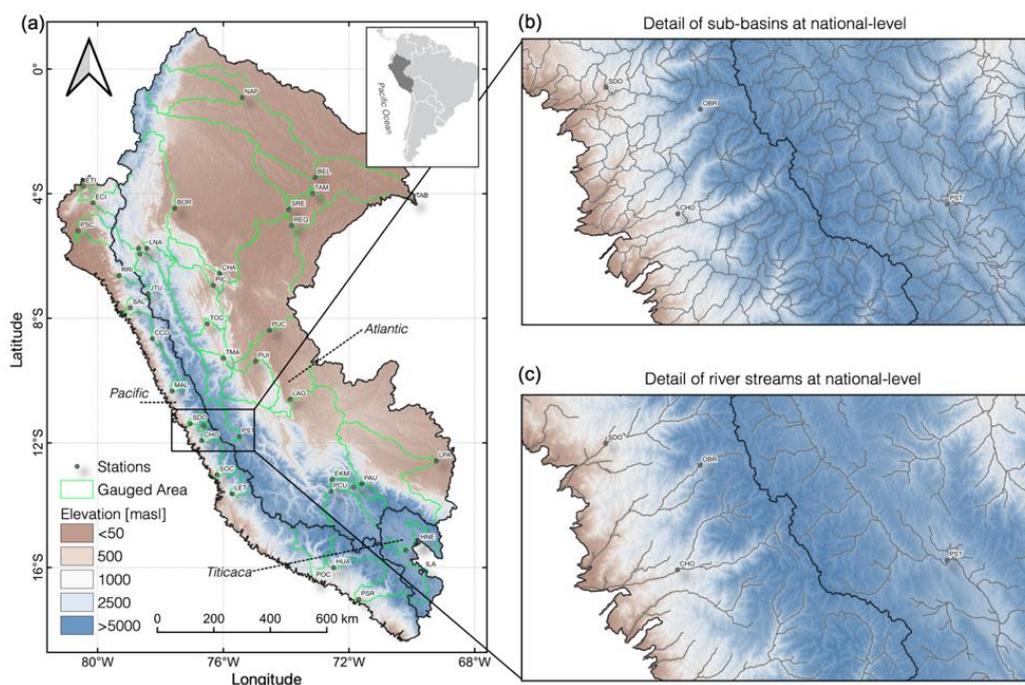
Este trabajo tiene como objetivo evaluar el desempeño hidrológico de un modelo hidrológico a paso diario aplicado a nivel nacional. Para ello, se utiliza un enfoque de regionalización basada en la similitud física para identificar subcuencas donantes y receptoras de parámetros. Además, se emplea un modelo hidrológico conceptual para la transformación precipitación-escorrentía, y un modelo de tránsito hidrológico para simular caudales diarios en toda la red hídrica desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020. Finalmente, se introduce un nuevo producto hidrológico en Perú para proporcionar información continua de caudales diarios, y dar soporte a la gestión del riesgo de desastres ante potenciales inundaciones a nivel nacional.

## II. Datos y métodos

### 2.1. Dominio de estudio

El Perú está ubicado en la costa oeste de Sudamérica. Tiene una superficie de 1.285.220 km<sup>2</sup> y una población aproximada de 32,5 millones de habitantes. Limita al oeste con el Océano Pacífico, al norte con Ecuador y Colombia, y al sureste con Brasil, Bolivia y Chile. La presencia de la cordillera de los Andes en el territorio peruano genera variabilidad hidroclimática en las vertientes del Pacífico, Atlántico y Lago Titicaca

(Autoridad Nacional del Agua, 2013). Las precipitaciones en el Perú son muy variables tanto en el espacio como en el tiempo (Zubieta *et al.*, 2017) debido a que Los Andes atrapan la humedad atmosférica del Atlántico produciendo altas tasas de precipitación sobre la región andino-amazónica y escasas precipitaciones en la costa (Lavado Casimiro *et al.*, 2011). Las tasas máximas de precipitación ocurren entre noviembre y marzo. La vertiente del Pacífico se caracteriza por condiciones áridas (<~ 150 mm/año) en la costa y condiciones semiáridas (<~ 400 mm/año) en el flanco occidental de Los Andes (Rau *et al.*, 2019). Acorde a (Aybar *et al.*, 2020), las vertientes del Atlántico y Titicaca presentan condiciones húmedas en el flanco oriental de Los Andes (~ 1100 mm/año), la transición Andes-Amazonas (~ 3200 mm/año) y la llanura amazónica (~ 2550 mm/año). Las fluctuaciones de la temperatura media anual en el país parecen estar indirectamente relacionadas con la elevación (menor altitud, más temperatura), por lo que se presentan bajas temperaturas sobre Los Andes y altas sobre la Costa y Amazonía.



**Figura 1.** (a) Dominio de estudio y estaciones hidrométricas seleccionadas en las vertientes del Pacífico, Atlántico y Lago Titicaca. Detalle de (b) subcuencas y (c) red hidrográfica utilizada para la modelación hidrológica a nivel nacional.

El dominio de estudio corresponde a todo el territorio peruano, incluidas las cuencas transfronterizas con Ecuador, Colombia y Brasil; con un área de drenaje total de 1.480.620 km<sup>2</sup> (Figura 1). De acuerdo con (Beck *et al.*, 2020), el éxito de un enfoque de regionalización basado en similitudes depende del uso de un conjunto grande y muy diverso de cuencas, por lo que el dominio de estudio se dividió en 11913 subcuencas que varían en tamaño de 70 a 4000 km<sup>2</sup>. En este trabajo se utilizó la misma red hidrográfica empleada por el servicio GEOGloWS ECMWF (Nelson *et al.*, 2019; Sanchez Lozano *et al.*, 2021). Esta red toma en cuenta un único tramo de río por subcuenca, de forma similar a (Llauca *et al.*, 2021).

## 2.2. Datos

### a. Producto PISCO

El conjunto de datos hidrometeorológicos PISCO tiene cobertura en todo territorio peruano incluyendo cuencas transfronterizas. Contiene subproductos grillados de precipitación (P), temperatura del aire (TA) y evapotranspiración potencial (PET); con una resolución horizontal de  $0.1^\circ$  y paso de tiempo diario. No obstante, recientemente Llauca et al. (2021) implementó el subproducto PISCO\_HyM\_GR2M que contiene simulaciones mensuales de caudales a nivel nacional en formato tabular.

Los subproductos PISCO<sub>P, TA, PET</sub> están disponibles para el periodo de 1981 al 2016 (versión estable). Sin embargo, existe una versión inestable desarrollada para PISCO<sub>P</sub>, la cual se actualiza diariamente para los fines operativos del SENAMHI. PISCO<sub>P</sub> (Aybar et al., 2020) se genera mediante el uso de métodos geoestadísticos y determinísticos que incluyen tres fuentes de precipitación: (a) el conjunto de datos de pluviómetros nacionales con control de calidad, (b) climatologías de precipitación combinadas con indicadores de radar, y (c) el *Climate Hazards Group Infrared Precipitation* (CHIRP). De manera similar, PISCO<sub>TA</sub> se obtiene de: a) series de tiempo de datos de temperatura del aire máxima y mínima, (b) producto de temperatura del suelo del sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) y (c) predictores geográficos (elevación, longitud, latitud e índice de disección topográfica). PISCO<sub>PET</sub> se deriva a partir de PISCO<sub>TA</sub> siguiendo la metodología propuesta por (Hargreaves and Samani, 1985). El conjunto de datos de PISCO está disponible gratuitamente en: <http://iridl.ldeo.columbia.edu/SOURCES/.SENAMHI/.HSR/.PISCO> (consultado el 19 de octubre de 2021).

En este estudio se calcularon los valores medios areales de P y PET para cada subcuenca a nivel nacional, desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020. Debido al propósito operativo de nuestro modelo hidrológico, se utilizó la versión inestable de PISCO<sub>P</sub>, y los valores climatológicos diarios de PISCO<sub>PET</sub> (debido a la falta de datos TA y PET desde el 1 de enero de 2017).

### b. Caudales medios diarios

Se seleccionaron las series de tiempo de caudales diarios observados en 43 estaciones hidrométricas. La mayoría de estas estaciones pertenecen al Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI, <https://www.gob.pe/senamhi>, consultado el 13 de marzo de 2021). En concreto, en la región amazónica (vertiente atlántica), la mayoría de las estaciones son monitoreadas por el SENAMHI y el IRD (Instituto Francés para el Desarrollo Sostenible) en el marco del Proyecto HYBAM (<https://hybam.obs-mip.fr/>, consultado el 25 de marzo de 2021). El detalle de las estaciones seleccionadas se resume en la Tabla 1, y su distribución en todo el territorio peruano se muestra en la Figura 1a. El proceso de selección de estaciones tomó en cuenta:

- Estaciones con información consistente.
- Estaciones con al menos 10% de cobertura de datos respecto al periodo de estudio.

Considerando el área de drenaje que abarca cada estación (Figura 1), el 73.3% del dominio de estudio corresponde a cuencas con afloros, y solo el 26,7% corresponde a cuencas sin afloros.

**Tabla 1.** Estaciones hidrométricas seleccionadas para la modelación hidrológica a nivel nacional. La cobertura de datos [%] se considera desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020.

Vertiente	Estación	Abrev.	Latitud [°]	Longitud [°]	Cuenca	Fuente	Cobertura [%]
Pacífico	Huatiapa	HUA	-16.008	-72.484	Camana	SENAMHI	45.4
	Socsi	SOC	-13.029	-76.195	Cañete	SENAMHI	93.3
	Santo Domingo	SDO	-11.384	-77.050	Chancay-Huaral	SENAMHI	66.2
	Racarumi	RRI	-6.633	-79.317	Lambayeque	SENAMHI	99.8
	Salinar	SAL	-7.661	-78.961	Chicama	SENAMHI	92.5
	Obrajillo	OBR	-11.452	-76.622	Chillón	SENAMHI	59.0
	El Ciruelo	ECI	-4.300	-80.150	Chira	SENAMHI	98.0
	Malvados	MAL	-10.340	-77.630	Fortaleza	JU FORTALEZA	31.0
	Pte. Ocona	POC	-16.422	-73.115	Ocoña	SENAMHI	34.1
	Letrayoc	LET	-13.640	-75.720	Pisco	SENAMHI	89.1
	Pte. Sanchez Cerro	PSC	-5.194	-80.623	Piura	PE CHIRA PIURA	49.0
	Condorcerro	CCO	-8.658	-78.262	Santa	PE CHAVIMOCHE	98.7
	Pte. Santa Rosa	PSR	-17.030	-71.690	Tambo	JU VALLE DEL TAMBO	92.5
	El Tigre	ETI	-3.769	-80.457	Tumbes	SENAMHI	97.7
Chosica	CHO	-11.930	-76.690	Rimac	SENAMHI	55.0	
Titicaca	Pte. Huancane	HNE	-15.216	-69.793	Huancane	SENAMHI	79.9
	Pte. Ramis	RAM	-15.255	-69.874	Intercuenca Ramis	SENAMHI	72.9
	Pte. Unocolla	COA	-15.451	-70.192	Coata	SENAMHI	74.9
	Pte. llave	ILA	-16.088	-69.626	llave	SENAMHI	72.7
Atlántico	Egmsa Km105	EKM	-13.183	-72.533	Urubamba	SENAMHI	86.2
	Borja	BOR	-4.470	-77.548	Maranon	SENAMHI	86.8
	Jesus Tunel	JTU	-7.221	-78.404	Crisnejas	SENAMHI	98.2
	Cumba	CUM	-5.944	-78.661	Maranon	SENAMHI	14.2
	Los Naranjos	LNA	-5.756	-78.432	Maranon	SENAMHI	18.4
	Pte. Tocache	TOC	-8.181	-76.506	Huallaga	SENAMHI	58.9
	Tingo Maria	TMA	-9.290	-76.003	Huallaga	SENAMHI	52.2
	Picota	PIC	-6.949	-76.325	Huallaga	SENAMHI	42.7
	Chazuta	CHA	-6.570	-76.119	Huallaga	SENAMHI	41.9
	Paucartambo	PAU	-13.321	-71.594	Urubamba	SENAMHI	29.4
	Pisac	PIS	-13.422	-71.855	Vilcanota	SENAMHI	67.3
	Puente Cunyac	PCU	-13.560	-72.574	Apurimac	SENAMHI	26.9
	Puente Stuart	PST	-11.802	-75.490	Mantaro	ELECTROPERU	69.5
	Puerto Inca	PUI	-9.384	-74.968	Pachitea	SENAMHI	43.6
	Tamshiyacu	TAM	-4.003	-73.162	Amazonas	HYBAM	90.7
	Requena	REQ	-5.030	-73.830	Ucayali	SENAMHI	59.1
	Lagarto	LAG	-10.607	-73.871	Ucayali	SENAMHI	23.6
	Bellavista	BEL	-3.482	-73.073	Napo	SENAMHI	71.3
	Pte. Corral Quemado	PCQ	-5.755	-78.692	Marañon	SENAMHI	14.4
	La Pastora	LPA	-12.584	-69.214	Madre de Dios	EMAPAT	24.3
	Napo	NAP	-0.917	-75.396	Napo	HYBAM	40.3
	Tabatinga	TAB	-4.250	-69.950	Amazonas	HYBAM	87.5
	Pucallpa	PUC	-8.390	-74.530	Ucayali	HYBAM	43.2
San Regis	SRE	-4.513	-73.907	Marañon	SENAMHI	53.5	

### c. Predictores de similitud

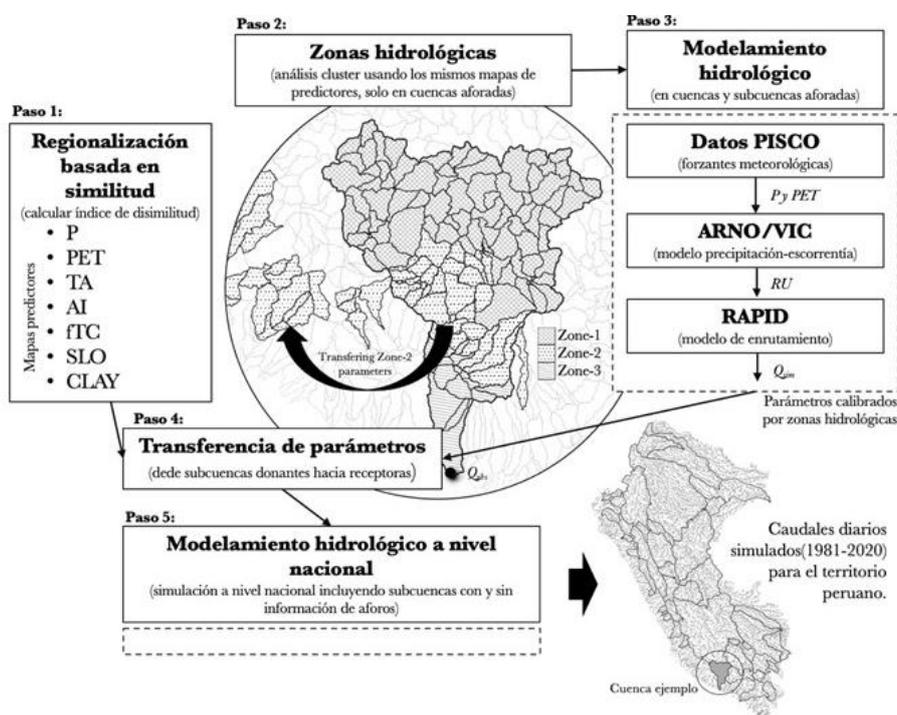
Se utilizó un criterio de similitud que incorpora tres características climáticas y cuatro fisiográficas enumeradas en la Tabla 2. Acorde a (Beck *et al.*, 2015), estas características exhiben fuertes vínculos con firmas de flujos superficiales a nivel global. Se utilizaron predictores relacionados con el clima porque se sabe que el clima influye en la vegetación, los suelos y la geomorfología y, por lo tanto, ejerce una influencia indirecta importante en la respuesta de lluvia-escorrentía (Wagener *et al.*, 2007; Gentine *et al.*, 2012; Troch *et al.*, 2013).

**Tabla 2.** Características climáticas y fisiográficas seleccionadas para cuantificar la similitud entre cuencas.

Abrev.	Unid.	Variable	Fuente de datos	Resolución
P	mm/año	Precipitación media anual	PISCO <sub>P</sub> , media de los años 1981- (Aybar <i>et al.</i> , 2020)	0.1°
PET	mm/año	Evap. potencial media anual	PISCO <sub>PET</sub> (1981-2016) calculado de PISCO <sub>TA</sub> usando la ecuación de (Hargreaves and Samani, 1985).	0.1°
AI	-	Índice de aridez	Calculado como: $AI = PET/P$ , donde P es la precipitación media anual y PET la evap. potencial media anual. Los valores fueron truncados por encima de 19 para evitar altos valores extremos en la costa.	0.1°
TA	°C	Temperatura media del aire	PISCO <sub>TA</sub> , media de los años 1981-2016.	0.1°
fTC	%	Fracción de cobertura de bosque	Basado en el producto Landsat de cobertura de bosque para el año 2000 (Hansen <i>et al.</i> , 2013)	30 m
SLO	°	Pendiente superficial	Tomado de HydroSHED SRTM	90 m
CLAY	g/Kg	Contenido de arcilla en el suelo	SoilGrids 2020 (ISRIC), media de todas las capas (0-100).	250 m

### 2.3. Enfoque de regionalización a nivel nacional

Los modelos hidrológicos a menudo se basan en enfoques de regionalización para transferir información de cuencas y subcuencas calibradas (donantes) a cuencas y subcuencas no calibradas (receptoras). Es posible transferir conjuntos de parámetros calibrados basándose en una consideración explícita de similitud climática y/o fisiográfica.



**Figura 2.** Marco para la simulación de descargas diarias a nivel nacional.

Según (Beck *et al.*, 2016), los beneficios del enfoque basado en la similitud incluyen: (a) su relativa facilidad de implementación; (b) retención de la interacción de los parámetros del modelo porque se transfiere todo el conjunto de parámetros; (c) posibilidad de variabilidad espacial en los parámetros del modelo de acuerdo con las características del paisaje, incluso en regiones no calibradas; y (d) los parámetros derivados son (en gran medida) independientes del forzamiento.

Para cada cuenca, se cuantificaron varios descriptores de subcuencas y varios índices climáticos (ver Tabla 2). La disimilitud entre subcuencas se cuantificó como:

$$S_{i,j} = \sum_{p=1}^7 \frac{|Z_{p,i} - Z_{p,j}|}{IQR_p} \quad ; \quad [1]$$

donde S es la disimilitud (-), Z son los valores de las características respectivas (Tabla 2), IQR es el rango intercuartílico de la característica, p denota la característica, i y j denotan, respectivamente, el donante y el receptor en cuestión. Los valores de IQR representan la variabilidad espacial en las diversas características. La división por IQR en la ecuación [1] fue necesaria para igualar la variabilidad de los datos de las características. De la ecuación [1] se deduce que una subcuenca similar produce un valor S cercano a cero. Para cada subcuenca, usamos el donante más similar en una distancia <300 km del donante debido a la capacidad de la computadora.

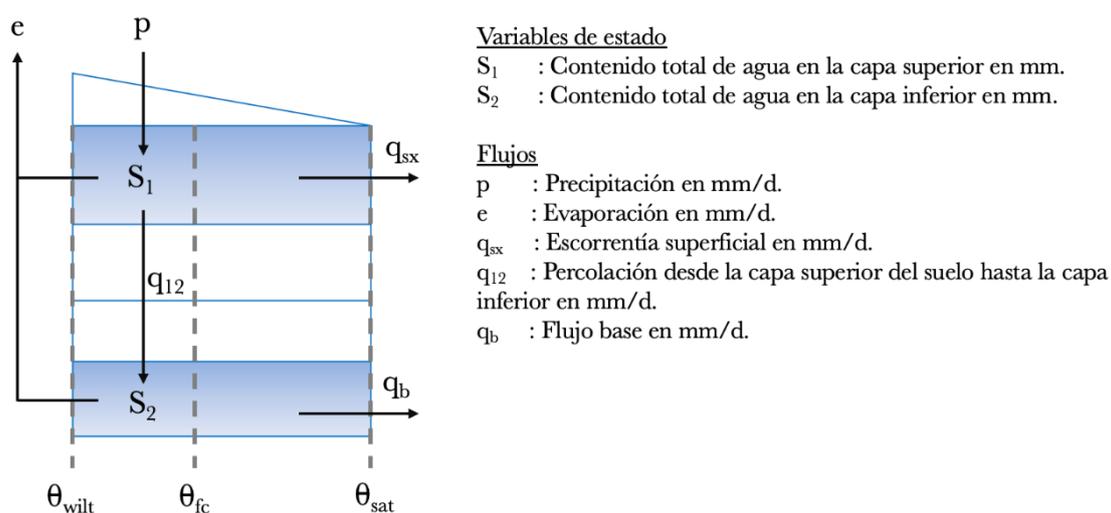
Las cuencas hidrográficas calibradas se dividieron en zonas de parámetros para el modelado hidrológico utilizando análisis de conglomerados jerárquicos y mapas de predictores como entradas. Para ello, se graficaron los dendrogramas de cada cuenca, lo que permitió distinguir gráficamente las agrupaciones de subcuencas, así como el valor de la medida de asociación entre los grupos.

#### 2.4. Modelamiento hidrológico

En este estudio se tuvo en cuenta un enfoque de modelación acoplado (MHC+MTH). Como se muestra en la Figura 2, los datos del producto PISCO (P y PET) se utilizan para forzar un MHC (lluvia-escorrentía) que proporciona volúmenes diarios de escorrentía (RU) como entradas para un MTH para estimar descargar diarias (Qsim) en toda la red hidrográfica nacional. En primer lugar, el modelo acoplado se ejecutó solo para cuencas con información para encontrar los parámetros óptimos del modelo (por zonas). Luego, y después de transferir los parámetros de las subcuencas donantes a las receptoras, se ejecutó nuevamente el modelo para todas las cuencas a fin de simular los caudales diarios a nivel nacional.

Para la modelación lluvia-escorrentía, elegimos el modelo conceptual de Capacidad de Infiltración Variable (ARNO/VIC) (Liang *et al.*, 1994; Todini, 1996) debido a su flexibilidad y eficiencia computacional. A pesar de sus simplificaciones, el modelo está diseñado para proporcionar una representación relativamente completa de los principales flujos hidrológicos (Addor and Melsen, 2019; Lane *et al.*, 2019). Para este estudio, utilizamos el *Framework for Understanding Structural Errors* (FUSE) de (Clark *et al.*, 2008) y solo se seleccionó la configuración FUSE-230 (Vitolo *et al.*, 2016) correspondiente al modelo ARNO/VIC, con 10 parámetros ajustables que se muestran en la Tabla 3, debido a los

altos requisitos computacionales de ejecutar el modelo en un dominio tan grande. La estructura del modelo, las variables de estado, y los flujos del modelo se presentan en la Figura 3. Esta configuración tiene una variable de un solo estado para la capa superior del suelo ( $S_1$ ). La capa inferior del suelo ( $S_2$ ) puede definirse mediante un solo depósito de flujo base no lineal de tamaño fijo. La evaporación ( $e$ ) se modela en ambas capas del suelo y se calcula en base a las fracciones de raíces relativas en cada una de las capas del suelo. La percolación ( $q_{12}$ ) toma el agua disponible desde el punto de marchitez ( $\theta_{wilt}$ ) hasta la saturación ( $\theta_{sat}$ ). La escorrentía superficial ( $q_{sx}$ ) se conceptualiza utilizando la parametrización ARNO/VIC (control de zona superior) y se utiliza una distribución gamma para el tiempo de retardo de la escorrentía. Los lectores pueden encontrar más detalles sobre las ecuaciones del modelo y las diferentes configuraciones de FUSE en (Clark *et al.*, 2008).



**Figura 3.** Estructura del modelo ARNO/VIC. Adaptado de Clark *et al.* (2008).

**Tabla 3.** Parámetros del modelo ARNO/VIC y límites superior e inferior definidos. Adaptado de Lane et al. (2019).

Parámetro	Descripción	Unid.	Inferior	Superior
MAXWATER1	Profundidad de capa superior	mm	25	500
MAXWATER2	Profundidad de capa inferior	mm	50	5000
FRAC TEN	Fracción del almacenamiento en la zona de tensión	-	0.05	0.95
RTFRAC1	Fracción de raíces en la capa superior	-	0.05	0.95
PERCRTE	Tasa de percolación	mm/d	0.01	1000
PERCEXP	Exponente de percolación	-	1	20
BASERTE	Tasa de flujo base	mm/d	0.001	1000
QB_POWR	Exponente de flujo base	-	1	10
AXV_BEXP	Exponente <i>b</i> de ARNO/VIC	-	0.001	3
TIMEDELAY	Tiempo de retardo de la escorrentía	d	0.01	7

Para el modelado de enrutamiento en ríos, usamos la *Routing Application for Parallel Computation of Discharge* (RAPID) que usa una versión matricial del esquema de enrutamiento de Muskingum para calcular simultáneamente la descarga de agua en miles de tramos de una gran red fluvial (David et al., 2011a). RAPID es un modelo de código abierto y está disponible en <https://github.com/ch-david/rapid>, y se resume brevemente a continuación porque hay descripciones más completas disponibles en otros estudios (David et al., 2011b; Lin et al., 2015; Follum et al., 2017; Tavakoly et al., 2017; Salas et al., 2018). El método de Muskingum se puede reorganizar introduciendo una matriz transfronteriza  $T = (I - C_1 \cdot N)$  como lo describe David et al. (2015) en el modelo RAPID:

$$[I - C_1 \cdot (N - T)] \cdot Q(t + \Delta t) = b(t) + T \cdot C_1 \cdot Q(t + \Delta t) \quad ; \quad [2]$$

donde  $t$  es el tiempo,  $\Delta t$  es el paso de tiempo de la ruta del río,  $I$  es la matriz de identidad,  $N$  es la matriz de la red del río,  $Q$  es un vector de flujos de salida de cada tramo y  $C_1$  es una matriz diagonal de parámetros para un tramo dado  $j$ .

Se utiliza la información de conectividad de los servicios GEOGloWS ECMWF (Nelson et al., 2019; Sanchez Lozano et al., 2021) para crear la matriz de conectividad de red hidrográfica nacional. Es importante señalar que la escorrentía de las subcuencas está conectada al esquema de enrutamiento en el nodo aguas arriba de cada tramo de río y la salida de flujo del modelo representa el flujo en el nodo aguas abajo.

**Tabla 4.** Métricas estadísticas y sus correspondientes ecuaciones utilizadas para evaluar el desempeño hidrológico del modelo ARNO / VIC + RAPID.

Estadístico	Ecuación	Unid.	Min, Max, Óptimo	Énfasis
Kling-Gupta Efficiency (KGE)	$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2}$ $r = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X})(O_i - \bar{O})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}}$ $\alpha = \frac{\sigma_X}{\sigma_O}; \beta = \frac{\mu_X}{\mu_O}$	-	$-\infty, 1, 1$	Flujos altos Flujos medios
Nash-Sutcliffe squared (NSE <sub>sqrt</sub> )	$NSE_{sqrt} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\sqrt{O_i} - \sqrt{X_i})^2}{\sum_{i=1}^n (\sqrt{O_i} - \sqrt{\bar{O}})^2}$	-	$-\infty, 1, 1$	Flujos en general
Mean Absolute Relative Error (MARE)	$MARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ X_i - O_i }{O_i}$	-	$0, +\infty, 0$	Flujos bajos Error relativo
Percent Bias (PBIAS)	$PBIAS = 100 \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - X_i)}{\sum_{i=1}^n O_i}$	%	$-\infty, +\infty, 0$	Tendencia promedio de los datos simulados

El modelo fue calibrado en cuencas con información para el mismo período con datos de entrada (P y PET) y caudales observados ( $Q_{obs}$ ) simultáneamente. Se construyó un período de calentamiento de un año (1980) utilizando climatologías diarias P y PET para evitar descartar simulaciones desde el 1 de enero de 1981.

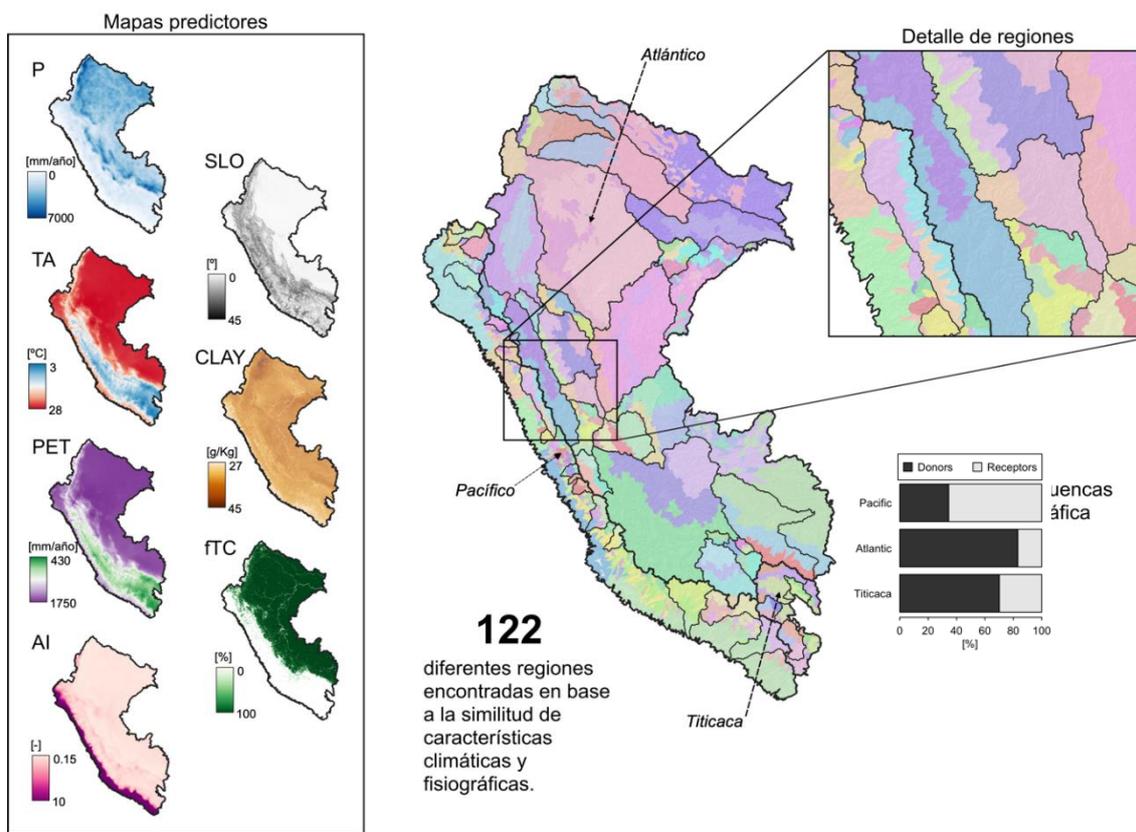
En esta implementación, utilizamos el algoritmo Shuffled Complex Evolutionary (SCE-UA) (Duan *et al.*, 1993) (Duan *et al.*, 1993) para optimizar los parámetros del modelo para cada cuenca y zona, considerando el criterio de eficiencia Kling-Gupta (KGE) (Gupta *et al.*, 2009) como función objetivo con énfasis en caudales medios y altos (Mizukami *et al.*, 2019). Además, se tienen en cuenta más métricas estadísticas como el criterio de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE<sub>sqrt</sub>) (Chiew *et al.*, 1993), el error relativo absoluto medio (MARE) y el sesgo porcentual (PBIAS) para evaluar el rendimiento del modelo. Las métricas estadísticas seleccionadas y sus respectivas ecuaciones se resumen en la Tabla 3.

### III. Resultados y discusión

#### 3.1. Selección de subcuencas donantes y receptoras

La Figura 4 muestra la variabilidad de las características climáticas (P, TA, PET, AI) y fisiográficas (SLO, fTC, CLAY) en todo el territorio. Las altas tasas de P y PET están presentes en el Atlántico y Titicaca, mientras que la costa (Pacífico) se caracteriza por valores altos de AI (con P bajo y PET alto). TA es más baja sobre los Andes y mucho más alta sobre la llanura del Amazonas. La región andina tiene un SLO alto debido a la topografía accidentada de los Andes. CLAY tiende a ser más homogénea en todo el

territorio con máximos en la llanura amazónica, mientras que la fTC es mucho mayor en la vertiente atlántica.



**Figura 4.** Características climáticas y fisiográficas, zonas de parámetros, subcuencas donantes y receptoras identificadas a nivel nacional.

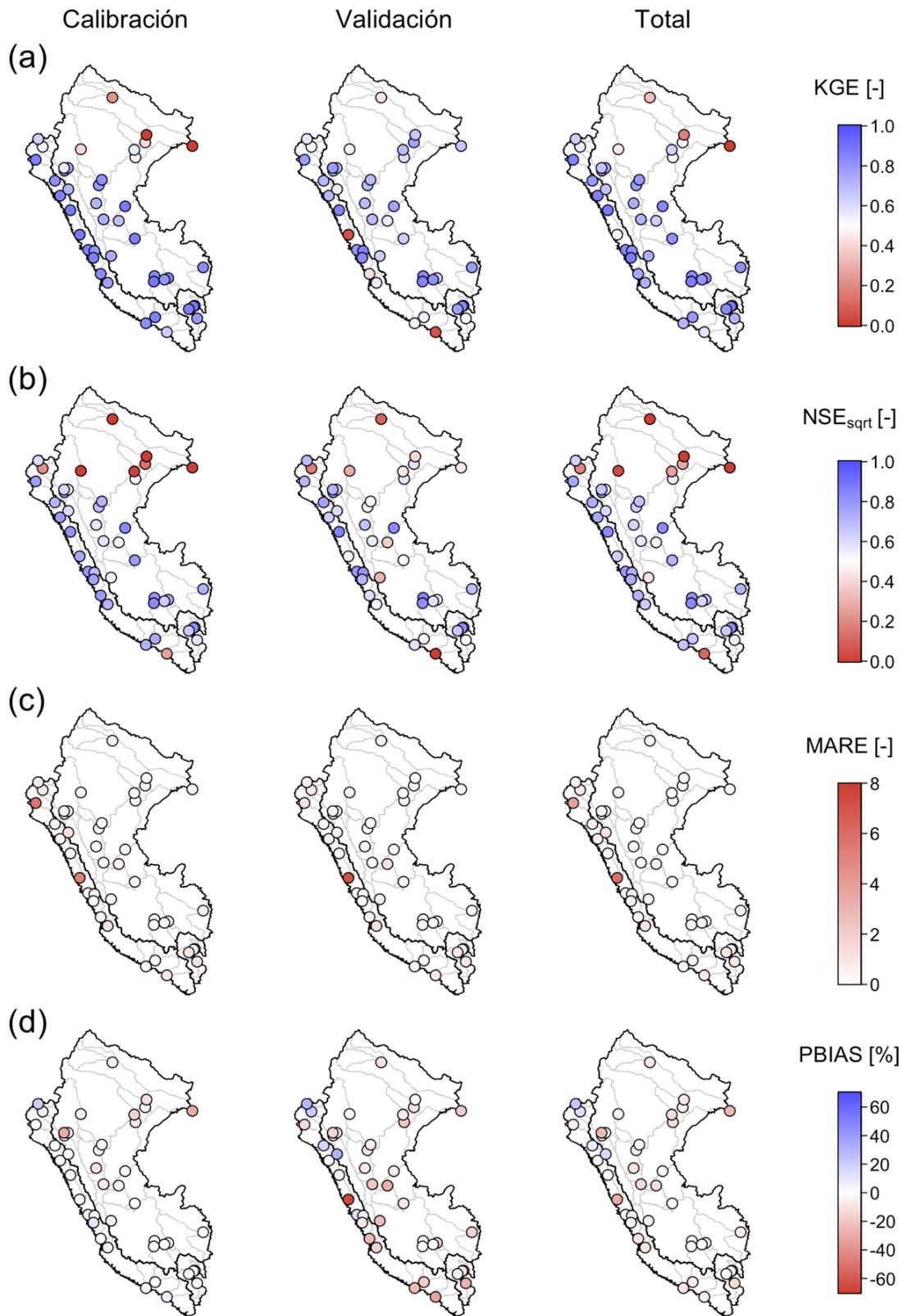
Se identificaron un total de 122 zonas de parámetros en todo el dominio de estudio y se muestran en la Figura 4. La transferencia de parámetros desde las subcuencas donante a receptora se realiza solo para la misma zona de parámetros (Figura 2). A nivel nacional, el 73% de las subcuencas son donantes y solo el 27% corresponden a subcuencas receptoras. Como se muestra en la Figura 4, el número de donantes en la vertiente del Pacífico (38%) es mucho menor en comparación con el Atlántico (71%) y Titicaca (84%). Esto se debe a que una estación hidrométrica cubre un área de drenaje más grande en el Atlántico y Titicaca que en el Pacífico.

### 3.2. Evaluación del desempeño del modelo

La Figura 5 muestra el rendimiento del modelo para cada punto de calibración (Tabla 1). En términos de KGE y  $NSE_{\text{sqr}}$ , el modelo se comporta bien (en azul) en la vertiente del Pacífico, la vertiente del lago Titicaca y la transición Andes-Amazonas (entre las vertientes del Pacífico y el Atlántico) con valores superiores a 0.75 y 0.65, respectivamente. Sin embargo, se encontró un bajo rendimiento del modelo (en blanco y rojo) con valores de KGE y  $NSE_{\text{sqr}}$  inferiores a 0.50 en la llanura del Amazonas (noreste del dominio de estudio). Los valores de KGE y  $NSE_{\text{sqr}}$  disminuyen ligeramente desde la calibración hasta la validación, excepto en algunas estaciones en la vertiente del Pacífico. Un caso particular ocurre en la llanura del Amazonas donde el rendimiento

aumentó durante el período de validación debido a los sesgos de la precipitación en 1983/1997 utilizados para la calibración. En términos de MARE y PBIAS, el desempeño del modelo durante la calibración y validación se muestra con valores bajos de MARE ( $<2$ ) y PBIAS ( $<\pm 25\%$ ) en gran parte del dominio de estudio. PBIAS muestra una subestimación de la escurrimiento total ligeramente mayor durante la validación.

La evaluación del período total muestra un buen rendimiento del modelo con valores altos de KGE ( $\geq 0,75$ ) y  $NSE_{\text{sqrt}}$  ( $\geq 0,65$ ) en el 70% y 68% de las estaciones en el dominio de estudio, respectivamente. Este comportamiento muestra una buena representación de caudales medio-altos de acuerdo con nuestro propósito de representar potenciales crecidas. Debido a que MARE es menos sensible a valores altos (Ferreira et al., 2020; Seo et al., 2018), es un buen índice para valores de datos bajos, por lo que el 95% de las estaciones con valores de error relativo más bajos (menos de 2) confirman buenos ajustes a los caudales bajos-medios. PBIAS se encuentra en el rango óptimo (Moriasi et al., 2007) de  $\pm 25\%$ , y muestra una ligera subestimación de la escurrimiento total.

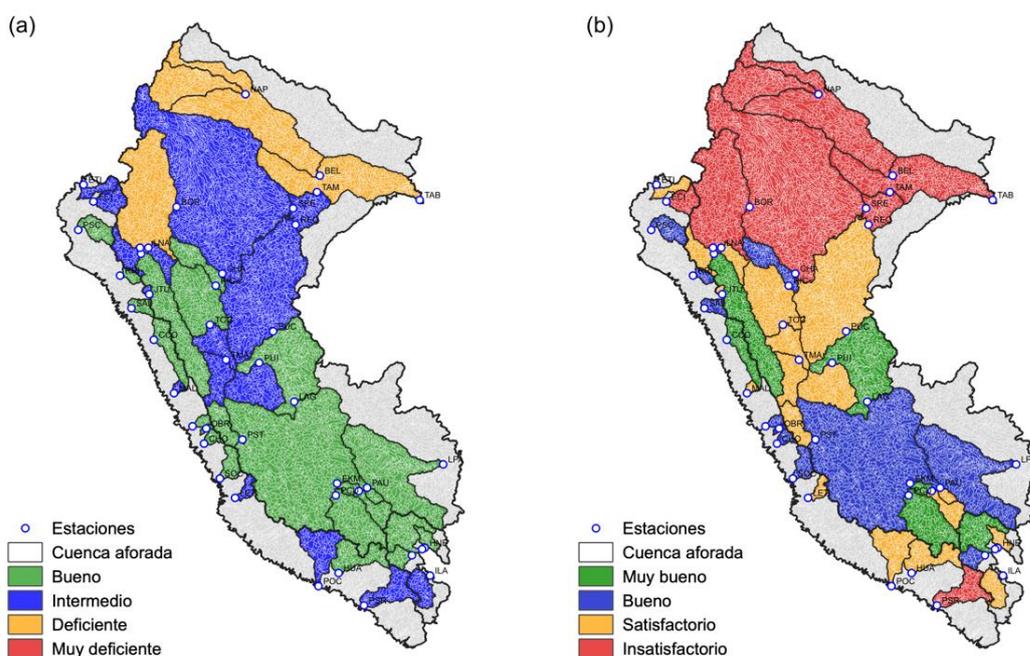


**Figura 5.** (a-d) Métricas estadísticas para realizar el modelo hidrológico a nivel nacional durante la calibración, la validación y el período total.

### 3.3. Simulación de caudales diarios a nivel nacional

El enfoque de regionalización basado en similitudes permite simular descargas diarias continuas en 11913 tramos de ríos (incluidas áreas no calibradas) desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020. Este nuevo subproducto PISCO de descargas diarias simuladas llamado PISCO\_HyD\_ARNOVIC está disponible en línea de forma gratuita en <https://doi.org/10.4211/hs.7046f3efa5db4cb78296fa06d833d721> en formato netCDF. El COMID de tramos de río para el dominio de estudio se puede identificar en [https://hllauca.github.io/PISCO\\_HyD\\_ARNOVIC\\_map/](https://hllauca.github.io/PISCO_HyD_ARNOVIC_map/). Este nuevo producto contribuirá a comprender las descargas diarias en cuencas con escasez de datos. Además, las simulaciones se utilizan actualmente como insumo para el monitoreo de posibles inundaciones en el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (disponible en línea: <https://www.senamhi.gob.pe/?p=observacion-de-inundaciones> - consultado en 17 de noviembre de 2021).

La clasificación cualitativa de las simulaciones PISCO\_HyD\_ARNOVIC en cuencas calibradas basadas en los rangos KGE (Thiemig *et al.*, 2013) y  $NSE_{sqr}$  (Moriassi *et al.*, 2015) se muestran en la Figura 6a-b, respectivamente. A pesar de que KGE enfatiza los flujos altos (Mizukami *et al.*, 2019) y  $NSE_{sqr}$  enfatiza la representación general del flujo (Seiller *et al.*, 2015), ambas métricas coinciden en que las descargas diarias simuladas en el centro y sur del dominio de estudio están bien representadas, mientras que los del noreste (llanura del Amazonas) deben interpretarse con cautela.



**Figura 6.** Calificaciones cualitativas de la simulación de caudal diario en captaciones calibradas en todo el dominio de estudio basadas en (a) caudales altos y (b) énfasis de caudal general.

Los resultados insatisfactorios en la llanura del Amazonas (noreste) reflejan dos cuestiones: primero, la mayor incertidumbre de la distribución espacial de las

precipitaciones en las cuencas del Marañón, Ucayali y Huallaga (Zubieta *et al.*, 2015, 2017), ubicadas en la vertiente atlántica, y los sesgos del subproducto PISCO<sub>P</sub> en el norte debido a la falta de estimaciones adecuadas de lluvia en las regiones ecuatoriales (Aybar *et al.*, 2020). Este menor rendimiento del modelo es similar al obtenido en estudios recientes en el dominio de estudio (Strauch *et al.*, 2017; Zubieta *et al.*, 2017; Llauca *et al.*, 2021) utilizando diferentes modelos hidrológicos y productos de precipitación satelital. Por lo tanto, las incertidumbres de las precipitaciones se propagan a los resultados del modelo y reducen la capacidad predecible del modelo (Liu and Gupta, 2007). Los trabajos futuros incorporarán la evaluación de corrección de sesgos a PISCO<sub>P</sub> y el análisis de incertidumbre en el modelado hidrológico.

## IV. Conclusiones

Este estudio evalúa el desempeño del modelo hidrológico diario en 11953 subcuencas y tramos de ríos en Perú. Se utilizó un enfoque de regionalización basado en similitudes ben siete características climáticas y fisiográficas para identificar subcuencas donantes y subcuencas de parámetros, mientras que se aplicó un enfoque acoplado de modelo lluvia-escorrentía (ARNO/VIC) y enrutamiento (RAPID). El producto de simulaciones de caudales diarios denominado PISCO\_HyD\_ARNOVIC contiene información desde el 1 de enero de 1981 hasta el 31 de marzo de 2020, y se desarrolló para dar soporte a la gestión de peligros hidrológicos. Las principales conclusiones de este trabajo se resumen a continuación:

- a. El desempeño hidrológico del modelo acoplado ARNOVIC+RAPID en Perú es muy bueno en las subcuencas de la vertiente del Pacífico y la transición Andes-Amazonas (parte del Titicaca y vertiente del Atlántico). El modelo representa adecuadamente la estacionalidad de los caudales, excepto en la llanura del Amazonas, donde solo se logran representar los caudales altos.
- b. A través del uso producto PISCO (P, TA, PET) es factible simular adecuadamente el volumen diario de la escorrentía en la mayor parte del Perú. Sin embargo, las incertidumbres asociadas a estos subproductos son más significativas hacia el norte del país donde no hay suficientes estaciones meteorológicas, por lo que este error se propaga hacia las salidas del modelo hidrológico en la llanura del Amazonas.
- c. La metodología propuesta para identificar subcuencas donantes y receptores de parámetros con un enfoque basado en similitudes climáticas y fisiográficas demostró ser una técnica adecuada para calibrar y validar el modelo ARNOVIC y estimar la descarga diaria en subcuencas sin información.

Los resultados presentados en este trabajo también demuestran el enorme potencial del producto PISCO\_HyD\_ARNOVIC para comprender la dinámica de los recursos hídricos superficiales en el Perú. Las versiones futuras de este producto incluirán un análisis extenso de diferentes configuraciones de FUSE y su impacto en las descargas diarias.

## V. Referencias bibliográficas

- Addor N, Melsen LA. 2019. Legacy, rather than adequacy, drives the selection of hydrological models. *Water resources research* **55** (1): 378–390 DOI: 10.1029/2018wr022958
- Autoridad Nacional del Agua. 2013. *Plan Nacional de Recursos Hídricos del Perú*. Available at: <https://www.ana.gob.pe/sites/default/files/plannacionalrecursoshidricos2013.pdf>
- Aybar C, Fernández C, Huerta A, Lavado W, Vega F, Felipe-Obando O. 2020. Construction of a high-resolution gridded rainfall dataset for Peru from 1981 to the present day. *Hydrological Sciences Journal* **65** (5): 770–785 DOI: 10.1080/02626667.2019.1649411
- Beck HE, van Dijk AIJM, de Roo A, Miralles DG, McVicar TR, Schellekens J, Bruijnzeel LA. 2016. Global-scale regionalization of hydrologic model parameters. *Water resources research* **52** (5): 3599–3622 DOI: 10.1002/2015WR018247
- Beck HE, Pan M, Lin P, Seibert J, Dijk AIJM, Wood EF. 2020. Global fully-distributed parameter regionalization based on observed streamflow from 4229 headwater catchments. *Journal of Geophysical Research, D: Atmospheres* DOI: 10.1029/2019JD031485
- Beck HE, de Roo A, van Dijk AIJM. 2015. Global Maps of Streamflow Characteristics Based on Observations from Several Thousand Catchments. *Journal of Hydrometeorology* **16** (4): 1478–1501 DOI: 10.1175/JHM-D-14-0155.1
- Bezák N, Jemec Auflič M, Mikoš M. 2019. Application of hydrological modelling for temporal prediction of rainfall-induced shallow landslides. *Landslides* **16** (7): 1273–1283 DOI: 10.1007/s10346-019-01169-9
- Chiew FHS, Stewardson MJ, McMahon TA. 1993. Comparison of six rainfall-runoff modelling approaches. *Journal of Hydrology* **147** (1): 1–36 DOI: 10.1016/0022-1694(93)90073-I
- Clark MP, Slater AG, Rupp DE, Woods RA, Vrugt JA, Gupta HV, Wagener T, Hay LE. 2008. Framework for Understanding Structural Errors (FUSE): A modular framework to diagnose differences between hydrological models. *Water resources research* **44** (12): 2135 DOI: 10.1029/2007WR006735
- David CH, Habets F, Maidment DR, Yang Z-L. 2011a. RAPID applied to the SIM-France model. *Hydrological processes* **25** (22): 3412–3425 DOI: 10.1002/hyp.8070
- David CH, Maidment DR, Niu G-Y, Yang Z-L, Habets F, Eijkhout V. 2011b. River Network Routing on the NHDPlus Dataset. *Journal of Hydrometeorology* **12** (5): 913–934 DOI: 10.1175/2011JHM1345.1
- Duan QY, Gupta VK, Sorooshian S. 1993. Effective and Efficient Global Minimization. *Journal of optimization theory and applications* **76** (3)

- Follum ML, Tavakoly AA, Niemann JD, Snow AD. 2017. AutoRAPID: A model for prompt streamflow estimation and flood inundation mapping over regional to continental extents. *Journal of the American Water Resources Association* **53** (2): 280–299 DOI: 10.1111/1752-1688.12476
- Gentine P, D’Odorico P, Lintner BR, Sivandran G, Salvucci G. 2012. Interdependence of climate, soil, and vegetation as constrained by the Budyko curve. *Geophysical research letters* **39** (19) DOI: 10.1029/2012gl053492
- Gupta HV, Kling H, Yilmaz KK, Martinez GF. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology* **377** (1): 80–91 DOI: 10.1016/j.jhydrol.2009.08.003
- Hansen MC, Potapov PV, Moore R, Hancher M, Turubanova SA, Tyukavina A, Thau D, Stehman SV, Goetz SJ, Loveland TR, et al. 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science* **342** (6160): 850–853 DOI: 10.1126/science.1244693
- Hargreaves GH, Samani ZA. 1985. Reference crop evapotranspiration from ambient air temperature. Chicago. In *Amer. Soc. Agric. Eng. Meeting (Paper 85-2517)*.
- Huggel C, Raissig A, Rohrer M, Romero G, Diaz A, Salzmann N. 2015. How useful and reliable are disaster databases in the context of climate and global change? A comparative case study analysis in Peru. *Natural Hazards and Earth System Sciences* **15** (3): 475–485 DOI: 10.5167/uzh-118125
- Kauffeldt A, Wetterhall F, Pappenberger F, Salamon P, Thielen J. 2016. Technical review of large-scale hydrological models for implementation in operational flood forecasting schemes on continental level. *Environmental Modelling & Software* **75**: 68–76 DOI: 10.1016/j.envsoft.2015.09.009
- Lane RA, Coxon G, Freer JE, Wagener T, Johnes PJ, Bloomfield JP, Greene S, Macleod CJA, Reaney SM. 2019. Benchmarking the predictive capability of hydrological models for river flow and flood peak predictions across over 1000 catchments in Great Britain. *Hydrology and Earth System Sciences* **23** (10): 4011–4032 DOI: 10.5194/hess-23-4011-2019
- Lavado Casimiro WS, Labat D, Guyot JL, Ardoin-Bardin S. 2011. Assessment of climate change impacts on the hydrology of the Peruvian Amazon--Andes basin. *Hydrological processes* **25** (24): 3721–3734 Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/hyp.8097>
- Liang X, Lettenmaier DP, Wood EF, Burges SJ. 1994. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models. *Journal of geophysical research* **99** (D7): 14415 DOI: 10.1029/94jd00483
- Lin P, Yang Z-L, Cai X, David CH. 2015. Development and evaluation of a physically-based lake level model for water resource management: A case study for Lake Buchanan, Texas. *Journal of Hydrology: Regional Studies* **4**: 661–674 DOI: 10.1016/j.ejrh.2015.08.005

- Liu Y, Gupta HV. 2007. Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water resources research* **43** (7): 160 DOI: 10.1029/2006WR005756
- Llauca H, Lavado-Casimiro W, Montesinos C, Santini W, Rau P. 2021. PISCO\_HyM\_GR2M: A Model of Monthly Water Balance in Peru (1981–2020). *Water* DOI: 10.3390/w13081048
- Mizukami N, Clark MP, Sampson K, Nijssen B, Mao Y, McMillan H, Viger RJ, Markstrom SL, Hay LE, Woods R, et al. 2016. mizuRoute version 1: a river network routing tool for a continental domain water resources applications. *Geoscientific Model Development* **9** (6): 2223–2238 DOI: 10.5194/gmd-9-2223-2016
- Mizukami N, Rakovec O, Newman AJ, Clark MP, Wood AW, Gupta HV, Kumar R. 2019. On the choice of calibration metrics for “high-flow” estimation using hydrologic models. *Hydrology and Earth System Sciences* **23** (6): 2601–2614 DOI: 10.5194/hess-23-2601-2019
- Moriasi DN, Arnold JG, Van Liew MW, Bingner RL, Harmel RD, Veith TL. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE* **50** (3): 885–900 Available at: <https://elibrary.asabe.org/abstract.asp?aid=23153>
- Moriasi DN, Gitau MW, Pai N, Daggupati P. 2015. Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE* **58** (6): 1763–1785 DOI: 10.13031/trans.58.10715
- Nelson J, Biesinger J, Jones N, Ames DP, Hales R, Williams GP, Gutierrez-Magness A, Edwards C, Ashby K, Khattar R. 2019. Global Water Sustainability Tools from Earth Observations for the Americas. [ui.adsabs.harvard.edu](http://ui.adsabs.harvard.edu); GC41C-07. Available at: <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019AGUFMGC41C..07N>
- Paul PK, Kumari N, Panigrahi N, Mishra A, Singh R. 2018. Implementation of cell-to-cell routing scheme in a large scale conceptual hydrological model. *Environmental Modelling & Software* **101**: 23–33 DOI: 10.1016/j.envsoft.2017.12.003
- Piccolroaz S, Lazzaro MD, Zarlenga A, Majone B, Bellin A, Fiori A. 2016. HYPERstream: a multi-scale framework for streamflow routing in large-scale hydrological model. *Hydrology and Earth System Sciences* **20** (5): 2047–2061 DOI: 10.5194/hess-20-2047-2016
- Rau P, Bourrel L, Labat D, Ruelland D, Frappart F, Lavado W, Dewitte B, Felipe O. 2019. Assessing multidecadal runoff (1970–2010) using regional hydrological modelling under data and water scarcity conditions in Peruvian Pacific catchments. *Hydrological processes* **33** (1): 20–35 DOI: 10.1002/hyp.13318
- Rodriguez DA, Tomasella J. 2016. On the ability of large-scale hydrological models to simulate land use and land cover change impacts in Amazonian basins. *Hydrological Sciences Journal* **61** (10): 1831–1846 DOI: 10.1080/02626667.2015.1051979

- Salas FR, Somos-Valenzuela MA, Dugger A, Maidment DR, Gochis DJ, David CH, Yu W, Ding D, Clark EP, Noman N. 2018. Towards real-time continental scale streamflow simulation in continuous and discrete space. *Journal of the American Water Resources Association* **54** (1): 7–27 DOI: 10.1111/1752-1688.12586
- Sanchez Lozano J, Romero Bustamante G, Hales RC, Nelson EJ, Williams GP, Ames DP, Jones NL. 2021. A Streamflow Bias Correction and Performance Evaluation Web Application for GEOGloWS ECMWF Streamflow Services. *Hydrology* **8** (2): 71 DOI: 10.3390/hydrology8020071
- Seiller G, Hajji I, Anctil F. 2015. Improving the temporal transposability of lumped hydrological models on twenty diversified U.S. watersheds. *Journal of Hydrology: Regional Studies* **3**: 379–399 DOI: 10.1016/j.ejrh.2015.02.012
- Strauch M, Kumar R, Eisner S, Mulligan M, Reinhardt J, Santini W, Vetter T, Friesen J. 2017. Adjustment of global precipitation data for enhanced hydrologic modeling of tropical Andean watersheds. *Climatic change* **141** (3): 547–560 DOI: 10.1007/s10584-016-1706-1
- Tavakoly AA, Snow AD, David CH, Follum ML, Maidment DR, Yang Z-L. 2017. Continental-scale river flow modeling of the Mississippi river basin using high-resolution NHDPlusDataset. *Journal of the American Water Resources Association* **53** (2): 258–279 DOI: 10.1111/1752-1688.12456
- Thiemig V, Rojas R, Zambrano-Bigiarini M, De Roo A. 2013. Hydrological evaluation of satellite-based rainfall estimates over the Volta and Baro-Akobo Basin. *Journal of Hydrology* **499**: 324–338 DOI: 10.1016/j.jhydrol.2013.07.012
- Todini E. 1996. The ARNO rainfall—runoff model. *Journal of Hydrology* **175** (1): 339–382 DOI: 10.1016/S0022-1694(96)80016-3
- Troch PA, Carrillo G, Sivapalan M, Wagener T, Sawicz K. 2013. Climate-vegetation-soil interactions and long-term hydrologic partitioning: signatures of catchment co-evolution. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* **10** (3): 2927–2954 DOI: 10.5194/hessd-10-2927-2013
- Vitolo C, Wells P, Dobias M, Buytaert W. 2016. fuse: An R package for ensemble Hydrological Modelling. *Journal of Open Source Software* **1** (8): 52 Available at: <https://joss.theoj.org/papers/10.21105/joss.00052>
- Wagener T, Sivapalan M, Troch P, Woods R. 2007. Catchment Classification and Hydrologic Similarity. *Geography Compass* **1** (4): 901–931 DOI: 10.1111/j.1749-8198.2007.00039.x
- Wang S, Zhang K, van Beek LPH, Tian X, Bogaard TA. 2020. Physically-based landslide prediction over a large region: Scaling low-resolution hydrological model results for high-resolution slope stability assessment. *Environmental Modelling & Software* **124**: 104607 DOI: 10.1016/j.envsoft.2019.104607
- Zubieta R, Getirana A, Espinoza JC, Lavado W. 2015. Impacts of satellite-based precipitation datasets on rainfall—runoff modeling of the Western Amazon basin

of Peru and Ecuador. *Journal of Hydrology* **528**: 599–612 DOI:  
10.1016/j.jhydrol.2015.06.064

Zubieta R, Getirana A, Espinoza JC, Lavado-Casimiro W, Aragon L. 2017. Hydrological modeling of the Peruvian--Ecuadorian Amazon Basin using GPM-IMERG satellite-based precipitation dataset. *Hydrology and Earth System Sciences* **21** (7): 3543–3555 Available at: <https://hess.copernicus.org/articles/21/3543/2017/>