**INTRODUCCION**

El impacto de los fenómenos hidrometeorológicos es una preocupación a nivel global, especialmente en el contexto del cambio climático debido a la presencia de lluvias extremas cada vez más intensas y frecuentes. El Sexto Informe del IPCC advierte que, a principios de la década de 2030, el planeta superará el límite de 1,5 °C de aumento de temperatura promedio fijado por el Acuerdo de París (Hood, 2007). Este incremento se ve complementado por la relación entre Clausius-Clapeyron la cual concluye que las precipitaciones extremas diarias se intensificarán a nivel mundial debido al calentamiento de aproximadamente el 7% por °C (Martinez-Villalobos & Neelin, 2023). En el pasado, este comportamiento en la precipitación ha sido observado con el aumento del 12% en la precipitación media mundial entre 1981 y 2010, lo que refuerza la necesidad de estrategias efectivas para la gestión del riesgo ante estos eventos (Ehret et al., 2020). Además, su variación está influenciada por las características geográficas y climáticas de cada región, ya que algunas zonas experimentan tormentas e inundaciones severas de manera recurrente, mientras que otras son más propensas a sequías o deslizamientos de tierra (H. Wu et al., 2016).

No obstante, regiones afectadas por fenómenos meteorológicos extremos como El Niño enfrentan un aumento significativo en el riesgo de desastres, incluyendo inundaciones, deslizamientos y desbordamientos de ríos (L. Wu & Zhou, 2023). Estos cambios afectan directamente la dinámica hídrica de las cuencas las cuales amplifican el impacto de los eventos extremos, aumentando los daños en infraestructura y economía de las poblaciones aledañas. De esta manera, se ve reflejada la necesidad de desarrollar y emplear modelos de predicción que permitan anticipar eventos hidrometeorológicos para tomar decisiones informadas y mitigar sus impactos (Kaushik et al., 2024).

En respuesta a ello, se han desarrollado modelos hidrológicos que utilizan a las cuencas como objeto de estudio, ya que estas áreas geográficas delimitadas permiten analizar el ciclo de vida del agua, generalmente en ríos y embalses (Patil & Kherde, 2024). Estos modelos hidrológicos permiten el análisis de las cuencas y a su vez la obtención de escenarios de predicción en donde pueden presentarse inundaciones, huaicos o sequias (Marcillo & Toulkeridis, 2023). Estos modelos trabajan con datos de entrada como temperatura, precipitación y caudal, recolectados de estaciones hidrometeorológicas ubicadas en las cuencas o ríos; además, dependiendo del tipo de modelo hidrológico, también es posible incorporar variables demográficas obtenidas mediante tecnologías como satélites o drones (Lian et al., 2024).

Con el avance de la tecnología, el uso de los modelos hidrológicos ha ido evolucionando, dejando atrás a los modelos conceptuales o también llamados modelos agrupados y dando lugar al uso de los modelos distribuidos (Sales et al., 2022). Los modelos hidrológicos distribuidos modelan la cuenca dividiéndola en varias unidades espaciales para representar con mayor detalle los procesos hidrológicos de la cuenca de estudio (Francésa & Bussib, 2014). El software Soil and Water Assessment Tool (SWAT) es un modelo distribuido el cual posee herramientas para simular el manejo del uso del suelo, las características físicas del terreno y calidad de agua (Zhao et al., 2024). Por otro lado, SWAT está diseñado para evaluar grandes cuencas hidrográficas y puede realizar simulaciones a largo plazo del ciclo hidrológico, utilizando como datos de entrada, datos climáticos e hidrológicos, uso de suelo y características topográficas (Duan et al., 2024). Los datos de entrada geográficos como el DEM influyen en la respuesta de la cuenca y los procesos hidrológicos, mientras que, para estimar el rendimiento de sedimentos, es importante tener en cuenta la precisión de los datos de tipo y uso de suelo (Rasheed et al., 2024). Finalmente, este software ha sido usado para evaluar predicciones de escenarios futuros (2040-2069 y 2070-2099), a través de los caudales, utilizando datos disponibles entre 2006 y 2015 (R2>0.75) en distintas cuencas a nivel global(Jin et al., 2024). En conclusión, el modelo SWAT es capaz de simular la dinámica hidrológica a largo plazo y adaptarse a escenarios complejos lo que permite planificar y mitigar los posibles riesgos futuros en grandes cuencas.

No obstante, los software para modelos hidrológicos dependen de la disponibilidad y calidad de los datos de entrada, los cuales pueden verse limitados por factores externos como la baja densidad de estaciones hidrometeorológicas, falta de continuidad en la recolección de información o por interrupciones en su funcionamiento a causa de inundaciones, huaicos o lluvias intensas (Ndiaye et al., 2024). Asimismo, la calidad de los datos de entrada debe evaluarse mediante un proceso previo de validación usando modelos estadísticos (Pettitt, Buishand y SNHT), los cuales son capaces de detectar heterogeneidades, es decir, diferencias significativas en la media de los datos observados (Sobral et al., 2020). Ante esta limitación la búsqueda de una base de datos

Perú es un país vulnerable a estos eventos hidrometeorológicos extremos, el país enfrenta desafíos importantes debido a la infraestructura inadecuada, la variabilidad climática y los factores socioeconómicos que agravan los riesgos asociados a estos eventos (Bell et al., 2024). No obstante, durante el fenómeno del Niño en 1997 y 1998, Piura experimentó impactos significativos en su infraestructura y economía (Ramírez, 2018). Se estimaron pérdidas en infraestructura cercanas a los 800 millones de dólares, afectando carreteras, puentes y edificaciones esenciales. Además, la economía regional, particularmente en sectores como la agricultura y el comercio, sufrió una contracción de entre el 10% y el 15% (INDECI, 2016).

En el marco de este proyecto se está implementando un modelo hidrológico para la cuenca del río Piura utilizando el software SWAT, ya que esta cuenca es la de mayor influencia en el departamento de Piura. Para ello, se han recolectado datos de entrada de diversas estaciones hidrometeorológicas, los cuales fueron sometidos a procesos de validación y corrección mediante modelos estadísticos y el cálculo del error cuadrático medio, garantizando así la calidad y fiabilidad de la información utilizada en la construcción del modelo. Este proceso busca ser replicable para situaciones en donde exista una poca cantidad de estaciones hidrometeorológicas, datos recolectados sin que sean validados, además de que sea para cuencas en donde se presenten eventos hidrometeorológicos extremos. Los resultados obtenidos permitirán desarrollar estrategias de mitigación que contribuyan a reducir los riesgos y vulnerabilidades en los pueblos aledaños a la cuenca de estudio.

**Selección de la cuenca de estudio**

En el Perú se presentan eventos climáticos extremos en zonas donde las precipitaciones ocurren con intensidad, teniendo como una de las regiones más afectadas a Piura (fuente1). Durante las últimas décadas los periodos de retorno de las inundaciones y huaicos en Piura han ido disminuyendo de 5.2 a 3.4 años relacionado el Fenómeno del Niño (fuente 2). Como consecuencia, se han presentado problemas en la infraestructura, salud y economía de los pueblos aledaños (fuente3). Por ejemplo, Catacaos, ubicado en el Bajo Piura, sufre inundaciones recurrentes debido al desborde del rio por su ubicación en una zona plana y baja (fuente 4). Además, la provincia de Chulucanas se encuentra en una posición vulnerable debido a la falta de infraestructura de drenaje que permita evacuar el agua de lluvias intensas (fuente 5). Por otro lado, la ciudad de Piura enfrenta inundaciones urbanas como consecuencia del crecimiento desordenado y la deficiente planificación del sistema pluvial (fuente 6).

La cuenca del río Piura cuenta con un área de 10,872 km², está situada entre los afloramientos rocosos de la cordillera costera y las estribaciones de la Cordillera Occidental de los Andes (fuente 2).

**Variables**

**DEM**

El Modelo Digital de Elevación (DEM) es una representación de la superficie terrestre en un formato de mapa de celdas, donde cada una contiene un valor de elevación, permite generar mapas de pendientes, cuencas, redes de flujo y otras características topográficas (fuente 7).

**Uso de Suelos**

El uso de suelo indica cómo se utiliza el terreno en un formato digital a través de celdas que representan por ejemplo áreas agrícolas, forestales, urbanas, entre otras (fuente 8). Esta variable influye directamente en procesos como la infiltración, la escorrentía y la evapotranspiración (fuente 9).

**Tipo de suelos**

Esta variable hace referencia a las propiedades físicas del terreno, las cuales son asignadas por medio de celdas donde especifica la textura, estructura, capacidad de retención de agua y permeabilidad del terreno (fuente 10). Esta variable se utiliza para estimar la cantidad de escorrentía, percolación y almacenamiento de agua en el suelo. (fuente 9)

**Precipitación**

Esta variable se define como cualquier forma de agua que cae a la superficie terrestre, principalmente en forma de lluvia (fuente 11). Se usa para calcular el escurrimiento superficial, la recarga del acuífero y el balance hídrico total (fuente 12).

**Temperatura**

La temperatura mide el nivel de energía térmica de un sistema, medido en unidades como grados Celsius (°C), Kelvin (K) o Fahrenheit (°F). Se utiliza principalmente para estimar la evapotranspiración, que representa la pérdida de agua por evaporación del suelo. (fuente 13).

**Caudal**

Representa el volumen de agua que fluye a través de una sección transversal de un río por unidad de tiempo, expresado comúnmente en metros cúbicos por segundo (m³/s) (fuente 14). En modelos hidrológicos es utilizado para comparar los resultados simulados con los datos reales y validar el comportamiento de la cuenca o rio (fuente 15).

**METODOLOGIA**

Esta investigación busca calibrar un modelo hidrológico replicable utilizando datos observados, en donde la falta de datos de variables será completada mediante técnicas de inteligencia artificial, con el fin de evaluar escenarios futuros en contextos de alta incertidumbre hidrometeorológica.

Esta metodología constara de tres partes recolección de variables hidrometeorológicas y topográficas, creación del modelo hidrológico y finalmente la calibración del modelo hidrológico.

En primera instancia, las variables hidrometeorológicas, como la precipitación y la temperatura, fueron utilizadas como datos de entrada para el modelo hidrológico. Los caudales, por su parte, se emplearon como referencia para la calibración del modelo, asumiéndose como valores reales con los que se compararon los caudales obtenidos en el modelo hidrológico (fuente 16). Por un lado, las variables climáticas consideradas incluyen la temperatura del aire, la humedad relativa y la precipitación; por otro lado, las variables hidrológicas comprenden el caudal, el contenido de humedad del suelo y la calidad del agua (fuente 17).

No obstante, debido a factores externos como huaicos o inundaciones, los datos recolectados por las estaciones hidrometeorológicas tienen un alto nivel de incertidumbre, en consecuencia, estos datos deben ser sometidos a pruebas estadísticas para garantizar su veracidad (fuente 18). Con el objetivo de garantizar la replicabilidad del modelo, se optó por utilizar datos de precipitación provenientes del producto grillado RAIN4PE (Rainfall for Perú and Ecuador), el cual proporciona información de precipitación para ambos países (fuente 19). Este producto ha demostrado ser más confiable y preciso que otros productos de precipitación como ERA5, CHIRP, CHIRPS, MSWEP y PISCO (fuente 20). Además, su utilidad no se limita únicamente a los modelos hidrológicos, ya que también resulta eficaz para evaluar sequías a corto y largo plazo, apoyando la gestión sostenible de los recursos hídricos en Perú y Ecuador (fuente 21).

Este conjunto de datos se ha generado mediante la combinación de diversas fuentes de información sobre la precipitación, incluyendo datos satelitales del producto CHIRP (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation), reanálisis de ERA5 y datos de precipitación ajustados por elevación del terreno, utilizando para ello técnicas de aprendizaje automático como la regresión mediante Random Forest (fuente 22). Además, este producto aprovecha al máximo las observaciones in situ disponibles, integrándolas para mejorar su precisión (fuente 23). Asimismo, incorpora datos de caudal con el fin de corregir la subestimación de la precipitación en zonas de páramo y cuencas de alta montaña, donde las condiciones topográficas suelen dificultar una estimación precisa (fuente 24).

Por otro lado, para la variable temperatura se seleccionaron los productos de PisCot v1.2 el cual dispone de datos de temperatura de alta resolución para Perú, que abarca el período de 1981 a 2020 (fuente 25). Este conjunto de datos se ha desarrollado mediante el control de calidad, el llenado de huecos, la homogeneización y la interpolación espacial, que captura una variabilidad espacial compleja con errores absolutos medios de 1,4 °C y 1,2 °C (fuente 26).

Para este estudio se seleccionó un periodo prolongado de años debido a que la precisión de las estimaciones de frecuencia está fuertemente vinculada al tamaño de la muestra (fuente 27). Los años seleccionados para este estudio comprendieron entre 2000-2015.

Con respecto a las variables topográficas, el modelo hidrológico aplicado a la cuenca del río Piura fue construido utilizando el modelo de elevación digital FABDEM con una resolución espacial de 30 metros. Además, se incorporaron mapas de uso y tipo de suelo provistos por la misma base de datos del SWAT+, los cuales fueron obtenidos a través de sensores satelitales y plataformas de libre acceso (fuente 28).

Para preparar las variables, se realizó una evaluación visual de los datos recolectados, mediante la creación de una tabla de precipitación, con una frecuencia diaria (fuente29). Se establecieron parámetros tales como la verificación de ausencia de datos negativos, detección distorsiones en la media de la serie y asegurar la presencia de límites creíbles (fuente30). Tomando en consideración la detección un valor límite de lluvia de 305mm como máximo para las estaciones hidrometeorológicas (fuente 31). Estos análisis se ejecutaron con una frecuencia diaria y mensual para obtener una visión más clara de las tendencias a largo plazo de la precipitación (fuente 32)

En caso exista ausencia de información de variables en periodos de tiempo relevantes se propuso el uso de una red neuronal Long Short-Term Memory (LSTM) (fuente 33). Este modelo se entrenó utilizando datos de los siete días previos, aplicando una funcion de actiacion ReLU y normalización Min-Max para asegurar que las predicciones se mantuvieran dentro del rango físico esperado (fuente 34). Las redes LSTM son especialmente adecuadas para el modelado hidrológico, ya que tienen la capacidad de capturar dependencias temporales y relaciones no lineales en series de datos secuenciales, características comunes en los procesos hidrológicos (fuente 35). Su implementación permite desarrollar sistemas de predicción de inundaciones más precisos mediante el análisis de variables interrelacionadas como el nivel del agua, el caudal y la precipitación (fuente 36). Además, su eficacia ha sido demostrada en estudios realizados en cuencas hidrográficas del Pantanal brasileño y Canadá, donde se utilizaron datos de precipitación diaria (fuente 37). En el caso del Pantanal, se logró un coeficiente de determinación (R²) de 0.82 y un error cuadrático medio (RMSE) de 0.53, evidenciando un alto nivel de precisión en la estimación del flujo de agua (fuente 38).

En segunda instancia, una vez finalizada la recolección de las variables de entrada a través de productos mencionados en los párrafos anteriores, se procedió con la elaboración del modelo hidrológico utilizando la extensión QSWAT+ v2.0.1. Para iniciar este proceso se adaptaron los formatos de las variables topográficas e hidrológicas obtenidas anteriormente para su uso en el software.

En primer lugar, para las variables topográficas, se elaboró un mapa vectorial (shape) de la cuenca del rio Piura, en un archivo raster que representa las elevaciones del terreno en la zona de estudio. Para su georeferenciación se utilizó un sistema referencial WGS 84 / UTM zone 17N. Además, se generó el punto outlet que tiene como función definir el lugar donde se concentra el agua de la cuenca, es decir, el punto final de escurrimiento.

En segundo lugar, para las variables hidrometeorológicas, se estudiaron los formatos necesarios para el uso del SWAT, como, por ejemplo, los datos para la sección de “weather station” se colocaron en archivos de texto (.txt) con el nombre pcp.txt y tmp.txt respectivamente. Esta sección está conformada por las variables de precipitación y temperatura, además, se ordenaron con una frecuencia diaria. Posteriormente, estos archivos fueron denominados por el nombre de la estación de la cual se obtuvo el dato seguido de la abreviación de la variable a la que se hace referencia. Dentro de los archivos .txt se ubican en la primera fila la fecha de comienzo de la recolección los datos sin ningún carácter ni espacio, además, a la izquierda se encuentra la temperatura mínima y a la derecha la máxima alcanzada diariamente. Ver ilustración 2

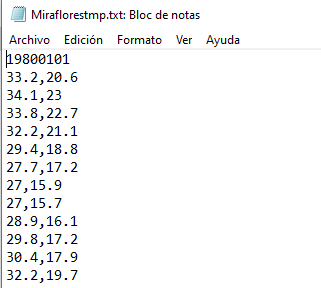


Ilustración 2 Formato para datos de temperatura de la estación Miraflores del año 1980

Por otro lado, se ordenaron los datos de la sección “Weather generator” en un archivo .sqlite. con un periodo de datos a nivel mensual. Además, se diseñaron dos tablas, la primera fue utilizada para colocar el nombre de las estaciones, su elevación, coordenadas, y años de estudio. La segunda tabla muestra las variables a nivel mensual, estas variables son descritas y ordenadas de la siguiente manera: tmp\_max\_av, tmp\_min\_av, tmp\_max\_sd, tmp\_min\_sd, pcp\_ave, pcp\_sd, pcp\_skew, wer\_dry, wet\_wet, pcp\_days, pcp\_hhr, slr\_ave, dew\_ave, wnd\_ave, wgn\_id.

Los datos preparados dieron lugar al inicio de la ejecución del programa para obtener el modelo hidrológico. Este proceso abarco tres etapas, delinear la cuenca hidrográfica, crear las unidades de respuesta hidrológica (HRUS), y finalmente introducir los datos de las estaciones para obtener los resultados a través de SWAT EDIT.

El proceso de modelación hidrológica de la cuenca del río Piura se desarrolló en tres etapas principales. En la primera etapa, se integraron las variables topográficas, incluyendo el modelo digital de elevación (DEM) y la delimitación de la red de drenaje, estableciendo los umbrales de contribución de flujo y definiendo el punto de salida (outlet) de la cuenca (fuente 39). En la segunda etapa, se incorporaron los mapas de uso y tipo de suelo, junto con información complementaria proporcionada por la base de datos global de QSWAT+, considerando también rangos de pendiente específicos. En esta fase se realizó la generación y filtración de las Unidades de Respuesta Hidrológica (HRUs) (fuente 40). Finalmente, en la tercera etapa, se configuraron los datos meteorológicos mediante el Weather Generator y las estaciones climáticas, lo que permitió definir el periodo de simulación y obtener el archivo swatplus\_output.sqlite Ver ilustración 11. Este archivo fue empleado posteriormente para la calibración del modelo hidrológico en RStudio, utilizando los valores de caudal generados como referencia (fuente 41).

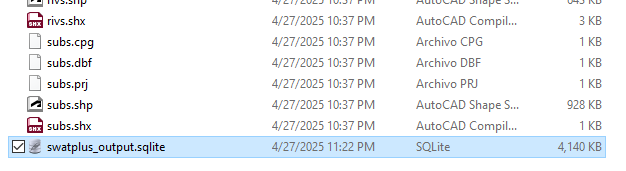


Ilustración 11 Obtención del archivo SQlite necesario para la calibración de los parámetros del modelo hidrológico trabajado

Por último, se procedió a realizar la calibración de los resultados de caudal obtenidos en el modelo hidrológico. Se propuso un enfoque multiobjetivo para capturar distintos aspectos del comportamiento hidrológico mediante dos indicadores el índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y logaritmo natural de la desviación estándar (LogNSE) (fuente 42). El NSE mide el grado de concordancia entre los valores simulados y los observados, siendo los valores cercanos a 1 indicativos de un mejor desempeño del modelo (fuente 43). Sin embargo, este indicador puede verse influenciado por la variabilidad de los datos, lo que reduce el umbral de aceptabilidad en ciertos contextos (fuente 44). Por ejemplo, en la calibración de modelos hidrológicos con datos diarios, valores de NSE entre 0.2 y 0.4 suelen considerarse aceptables, mientras que, en escalas temporales mensuales, los valores aceptables oscilan entre 0.7 y 0.95, reflejando un desempeño mucho más robusto (fuente 45y46).

La calibración se complementó con el uso de algoritmos evolutivos y técnicas de regionalización espacial para ajustar parámetros en zonas sin datos observacionales (fuente 47). Si bien la literatura ofrece múltiples parámetros de calibración, la selección final se basa en la evaluación visual y estadística de distintos escenarios que pueden surgir entre los caudales simulados y los observados (fuente 48). Entre estos casos pueden presentarse escenarios tales como fallas en simular algunos picos de caudal, fallas en simular el flujo superficial sobre estimando los caudales observados consistentemente, retardo consistente en el flujo simulado o sobre estimación de picos, pero subestimación en los demás periodos (fuente 49). En base a los resultados se procederá en seleccionar los parámetros más adecuados para la calibración.

No obstante, se identificaron los parámetros que presentaron un mejor ajuste al modelo hidrológico aplicado (fuente 50). Entre ellos, GW\_DELAY destacó como un componente clave, ya que representa el retraso (en días) entre la infiltración del agua en el perfil del suelo y su posterior ingreso al acuífero; valores elevados de este parámetro indican un sistema con una respuesta más lenta (fuente 51). Asimismo, el parámetro ALPHA\_BF, que corresponde al coeficiente de recesión del flujo base, mostró gran sensibilidad: valores cercanos a cero representan una descarga lenta del acuífero, mientras que valores cercanos a uno reflejan una respuesta rápida (fuente 52). Otro parámetro relevante fue GWQMN, el cual define el nivel mínimo de agua en el acuífero superficial (expresado en milímetros) necesario para que se genere flujo base hacia los cauces (fuente 54). Por su parte, RCHRG\_DP actuó como el coeficiente de retardo del escurrimiento superficial desde las unidades de respuesta hidrológica (HRUs) hacia los cauces principales (fuente 55). Finalmente, se consideró el parámetro ESCO, que regula la extracción de humedad por parte de la vegetación, modulando la tasa de evapotranspiración en función de la humedad disponible en el suelo (fuente 56).

**Bibliografía**

Andrade, J. M., Ribeiro Neto, A., Nóbrega, R. L. B., Rico-Ramirez, M. A., & Montenegro, S. M. G. L. (2024). Efficiency of global precipitation datasets in tropical and subtropical catchments revealed by large sampling hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, *633*(February). https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131016

Bell, I., Laurie, N., Calle, O., Carmen, M., & Valdez, A. (2024). Education for disaster resilience: Lessons from El Niño. *Geoforum*, *148*(December 2022), 103919. https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2023.103919

Cantoni, E., Tramblay, Y., Grimaldi, S., Salamon, P., Dakhlaoui, H., Dezetter, A., & Thiemig, V. (2022). Hydrological performance of the ERA5 reanalysis for flood modeling in Tunisia with the LISFLOOD and GR4J models. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, *42*(July), 101169. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101169

Duan, H., Li, L., Kong, Z., & Ye, X. (2024). Combining the digital filtering method with the SWAT model to simulate spatiotemporal variations of baseflow in a mountainous river basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, *56*(June), 101972. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.101972

Ehret, U., Van Pruijssen, R., Bortoli, M., Loritz, R., Azmi, E., & Zehe, E. (2020). Adaptive clustering: Reducing the computational costs of distributed (hydrological) modelling by exploiting time-variable similarity among model elements. *Hydrology and Earth System Sciences*, *24*(9), 4389–4411. https://doi.org/10.5194/hess-24-4389-2020

Francésa, F., & Bussib, G. (2014). Análisis del impacto del cambio climático en el ciclo de sedimentos de la cuenca del río Ésera (España) mediante un modelo hidrológico distribuido. *Ribagua*, *1*(1), 14–25. https://doi.org/10.1016/s2386-3781(15)30004-9

Hood, R. (2007). Global Warming. *A Companion to Applied Ethics*, 674–684. https://doi.org/10.1002/9780470996621.ch50

INDECI. (2016). *Compendio estadistico del INDECI*.

Jin, L., Xue, H., Dong, G., Han, Y., Li, Z., & Lian, Y. (2024). Coupling the remote sensing data-enhanced SWAT model with the bidirectional long short-term memory model to improve daily streamflow simulations. *Journal of Hydrology*, *634*(February), 131117. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131117

Kaushik, P. R., Ndehedehe, C. E., Patil, R., & Noll, M. R. (2024). Evaluation of precipitation products for enhancing hydrological model output: A Chemung River watershed case study. *Geomatica*, *76*(2), 100025. https://doi.org/10.1016/j.geomat.2024.100025

Lian, X., Hu, X., Shi, L., Shao, J., Bian, J., & Cui, Y. (2024). Identification of Time-Varying Conceptual Hydrological Model Parameters with Differentiable Parameter Learning. *Water (Switzerland)*, *16*(6). https://doi.org/10.3390/w16060896

Marcillo, J. L. M., & Toulkeridis, T. (2023). Hydrological Modeling for the Discharge Production in an Experimental Area of the Guayas River Basin, Ecuador. *Revista Geografica de Chile Terra Australis*, *59*, 73–83. https://doi.org/10.23854/07199562.20231.munoz

Martinez-Villalobos, C., & Neelin, J. D. (2023). Regionally high risk increase for precipitation extreme events under global warming. *Scientific Reports*, *13*(1), 1–14. https://doi.org/10.1038/s41598-023-32372-3

Muñoz, R., Huggel, C., Drenkhan, F., Vis, M., & Viviroli, D. (2021). Comparing model complexity for glacio-hydrological simulation in the data-scarce Peruvian Andes. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, *37*(October). https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100932

Ndiaye, P. M., Bodian, A., Dezetter, A., Ogilvie, A., & Goudiaby, O. (2024). Sensitivity of global hydrological models to potential evapotranspiration estimation methods in the Senegal River Basin (West Africa). *Journal of Hydrology: Regional Studies*, *53*(November 2023), 101823. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.101823

Patil, G., & Kherde, R. (2024). Assessment of Large River Basin Approaching GIS and Computation of Simulation Techniques Using Latest Software. *Ecological Engineering and Environmental Technology*, *25*(1), 360–368. https://doi.org/10.12912/27197050/175753

Ramírez, I. J. (2018). Exploring tropical variability and extremes impacts on population vulnerability in Piura, Peru: The case of the 1997-98 el niño. In *Tropical Extremes: Natural Variability and Trends*. Elsevier Inc. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809248-4.00008-X

Rasheed, N. J., Al-Khafaji, M. S., Alwan, I. A., Al-Suwaiyan, M. S., Doost, Z. H., & Yaseen, Z. M. (2024). Survey on the resolution and accuracy of input data validity for SWAT-based hydrological models. *Heliyon*, *10*(19), e38348. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38348

Sales, J. M. de J., Aguiar Netto, A. de O., & Carvalho, C. M. de. (2022). Hydrological modeling of hydrographic basin in the northeast semiarid region of Brazil. *Research, Society and Development*, *11*(3), e48711326735. https://doi.org/10.33448/rsd-v11i3.26735

Samuel, J., Coulibaly, P., Dumedah, G., & Moradkhani, H. (2014). Assessing model state and forecasts variation in hydrologic data assimilation. *Journal of Hydrology*, *513*, 127–141. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.03.048

Sobral, B. S., de Oliveira-Júnior, J. F., Alecrim, F., Gois, G., Muniz-Júnior, J. G., de Bodas Terassi, P. M., Pereira-Júnior, E. R., Lyra, G. B., & Zeri, M. (2020). PERSIANN-CDR based characterization and trend analysis of annual rainfall in Rio De Janeiro State, Brazil. *Atmospheric Research*, *238*(October 2019). https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.104873

Todorović, A., Grabs, T., & Teutschbein, C. (2024). Improving performance of bucket-type hydrological models in high latitudes with multi-model combination methods: Can we wring water from a stone? *Journal of Hydrology*, *632*(February). https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.130829

Wu, H., Huang, M., Tang, Q., Kirschbaum, D. B., & Ward, P. (2016). Hydrometeorological Hazards: Monitoring, Forecasting, Risk Assessment, and Socioeconomic Responses. *Advances in Meteorology*, *2016*. https://doi.org/10.1155/2016/2367939

Wu, L., & Zhou, J. (2023). Rainfall Infiltration in Unsaturated Soil Slope Failure. *SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology*, *Part F2*, 1–14. https://doi.org/10.1007/978-981-19-9737-2\_1

Zeimetz, F., Schaefli, B., Artigue, G., García Hernández, J., & Schleiss, A. J. (2017). Relevance of the correlation between precipitation and the 0 °C isothermal altitude for extreme flood estimation. *Journal of Hydrology*, *551*, 177–187. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.05.022

Zhang, Z., Koren, V., Reed, S., Smith, M., Zhang, Y., Moreda, F., & Cosgrove, B. (2012). SAC-SMA a priori parameter differences and their impact on distributed hydrologic model simulations. *Journal of Hydrology*, *420*–*421*, 216–227. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.12.004

Zhao, J., Zhang, N., Liu, Z., Zhang, Q., & Shang, C. (2024). SWAT model applications: From hydrological processes to ecosystem services. *Science of the Total Environment*, *931*(January), 172605. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172605