Artículo

Simulación del caudal en España utilizando redes Long Short-Term Memory

Jesús Casado Rodríguez 1

|  |
| --- |
| **Citation:** To be added by editorial staff during production.  Academic Editor: Firstname Lastname  Received: date  Revised: date  Accepted: date  Published: date    **Copyright:** © 2023 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). |

1 Joint Research Centre – European Commission; [jesus.casado-rodriguez@ec.europa.eu](mailto:jesus.casado-rodriguez@ec.europa.eu)

**\*** Correspondencia: jesus.casado-rodriguez@ec.europa.eu

**Se ha creado el conjunto de datos CAMELS-ESP dentro de la iniciativa CARAVAN para estudios hidrológicos a gran escala. Sobre estos datos se han entrenado dos redes neuronales capaces de predecir el caudal observado y el funcionamiento del modelo hidrológico LISFLOOD-OS.**

**Resumen:** Dentro de la iniciativa CARAVAN, que pretende crear un conjunto de datos hidrológicos globales, se ha creado el subconjunto de datos correspondiente a España. El punto de partida son las series temporales de caudal diario en ríos disponibles en el Anuario de Aforos de España. Tras su tratamiento y selección de puntos de estudio, se ha generado un conjunto de datos con 285 cuencas; los datos incluyen las series diarias de caudal, series meteorológicas de reanálisis extraídas de ERA5 y atributos estáticos (sin variación temporal) de las cuencas extraídos de HydroATLAS. Sobre estos datos se ha entrenado una red neuronal recurrente (Long-short Term Memory, LSTM) capaz de reproducir el caudal diario en el punto de salida de una cuenca a partir de las variables meteorológicas y los atributos de dicha cuenca. Además, CAMELS-ESP cuenta con información extra extraída de EFAS (European Flood Awareness System), que abarca series meteorológicas observadas extraídas de EMO1 (European Meteorogical Observations), series de caudal simulado con el modelo hidrológico LISFLOOD-OS, y una serie de atributos extraídos a partir de los mapas estáticos que utiliza LISFLOOD-OS. Con esta información extra se ha entrenado una segunda red LSTM que emula el funcionamiento del modelo hidrológico LISFLOOD-OS. El objetivo de esta segunda red es ser capaces de implementar en un futuro el paradigma *parameter learning* en la calibración de LISFLOOD-OS.

**Keywords:** CAMELS-ESP; CARAVAN; EFAS; LISFLOOD; LSTM

1. Introducción

Los modelos hidrológicos son algoritmos capaces de reproducir el ciclo del agua. Tradicionalmente, estos modelos están basados en ecuaciones que reproducen de forma aproximada los procesos físicos que tienen lugar en el ciclo hidrológico: precipitación, infiltración, escorrentía, flujo subterráneo del agua, traslación del caudal en los cauces… Los modelos se alimentan de datos meteorológicos (precipitación, temperatura, etc.) y fisiográficos (altitud, pendiente, características del suelo, de la vegetación, etc.) y simulan diversas variables de estado y flujos del ciclo hidrológico, siendo la más habitual el caudal, pero pudiendo abarcar otras variables como la cobertura nival, humedad del suelo, nivel freático, etc. Este tipo de modelos siguen siendo los más extendidos en el campo de la hidrología, por ejemplo, para la predicción de avenidas en tiempo real.

A este tipo de modelos pertenece LISFLOOD Open Source [1(Joint Research Centre - European Commission, 2023; van der Knijff et al., 2010)]. LISFLOOD-OS se utiliza, entre otros, en las simulaciones de EFAS (European Flood Awareness System) (Joint Research Centre - European Commission, s. f.-a) y de GloFAS (Global Flood Awareness System) (Joint Research Centre - European Commission, s. f.-b). Para su implementación en EFAS, el modelo LISFLOOD-OS fue calibrado en cerca de 2000 estaciones de aforo de toda Europa, partiendo de cerca de 100 mapas con las características físicas de las cuencas (Salamon et al., 2023) y las series temporales de caudal, precipitación y temperatura observadas (Thiemig et al., 2022). La calibración de este tipo de modelos es un proceso muy costoso en cuanto a tiempo, en el que los parámetros del modelo físico se ajustan específicamente para cada subcuenca hidrográfica de manera que las simulaciones reproduzcan el caudal observado (Grimaldi et al., 2023; Hirpa et al., 2018).

Durante los últimos años, con la irrupción de los modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, ha aparecido un nuevo tipo de modelos hidrológicos, los puramente basados en datos (Kratzert et al., 2018; Nevo et al., 2022). Estos modelos utilizan la capacidad que las redes neuronales tienen de extraer patrones de cantidades masivas de datos para simular aspectos del ciclo hidrológico, como puede ser el caudal de los ríos. En los últimos años se ha demostrado la potencialidad de las redes neuronales recurrentes, en concreto las LSTM (Long Short-Term Memory), para la simulación de series temporales de caudal (Feng et al., 2020; Gauch et al., 2021; Koch & Schneider, 2022; Kratzert et al., s. f., 2018, 2019; Lees et al., 2022; Mao et al., 2021; Yokoo et al., 2022). Existen estudios comparativos de estas LSTM y los modelos tradicionales donde se muestra que el uso de redes neuronales supera en rendimiento a los modelos tradicionales. Otras ventajas que se atribuyen a estos métodos son la rapidez tanto en la calibración del modelo (puesto que se calibra un único modelo para toda el área de estudio, en lugar de una calibración para cada subcuenca), y de ejecución (puesto que los modelos tradicionales o físicamente basados deben de resolver ecuaciones en ocasiones complicadas en mallas de cada vez mayor resolución). Por su parte, las desventajas que se atribuyen a este tipo de modelos son principalmente dos: el hecho de que son cajas negras donde no se sabe qué pasa dentro del modelo, y que su aplicación es específica a una o varias variables concretas (por ejemplo, el caudal), es decir, no se simulan el resto de los procesos del ciclo hidrológico.

Con la idea de extraer el potencial de ambos tipos de modelos surgen los modelos híbridos (Slater et al., 2023). En ellos se aplican redes neuronales dentro del proceso de modelado, bien en la calibración del modelo físico, bien en el pre-procesado, bien dentro del propio modelo, bien en el post-procesado de los resultados. En el segundo de estos grupos, el que utiliza redes neuronales en la calibración, aparece el concepto de aprendizaje de parámetros [16]. La idea principal es que una red neuronal aprenda a estimar los parámetros del modelo físico en función de otras variables, y así poder generar los parámetros adecuados para cualquier ubicación. Un requisito indispensable para poder aplicar aprendizaje de parámetros sobre un modelo físico es que sea diferenciable, de modo que pueda aplicarse el algoritmo de retropropagación en su entrenamiento. Un método alternativo es crear una red neuronal que emule el funcionamiento del modelo físico, lo que se conoce como un modelo subrogado. La técnica del aprendizaje de parámetros tiene dos ventajas principales. Por un lado, se calibra un único modelo que incluye todas las subcuencas de interés. Por otro lado, como resultado se obtiene la relación entre las variables fisiográficas y los parámetros del modelo físico, lo que permite generar los parámetros del modelo físico en cuencas sin datos de caudal (lo que se llama regionalización de parámetros).

A medio plazo, se quiere explorar la aplicabilidad del aprendizaje de parámetros en la calibración de LISFLOOD-OS de cara a su implementación en EFAS y GloFAS. Puesto que LISFLOOD-OS no está escrito en un lenguaje diferenciable, es necesario, como paso previo, crear un modelo subrogado de LISFLOOD.

El objetivo de este trabajo es triple. En primer lugar, crear un conjunto de datos hidrológicos para España que incluya los datos necesarios (atributos, series meteorológicas y series de caudal) de un conjunto amplio de cuencas que represente en lo posible los distintos regímenes hidrológicos en España. Este conjunto será publicado dentro de la comunidad hidrológica CARAVAN (Kratzert et al., 2023) bajo el nombre CAMELS-ESP (Catchment Attributes and Meteorology for Large-sample Studies – España). En segundo lugar, desarrollar una red neuronal capaz de simular las series históricas de caudal en las cuencas de estudio. En último lugar, desarrollar una red neuronal que emule el funcionamiento del modelo hidrológico físicamente basado LISFLOOD-OS.

2. Materiales y métodos

2.1 Cuencas de estudio

El punto de partida para generar el conjunto de datos CAMELS-ESP son las series diarias de caudal publicadas en el Anuario de Aforos (CEDEX, 2021). Esta base de datos contiene, entre otros, las series diarias de caudal de las estaciones de aforo dependientes del Ministerio de Transición Ecológica. Es decir, incluye datos de toda la España peninsular a excepción de las cuencas internas catalanas y andaluzas. En total, se incluyen 1074 estaciones con una representación diversa. Sobre este conjunto inicial de datos es necesario filtrar aquellas estaciones de interés para este estudio.

El filtrado de estaciones se hace en función de una serie de condiciones. Se seleccionan sólo estaciones con cuencas hidrográficas de al menos 100 km2, criterio que se toma de CARAVAN. El periodo de interés abarca desde el 1 de octubre de 1991 (fecha de inicio de las simulaciones de EFAS5) hasta el 30 de septiembre de 2020 (fin de los datos en el Anuario de Aforos). Dentro de este periodo de estudio, se seleccionan aquellas estaciones con una cobertura de datos de al menos el 90% en al menos 8 años consecutivos; estos 8 años se toman de los criterios escogidos en la calibración de EFAS5. Sobre las series así seleccionadas (606), se hace un filtrado manual para seleccionar aquellas estaciones (337) cuya serie de caudal no está claramente alterada por la presencia de embalses, vertidos u otras alteraciones humanas de complicada representación en un modelo hidrológico. Por último, para evitar la correlación espacial, se eliminan estaciones muy próximas en el mismo cauce. La muestra final incluye 285 cuencas que se concentran principalmente en el Centro y Norte peninsular, puesto que las cuencas del Sur (Guadiana y Guadalquivir) y Este (Júcar y Segura) están altamente alteradas.

2.2 CAMELS-ESP

La iniciativa CARAVAN (Kratzert et al., 2023) incluye un repositorio GitHub con las herramientas necesarias para contribuir con un nuevo conjunto de datos. Los datos de partida son las series de caudal observado en estaciones de aforo (obtenidas en el punto anterior) y una capa GIS de polígonos con las cuencas hidrográficas de dichas estaciones. Para el trazado de las cuencas hidrográficas de las 285 estaciones seleccionadas se utilizaron herramientas GIS (QGIS y ArcHydrotools de ArcMap), partiendo del modelo digital del terreno MERIT (Multi-Error-Removed Improved-Terrain DEM) (Yamazaki et al., 2017), de aproximadamente 90 m de resolución. Se seleccionó este modelo del terreno por estar ya corregido hidrológicamente de manera que el flujo de los ríos no se vea interrumpido por puentes, embalses u otros obstáculos.

Los códigos del repositorio CARAVAN utilizan la capa de polígonos para extraer tanto las series temporales de variables hidrometeorológicas, como los atributos de cada cuenca. Las series hidrometeorológicas se obtienen de las simulaciones del modelo meteorológico ERA5 (Hersbach et al., 2020), el modelo de reanálisis (con asimilación de datos observados) del ECMWF (European Centre for Medium-Range Forecast); la Tabla 1 muestra el listado de series incluidas en CAMELS-ESP. Los atributos de las cuencas, a su vez, se extraen de la base de datos HydroATLAS (Lehner et al., 2022; Linke et al., 2019); la Tabla 2 muestra el listado de los atributos incluidos en CAMELS-ESP.

Junto con las series meteorológicas y los atributos de las cuencas, el conjunto de datos CAMELS-ESP las series de caudal observado seleccionadas a partir del Anuario de Aforos.

2.3 Ampliación de CAMELS-ESP: EMO1 y EFAS5

El conjunto de datos CAMELS-ESP básico, el que se genera a partir de las herramientas de su repositorio, ha sido ampliado con los datos provenientes del sistema EFAS en su versión 5.

EFAS es un sistema de pronóstico hidrológico basado en la simulación del modelo hidrológico LISFLOOD-OS (Joint Research Centre - European Commission, 2023). LISFLOOD-OS simula el ciclo hidrológico a partir de las series meteorológicas de entrada (precipitación, temperatura y evapotranspiración) del conjunto de datos EMO1 (Thiemig et al., 2022), una serie de 76 mapas estáticos con características de las cuencas (geomorfología, usos del suelo, vegetación, características del suelo, demanda...) (Salamon et al., 2023) y los 14 parámetros del modelo calibrados para cada una de las cuencas (XX).

Toda la información del sistema EFAS se agregó y añadió al conjunto de datos CAMELS-ESP. A partir de los mapas de EMO1, se calcularon las series temporales areales de precipitación, temperatura y evapotranspiración de cada cuenca. A partir de los mapas estáticos se calcularon diversos estadísticos (media, suma, desviación típica, mínimo, máximo) de las características de las cuencas y se agregaron a los atributos de CAMELS-ESP. De forma similar, se calculó la media de los parámetros del modelo en cada una de las subcuencas y se agregaron como atributos en CAMELS-ESP. Por último, se extrajo la serie de caudal simulado (reanálisis) de EFAS5 en los puntos de salida de cada una de las cuencas, es decir, en las celdas del modelo que representan la estación del Anuario de Aforos. Las series temporal es y atributos añadidos en CAMELS-ESP se especifican en la Tabla 1 y Tabla 2, respectivamente.

El objetivo de esta ampliación es doble. Por un lado, dotar a futuros usuarios del conjunto de datos con más información; por otro, disponer en el formato adecuado la información de EFAS para poder entrenar una red neuronal que emule el funcionamiento del modelo hidrológico LISFLOOD-OS.

2.4 Simulación del caudal con LSTM

Como se describió en la introducción, hay numerosos trabajos en los últimos años que utilizan redes neuronales recurrentes en la simulación del caudal en ríos, en concreto redes de tipo LSTM. La ventaja de las redes LSTM en hidrología es que su memoria permite emular el funcionamiento de una cuenca hidrológica, donde su respuesta en forma de caudal está condicionada por situaciones a distinta escala en el pasado que afectan a los diversos almacenamientos de agua en la cuenca (humedad del suelo, nivel inicial de los ríos, agua almacenada en forma de nieve...).

La librería Python Neural Hydrology (Kratzert et al., 2022) es una compilación de las múltiples herramientas utilizadas en diversos artículos de investigación sobre el potencial de las redes LSTM en hidrología. Está construida sobre PyTorch, una de las librerías de redes neuronales de más difusión en el lenguaje Python y desarrollada inicialmente por Facebook.

Neural Hydrology contiene una gama de modelos LSTM de diversa índole y con diversos fines. En este trabajo se utiliza el modelo *cudalstm*, una de las implementaciones más sencillas que permite la simulación de un conjunto de series temporales a partir de datos dinámicos de entrada (series meteorológicas, por ejemplo) y/o datos estáticos (atributos de la cuenca). La red se alimenta de los datos dinámicos de una ventana de tiempo del pasado y es capaz de predecir el valor de la variable objetivo (en este caso caudal) en el paso temporal posterior. En caso de incluirse datos estáticos, se concatenan a cada uno de los pasos temporales de esa ventana de tiempo pasado. Repitiendo este proceso de simulación en una ventana móvil permite simular la serie temporal objetivo.

Siguiendo los valores encontrados en la bibliografía, se entrenan redes LSTM de 128 neuronas que utilizan las series de entrada de los últimos 365 días para simular el caudal del día siguiente. Como algoritmo de optimización se utiliza Adam (Adaptive Moment Estimation), siendo la función de coste el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) (Nash & Sutcliffe, 1970), una métrica basada en errores cuadráticos ampliamente usada en hidrología, cuyo valor ideal es 1 y valores negativos representan modelos peores que un modelo cuya predicción fuera simplemente el caudal medio. Siguiendo valores habituales, se utiliza un dropout de 0.40 y un tamaño de muestra de 256

Explicar lo que es el head, en este caso regresión con activación lineal.

2.4.1 Simulación del caudal observado con LSTM

Esta red corresponde al segundo de los objetivos de este estudio: crear un modelo LSTM capaz de simular el caudal diario en cualquier cuenca de España. La variable objetivo son las series de caudal específico diario observadas en las estaciones del Anuario de Aforos, y las variables predictoras un conjunto de variables estáticas y dinámicas de CAMELS-ESP (Tabla Y). Tanto las estaciones de CAMELS-ESP como el periodo temporal de estudio se dividen en tres muestras: entrenamiento (60%), validación (20%) y evaluación (20%). En la selección de las estaciones los porcentajes antes citados se hacen por demarcaciones hidrográficas, para evitar que las cuencas del Sur y Este, con menos estaciones, no estén representadas en los datos de calibración. Los periodos de estudio se han definido específicamente para cada estación, escogiendo la serie de años consecutivos más larga de su historia y utilizando el 60% final de esos datos como calibración (bajo la suposición de que los datos más recientes son más fiables), el 20% anterior como validación y el 20% inicial como evaluación. (Figura?)

2.4.2 Emulación del modelo LISFLOOD-OS con LSTM

Este apartado corresponde al objetivo 3 de este estudio: crear un modelo LSTM capaz de emular al modelo hidrológico LISFLOOD-OS. Para ello se utilizan como datos de entrada los utilizados en el sistema EFAS. Es decir, como variables dinámicas se utilizan las series de precipitación, temperatura y evapotranspiración de EMO1, el conjunto de datos climáticos utilizados en la calibración de EFAS. Como variables estáticas se utilizan los atributos de las cuencas generados a partir de los mapas estáticos de LISFLOOD y añadidos como extensión en CAMELS-ESP. La variable objetivo siguen siendo las series de caudal específico en las estaciones, pero en este caso se utilizan las series simuladas en EFAS, no las series observadas.

La selección de estaciones de calibración, validación y evaluación es idéntica a la del primer modelo LSTM. No así los periodos de estudio. Como las series de EFAS están disponibles para todas las estaciones desde 1991 hasta 2020, se puede definir un mismo periodo de estudio para todas las estaciones siguiendo la misma lógica del primer modelo. Es decir, el 60% más reciente de la serie se utiliza en la calibración, el 20% anterior en la validación y el 20% inicial en la evaluación.

Red densa capaz de predecir los parámetros del modelo LISFLOOD a partir de los mapas estáticos y las series?

3. Resultados

4. Discusión

5. Conclusiones

Referencias

CEDEX. (2021). *Anuario de aforos 2018-2019*.

Feng, D., Fang, K., & Shen, C. (2020). Enhancing Streamflow Forecast and Extracting Insights Using Long-Short Term Memory Networks With Data Integration at Continental Scales. *Water Resources Research*, *56*(9). https://doi.org/10.1029/2019WR026793

Gauch, M., Kratzert, F., Klotz, D., Nearing, G., Lin, J., & Hochreiter, S. (2021). Rainfall-runoff prediction at multiple timescales with a single Long Short-Term Memory network. *Hydrology and Earth System Sciences*, *25*(4), 2045-2062. https://doi.org/10.5194/hess-25-2045-2021

Grimaldi, S., Salamon, P., Russo, C., Disperati, J., Zsoster, E., Carton de Wiart, C., Mazzetti, C., Choulga Margarita, Moschini, F., Harrigan, S., Gomes, G., Casado-Rodríguez, J., Ramos, A., Barnard, C., Hansford, E., & Prudhomme, C. (2023). GloFAS v4.0: towards hyper-resolution hydrological modelling at global scale. *European Geoscience Union General Assembly 2023*.

Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., … Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, *146*(730), 1999-2049. https://doi.org/10.1002/qj.3803

Hirpa, F. A., Salamon, P., Beck, H. E., Lorini, V., Alfieri, L., Zsoter, E., & Dadson, S. J. (2018). Calibration of the Global Flood Awareness System (GloFAS) using daily streamflow data. *Journal of Hydrology*, *566*, 595-606. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.09.052

Joint Research Centre - European Commission. (s. f.-a). *European Flood Awareness System*. Recuperado 20 de agosto de 2023, de https://www.efas.eu/en

Joint Research Centre - European Commission. (s. f.-b). *Global Flood Awareness System*. Recuperado 20 de agosto de 2023, de https://www.globalfloods.eu/

Joint Research Centre - European Commission. (2023). *Open Source Lisflood*.

Koch, J., & Schneider, R. (2022). Long short-term memory networks enhance rainfall-runoff modelling at the national scale of Denmark. *GEUS Bulletin*, *49*, 1-7. https://doi.org/10.34194/geusb.v49.8292

Kratzert, F., Gauch, M., Nearing, G., & Klotz, D. (2022). NeuralHydrology — A Python library for Deep Learning research in hydrology. *Journal of Open Source Software*, *7*(71), 4050. https://doi.org/10.21105/joss.04050

Kratzert, F., Klotz, D., Brenner, C., Schulz, K., & Herrnegger, M. (2018). Rainfall-runoff modelling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, *22*(11), 6005-6022. https://doi.org/10.5194/hess-22-6005-2018

Kratzert, F., Klotz, D., Herrnegger, M., & Hochreiter, S. (s. f.). *A glimpse into the Unobserved: Runoff simulation for ungauged catchments with LSTMs*.

Kratzert, F., Klotz, D., Herrnegger, M., Sampson, A. K., Hochreiter, S., & Nearing, G. S. (2019). Toward Improved Predictions in Ungauged Basins: Exploiting the Power of Machine Learning. *Water Resources Research*, *55*(12), 11344-11354. https://doi.org/10.1029/2019WR026065

Kratzert, F., Nearing, G., Addor, N., Erickson, T., Gauch, M., Gilon, O., Gudmundsson, L., Hassidim, A., Klotz, D., Nevo, S., Shalev, G., & Matias, Y. (2023). Caravan - A global community dataset for large-sample hydrology. *Scientific Data*, *10*(1). https://doi.org/10.1038/s41597-023-01975-w

Lees, T., Reece, S., Kratzert, F., Klotz, D., Gauch, M., De Bruijn, J., Kumar Sahu, R., Greve, P., Slater, L., & Dadson, S. J. (2022). Hydrological concept formation inside long short-term memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, *26*(12), 3079-3101. https://doi.org/10.5194/hess-26-3079-2022

Lehner, B., Messager, M. L., Korver, M. C., & Linke, S. (2022). Global hydro-environmental lake characteristics at high spatial resolution. *Scientific Data*, *9*(1). https://doi.org/10.1038/s41597-022-01425-z

Linke, S., Lehner, B., Ouellet Dallaire, C., Ariwi, J., Grill, G., Anand, M., Beames, P., Burchard-Levine, V., Maxwell, S., Moidu, H., Tan, F., & Thieme, M. (2019). Global hydro-environmental sub-basin and river reach characteristics at high spatial resolution. *Nature Scientific Data*, *6*(283). https://doi.org/10.1038/s41597-019-0300-6

Mao, G., Wang, M., Liu, J., Wang, Z., Wang, K., Meng, Y., Zhong, R., Wang, H., & Li, Y. (2021). Comprehensive comparison of artificial neural networks and long short-term memory networks for rainfall-runoff simulation. *Physics and Chemistry of the Earth*, *123*. https://doi.org/10.1016/j.pce.2021.103026

Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River Flow Forecasting Through Conceptual Models Part I-a Discussion of Principles\*. *Journal of Hydrology*, *10*, 282-290. https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6

Nevo, S., Morin, E., Gerzi Rosenthal, A., Metzger, A., Barshai, C., Weitzner, D., Voloshin, D., Kratzert, F., Elidan, G., Dror, G., Begelman, G., Nearing, G., Shalev, G., Noga, H., Shavitt, I., Yuklea, L., Royz, M., Giladi, N., Peled Levi, N., … Matias, Y. (2022). Flood forecasting with machine learning models in an operational framework. *Hydrology and Earth System Sciences*, *26*(15), 4013-4032. https://doi.org/10.5194/hess-26-4013-2022

Salamon, P., Grimaldi, S., Disperati, J., & Prudhomme, C. (2023). *LISFLOOD static and parameter maps for GloFAS*.

Slater, L. J., Arnal, L., Boucher, M.-A., Chang, A. Y.-Y., Moulds, S., Murphy, C., Nearing, G., Shalev, G., Shen, C., Speight, L., Villarini, G., Wilby, R. L., Wood, A., & Zappa, M. (2023). Hybrid forecasting: blending climate predictions with AI models. *Hydrology and Earth System Sciences*, *27*(9), 1865-1889. https://doi.org/10.5194/hess-27-1865-2023

Thiemig, V., Gomes, G. N., Skøien, J. O., Ziese, M., Rauthe-Schöch, A., Rustemeier, E., Rehfeldt, K., Walawender, J. P., Kolbe, C., Pichon, D., Schweim, C., & Salamon, P. (2022). EMO-5: a high-resolution multi-variable gridded meteorological dataset for Europe. *Earth System Science Data*, *14*(7), 3249-3272. https://doi.org/10.5194/essd-14-3249-2022

van der Knijff, J. M., Younis, J., & de Roo, A. P. J. (2010). LISFLOOD: A GIS-based distributed model for river basin scale water balance and flood simulation. *International Journal of Geographical Information Science*, *24*(2), 189-212. https://doi.org/10.1080/13658810802549154

Yamazaki, D., Ikeshima, D., Tawatari, R., Yamaguchi, T., O’Loughlin, F., Neal, J. C., Sampson, C. C., Kanae, S., & Bates, P. D. (2017). A high-accuracy map of global terrain elevations. *Geophysical Research Letters*, *44*(11), 5844-5853. https://doi.org/10.1002/2017GL072874

Yokoo, K., Ishida, K., Ercan, A., Tu, T., Nagasato, T., Kiyama, M., & Amagasaki, M. (2022). Capabilities of deep learning models on learning physical relationships: Case of rainfall-runoff modeling with LSTM. *Science of the Total Environment*, *802*. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149876

References must be numbered in order of appearance in the text (including citations in tables and legends) and listed individually at the end of the manuscript. We recommend preparing the references with a bibliography software package, such as EndNote, ReferenceManager or Zotero to avoid typing mistakes and duplicated references. Include the digital object identifier (DOI) for all references where available.

Citations and references in the Supplementary Materials are permitted provided that they also appear in the reference list here.

In the text, reference numbers should be placed in square brackets [ ] and placed before the punctuation; for example [1], [1–3] or [1,3]. For embedded citations in the text with pagination, use both parentheses and brackets to indicate the reference number and page numbers; for example [5] (p. 10), or [6] (pp. 101–105).

1. Author 1, A.B.; Author 2, C.D. Title of the article. *Abbreviated Journal Name* **Year**, *Volume*, page range.
2. Author 1, A.; Author 2, B. Title of the chapter. In *Book Title*, 2nd ed.; Editor 1, A., Editor 2, B., Eds.; Publisher: Publisher Location, Country, 2007; Volume 3, pp. 154–196.
3. Author 1, A.; Author 2, B. *Book Title*, 3rd ed.; Publisher: Publisher Location, Country, 2008; pp. 154–196.
4. Author 1, A.B.; Author 2, C. Title of Unpublished Work. *Abbreviated Journal Name* year, *phrase indicating stage of publication (submitted; accepted; in press)*.
5. Author 1, A.B. (University, City, State, Country); Author 2, C. (Institute, City, State, Country). Personal communication, 2012.
6. Author 1, A.B.; Author 2, C.D.; Author 3, E.F. Title of Presentation. In Proceedings of the Name of the Conference, Location of Conference, Country, Date of Conference (Day Month Year).
7. Author 1, A.B. Title of Thesis. Level of Thesis, Degree-Granting University, Location of University, Date of Completion.
8. Title of Site. Available online: URL (accessed on Day Month Year).

**Disclaimer/Publisher’s Note:** The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.