

PREDICCIÓN ESTACIONAL DE SEQUÍA METEOROLÓGICA EN EUROPA

MIGUEL ÁNGEL TORRES-VÁZQUEZ¹
AMAR HALIFA-MARÍN¹
ANDRINA GINCHEVA¹
JUAN PEDRO MONTAVEZ¹
MARCO TURCO¹

¹*Regional Atmospheric Modelling (MAR) Group, Department of Physics, Regional Campus of International Excellence Campus Mare Nostrum (CEIR), University of Murcia, Murcia, Spain*

Autor de correspondencia: miguelangel.torres@um.es

Resumen. La sequía es una de las amenazas naturales más graves, con impactos significativos en los ecosistemas y la sociedad, a menudo agravados por la falta de medidas de mitigación y adaptación. Las previsiones estacionales de sequía meteorológica pueden ayudar en la toma de decisiones en varios sectores, pero deben ser precisas y confiables. En este trabajo, se obtiene la previsión de sequía meteorológica en Europa mediante el uso del Índice Estandarizado de Precipitación (SPI), que combina 11 conjuntos de datos como condiciones iniciales observadas (DROP; Turco *et al.*, 2020) y la estimación del sistema estadístico empírico "Ensemble Streamflow Prediction" (ESP, basado en la reordenación de datos históricos; Torres-Vázquez *et al.*, 2023a). Aquí, demostramos que es posible realizar previsiones de sequía meteorológica con varios meses de antelación utilizando un método empírico basado en la persistencia, iniciado con todos los miembros de DROP.

Palabras clave: sequía, previsión estacional, método empírico, índice de precipitación estandarizado.

SEASONAL PREDICTION OF METEOROLOGICAL DROUGHT IN EUROPE

Abstract. Drought is one of the most severe natural hazards, with significant impacts on ecosystems and society, often exacerbated by a lack of mitigation and adaptation measures. Seasonal meteorological drought forecasts can aid decision-making in various sectors, but they must be accurate and reliable. In this paper, we derive the forecast of meteorological drought in Europe by using the standardised precipitation index (SPI), which combines 11 datasets as observed initial conditions (DROP; Turco *et al.*, 2020) and the estimation of the empirical statistical system "ensemble streamflow prediction" (ESP, based on the reordering of historical data; Torres-Vázquez *et al.* 2023a). Here, we demonstrate that it is possible to make weather drought forecasts several months in advance using a persistence-based empirical method, initiated with all drop members.

Keywords: drought, seasonal forecast, empirical method, standardized precipitation index.

1. INTRODUCCIÓN

En el contexto del actual cambio climático (Masson-Delmotte *et al.*, 2022), la sequía es un tema candente en la literatura científica (Trenberth *et al.*, 2014; Vicente-Serrano *et al.*, 2022) motivado por sus impactos en los ecosistemas y en la sociedad (Smakhtin y Schipper, 2008). La sequía afecta en gran parte de las partes del mundo, pero es cada vez más común en Europa, especialmente en el sur y el este durante el verano y otoño (Spinoni *et al.*, 2017; Trambly *et al.*, 2020). Los episodios de sequía en Europa se han documentado en Bradford (2000) y más recientemente en Spinoni *et al.* (2015, 2018). Estos

estudios muestran qué en el norte de Europa y Rusia, la frecuencia, duración y severidad de la sequía fueron más altas en las décadas de 1950 y 1960, mientras que en la década de 1970 la sequía afectó a Europa Central y las Islas Británicas, y en las décadas de 1990 y 2000 a la zona mediterránea y las Repúblicas Bálticas. Los daños causados por estos episodios son irreparables y afectan diversos sectores. Por ejemplo, la sequía en Europa durante 1987-2016 causó aproximadamente 500.000 ha de exceso de mortalidad forestal, según Senf *et al.* (2020). En consecuencia, esto ha incrementado la cantidad de material combustible susceptible a los incendios forestales, afectando la economía de la región. En el sur de Europa, solo en una temporada media de incendios forestales, se estima un costo de entre 13.000 y 21.000 millones de euros (Meier, Elliott y Strobl, 2023).

La previsión estacional ofrece la posibilidad de anticiparse a los episodios de sequía y, de este modo, tomar medidas proactivas (Hao *et al.*, 2018). En los últimos años, se han logrado avances significativos en la predicción estacional de la sequía gracias a mejores productos de seguimiento y a los diferentes métodos de predicción estacional (estadísticos, dinámicos o híbridos). Sin embargo, los modelos dinámicos todavía enfrentan importantes obstáculos, incluyendo el elevado coste computacional y la necesidad de procesar grandes cantidades de datos. Además, la precisión y el volumen de los datos disponibles para alimentar los modelos pueden ser insuficientes para lograr predicciones precisas (AghaKouchak *et al.*, 2022; Lorenz *et al.*, 2021; Patt y Gwata, 2002). Por otra parte, la falta de pericia en la predicción meteorológica sigue siendo un desafío, especialmente en regiones extratropicales donde la incertidumbre en la atmósfera es significativa (Doblas-Reyes *et al.*, 2013; Weisheimer y Palmer, 2014). Como alternativa, los métodos estadísticos (basados en relaciones empíricas de registros históricos) son computacionalmente más eficientes frente a los modelos dinámicos (Mo y Lyon, 2015) así mismo, son útiles para proporcionar un nivel de habilidad de referencia (Kirtman *et al.*, 2013). No obstante, estos métodos no pueden simular la evolución no observada de la sequía y esta limitación debe tenerse en cuenta en un contexto de cambio climático (Pappenberger *et al.*, 2015; Smith *et al.*, 2012).

Generalmente, para poder anticiparse a los episodios de sequía meteorológica, las previsiones estacionales se basan en índices agregados de varios meses (Wilhite, 2012), como el índice de precipitación normalizado (SPI; McKee *et al.*, 1993). Estas previsiones fusionan información observacional (para los meses anteriores al mes de inicio de la predicción) con predicciones estacionales (dinámicas o empíricas para diferentes tiempos de espera). Como condiciones iniciales se suelen utilizar observaciones históricas de reanálisis, estaciones y/o satélites disponibles en tiempo casi real (Hao *et al.*, 2018). El conjunto de datos "DROught Probabilistic" (DROP; Turco *et al.*, 2020), proporciona una herramienta de seguimiento de la sequía para SPI que utiliza varios conjuntos de datos basados en observaciones (de pluviómetros, reanálisis o satélite) para obtener la mejor estimación de las condiciones meteorológicas de sequía en tiempo casi real.

El objetivo de este estudio es explorar la predictibilidad del SPI en Europa combinando las condiciones climáticas observadas (con el conjunto de datos DROP en tiempo casi real) con las previsiones de precipitación basadas en un método empírico estadístico, basado en la reordenación de datos históricos, el "ensemble streamflow prediction system" (ESP, Day, 1985; Twedt *et al.*, 1977) para la estación seca (junio-julio-agosto; JJA). En estudios anteriores sobre predicción estacional de sequías, el enfoque ESP se aplicó en España (Torres-Vázquez *et al.*, 2023b), en Europa (Turco *et al.*, 2017) y a escala global (Dutra *et al.*, 2014, Yuan y Wood, 2013), logrando predicciones hábiles de varios indicadores de sequía, lo que demuestra el valor de los sistemas basados puramente en estadísticas. Sin embargo, no se tuvo en cuenta la incertidumbre de las observaciones. En esta contribución, ampliamos el análisis realizado por Torres-Vázquez *et al.* (2023a) a escala global y nos enfocamos específicamente en Europa. Fusionamos las previsiones de ESP con los datos del conjunto de DROP, lo que nos permite estimar la incertidumbre asociada con las condiciones iniciales en la previsión estacional.

2. DATOS Y MÉTODOS

2.1 Datos

Como datos de referencia utilizamos los conjuntos de datos de precipitación incluidos en DROP (Turco *et al.*, 2020; <https://www.um.es/gmar/projects/predfire-viewer.html>). DROP se alimenta con once conjuntos de datos de precipitación a escala global actualizados en tiempo casi real: CPC (Chen *et al.*, 2008), GPCC

(Becker *et al.*, 2013) y PREC/L (Chen *et al.*, 2002) que se basan exclusivamente en observaciones interpoladas de estaciones meteorológicas; ERA5 media del conjunto (Hersbach *et al.*, 2020), JRA-55 (Kobayashi *et al.*, 2015), NCEP (Kanamitsu *et al.*, 2002) y MERRA-2 (Gelaro *et al.*, 2017), que son datos de reanálisis; CAMS-OPI (Janowiak y Xie, 1999), CHIRPS (Funk *et al.*, 2015) y GPCP v2.3 (Adler *et al.*, 2018) que combinan datos de satélites y pluviómetros; y el conjunto de datos MSWEP v2 (Beck *et al.*, 2019), que se obtiene fusionando estimaciones de pluviómetros, satélites y reanálisis.

Para garantizar la coherencia de los datos, se han realizado los siguientes pasos: (i) reasignar la resolución espacial a $2.5^\circ \times 2.5^\circ$; (ii) ajustar la serie temporal (1981-2022); (iii) recortar la región para Europa (-20° W , 45° E ; 35° N , 70° N); y (iv) convertir los datos diarios de precipitación a mensuales.

2.2 Estimación de la sequía observada

Para estimar la sequía observada por DROP, se ha utilizado el Índice de Sequía Estandarizado (SPI; McKee *et al.*, 1993). El SPI es un indicador efectivo, versátil y fácil de calcular, que solo requiere información de precipitación como entrada. Al estar normalizado, permite diferenciar entre periodos húmedos (valores positivos) y periodos secos (valores negativos) en relación con la climatología a largo plazo. Además, se puede aplicar a diferentes escalas temporales (SPI1, 3, 6, 12 o 24). En este caso, se aplica para un período de 6 meses (SPI6). Por ello, se ha convertido en un índice ampliamente utilizado en estudios sobre la sequía meteorológica.

La implementación de SPI se ha llevado a cabo con el paquete SPEI de R (Beguería y Vicente-Serrano, 2013), es decir, ajustando la serie de precipitaciones a una distribución gamma como recomienda la Organización Meteorológica Mundial (WMO, 2012). El SPI se aplica para cada conjunto de datos, que constituye un miembro del conjunto. Por último, para garantizar las mismas características estadísticas del SPI, se ha reajustado la media del conjunto de las diferentes estimaciones del SPI, lo que permite conservar la desviación estándar unitaria como se recomienda en Dutra *et al.* (2014).

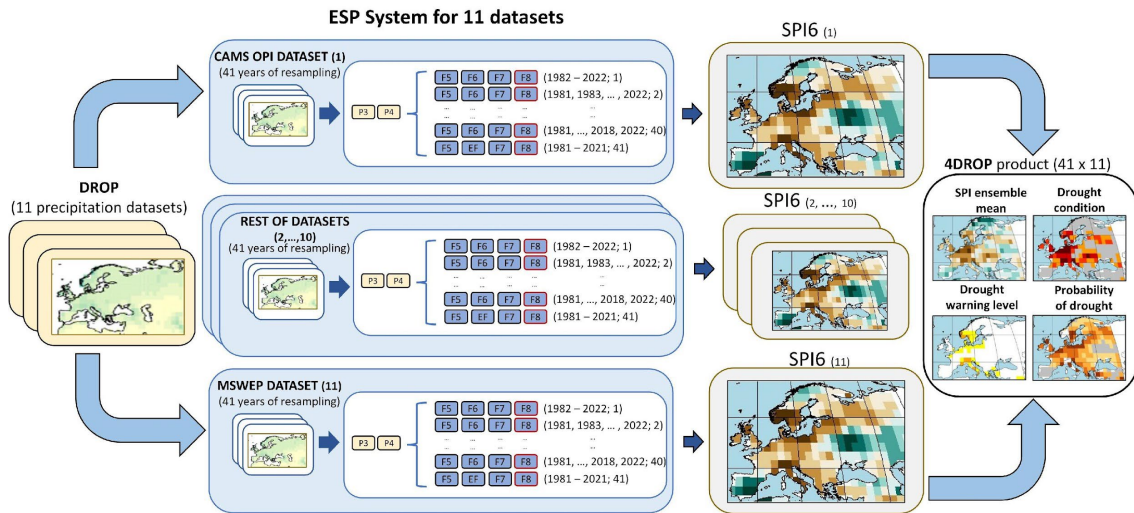
2.3 Estimación de la sequía prevista

Para estimar la sequía prevista se ha empleado el sistema de predicción de caudales de conjunto (ESP; Day, 1985; Twedt *et al.*, 1977). El método ESP reproduce posibles perspectivas climáticas futuras a partir de observaciones históricas de precipitación reordenadas. Este enfoque proporciona una predicción probabilística donde cada año reordenado se convierte un miembro del conjunto. Además todas las previsiones se han validado con el método de validación cruzada "leave-one-out", permitiendo valorar las predicciones como si se concibieran de forma operativa (Hao *et al.*, 2014; Torres-Vázquez *et al.*, 2023a, 2023b; Turco *et al.*, 2017). En el ejemplo de la Figura 1, se pronostica el SPI agregado para el periodo marzo-agosto (SPI6) para el año 2022 utilizando la precipitación del todo periodo, excluyendo el año de prueba (es decir, 1981-2021). Si la predicción se inicia en el mes de mayo (realizando así una predicción para un tiempo de espera de 4 meses), combinamos la precipitación observada en marzo y abril con los valores reordenados (sin el año de prueba) para los meses de mayo a agosto. Seguidamente, se calcula el índice SPI6. Este proceso se lleva a cabo para los 11 conjuntos de datos que componen DROP. Finalmente, se obtiene 4DROP como la media de las predicciones de SPI. Este proceso proporciona información adicional, como el nivel de confianza de la sequía, el grado de alerta y la probabilidad de sequía (consulte Torres-Vázquez *et al.*, 2023a, para una descripción más detallada del proceso).

2.4 Métricas de verificación

En este estudio evaluamos la habilidad de SPI6 para la estación seca de la serie temporal (1981-2022) desde una perspectiva determinista para las observaciones hasta con cuatro meses de antelación. Para ello: i) aplicamos el coeficiente de correlación de Pearson (COR). El nivel de significación de la correlación se ha estimado utilizando la distribución de Student con N grados de libertad, siendo N el número efectivo de datos independientes calculado siguiendo el método descrito en Von Storch y Zwiers, (2002). Corregimos las pruebas de significación con el método de la tasa de descubrimientos falsos (FDR; Benjamini y Hochberg, 1995); y ii) calculamos el Error Absoluto Medio (MAE, por sus siglas en inglés).

Figura 1. Esquema para la construcción de 4DROP



Leyenda: Ejemplo para la previsión de agosto, con un tiempo de espera de cuatro meses (fecha de inicio: mayo). Donde, “P” corresponde a la precipitación y “F” es el resultado de un remuestreo de observaciones pasadas (del periodo de entrenamiento, es decir, todo el periodo sin el año de prueba) del mes objetivo. Fuente: Elaboración propia.

3. RESULTADOS

3.1 Evaluación determinista

En primer lugar, evaluamos la capacidad predictiva del método ESP para predecir la sequía meteorológica (SPI6) durante el periodo de verano seco (junio-julio-agosto; JJA) para el periodo 1981-2022. La Tabla 1 presenta los resultados de la correlación de Pearson entre las previsiones individuales de los 11 conjuntos de datos y la media del conjunto (4DROP) contra la base de datos de referencia (DROP). Como se esperaba, los valores de correlación disminuyen a medida que aumenta el tiempo de espera. Por ejemplo, la correlación media de los 11 conjuntos de datos para un tiempo de espera de 4 meses es menor (~48) que para un tiempo de espera de 2 meses (~71). Por otro lado, 4DROP muestra un mejor rendimiento en todos los tiempos de espera, solo superado por CHIRPS (que no considera la región septentrional, desde los 50°N). En la Tabla 2 se presentan los resultados del Error Absoluto Medio (MAE) comparando las previsiones individuales de los conjuntos que componen DROP y la media de todos ellos (4DROP) con la base de datos de referencia (DROP). Estos resultados coinciden con lo mencionado anteriormente, ya que se observa que los valores de MAE aumentan a medida que se aumenta el tiempo de anticipación. Por ejemplo, el MAE medio para un tiempo de espera de cuatro meses es más elevado (~67) que para una anticipación de dos meses (~54). 4DROP muestra el mejor rendimiento en todos los tiempos de espera, siendo superado solo por CHIRPS (que no incluye la región más septentrional, al norte de los 50°N). Estos resultados indican que se pueden lograr previsiones más precisas si se considera el conjunto completo de los diferentes conjuntos de datos (4DROP) como condiciones iniciales en lugar de los conjuntos individuales, lo que resalta la importancia de contar con una fuente confiable de observaciones.

Tabla 1. Correlación de Pearson de los diferentes tiempos de espera, para todos los conjuntos de datos componen 4DROP y para la media del conjunto 4DROP frente a la referencia DROP

Datos	Tiempo de espera de 4 meses	Tiempo de espera de 3 meses	Tiempo de espera de 2 meses
CPC	0.489	0.591	0.721
GPCC	0.482	0.587	0.739
PRECL	0.475	0.570	0.707
ERA5	0.478	0.586	0.731
JRA55	0.476	0.570	0.704

NCEP	0.366	0.414	0.494
MERRA2	0.487	0.589	0.733
CAMS OPI	0.487	0.592	0.718
CHIRPS*	0.597	0.717	0.798
GPCP	0.487	0.593	0.739
MSWEP	0.465	0.564	0.707
4DROP	0.503	0.615	0.774

Leyenda: * CHIRPS solo aporta información hasta los 50° N

Fuente: Elaboración propia a partir de las referencias citadas en la sección 2.1.

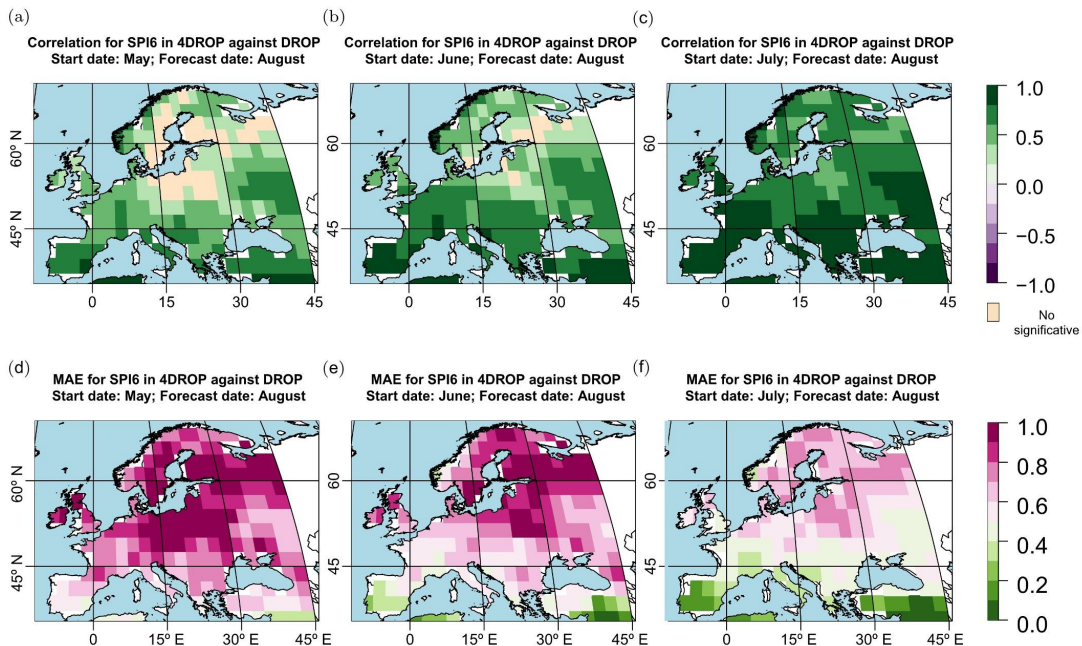
Tabla 2. Error Absoluto Medio (MAE) de los diferentes tiempos de espera, para todos los conjuntos de datos componen 4DROP y para la media del conjunto 4DROP frente a la referencia DROP

Datos	Tiempo de espera de 4 meses	Tiempo de espera de 3 meses	Tiempo de espera de 2 meses
CPC	0,673	0,615	0,530
GPCC	0,673	0,611	0,514
PRECL	0,680	0,627	0,545
ERA5	0,673	0,611	0,52
JRA55	0,676	0,630	0,554
NCEP	0,722	0,708	0,686
MERRA2	0,671	0,615	0,522
CAMS OPI	0,677	0,617	0,536
CHIRPS*	0,628	0,546	0,473
GPCP	0,672	0,610	0,514
MSWEP	0,683	0,629	0,546
4DROP	0,764	0,659	0,500

Leyenda: * CHIRPS solo aporta información hasta los 50° N

Fuente: Elaboración propia a partir de las referencias citadas en la sección 2.1.

Figura 2. Validación de las previsiones 4DROP con respecto a DROP para el periodo 1981-2022.

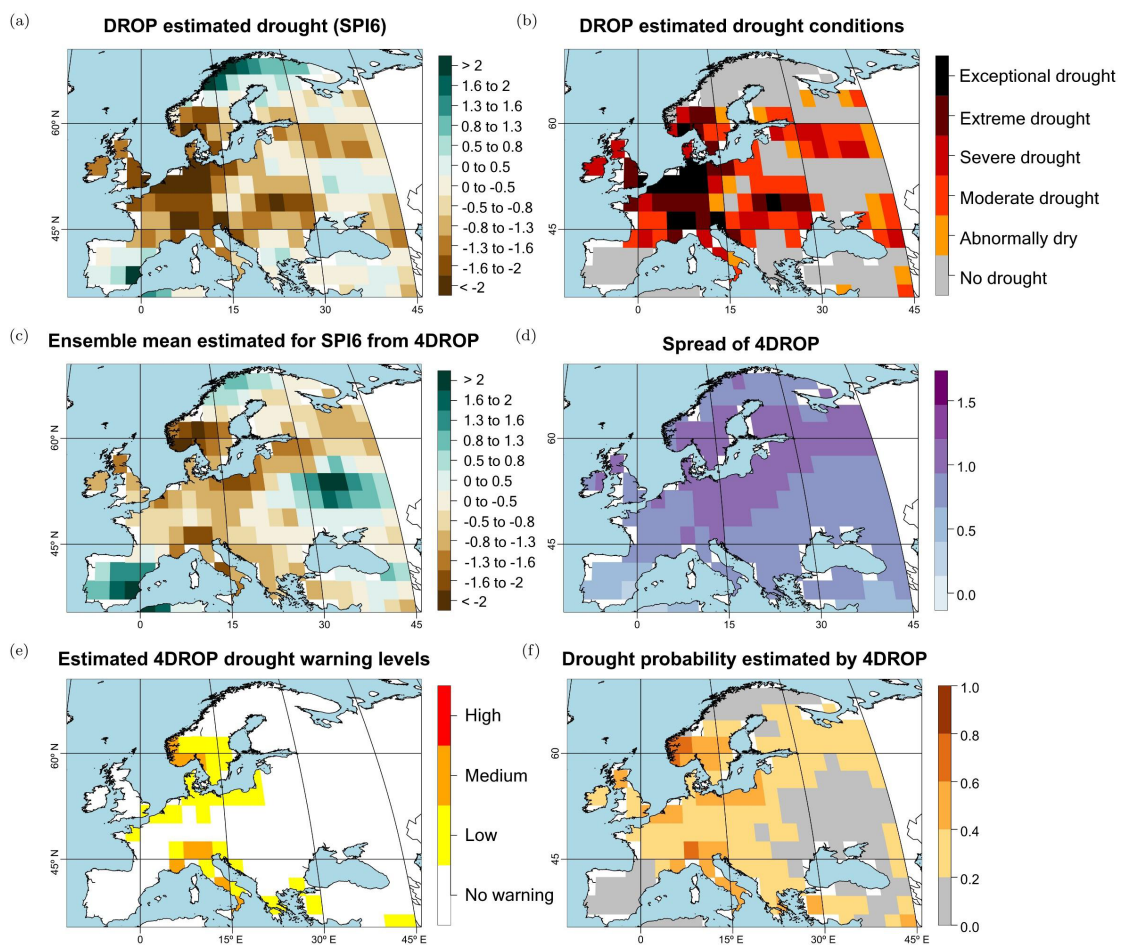


Leyenda: Los paneles (a), (b) y (c) muestran la correlación para el mes de agosto con un tiempo de espera de 4, 3 y 2 meses, respectivamente. En color amarillo se muestran los puntos de cuadrícula donde la correlación no es significativa (valores $p > 0,05$). Los paneles (d), (e) y (f) muestran el error absoluto medio (MAE, por sus siglas en

inglés) para el mes de agosto con un tiempo de espera de 4, 3 y 2 meses, respectivamente. Fuente: Elaboración propia.

A continuación, las Figuras 2a, 2b y 2c muestran la correlación entre la media de las previsiones 4DROP y la media de las previsiones DROP para JJA con una previsión de 4, 3 y 2 meses, respectivamente. La correlación aumenta a medida que disminuye el tiempo de previsión. La mayoría de las áreas muestran correlaciones estadísticamente significativas, con los valores más altos en la región mediterránea y más bajos o incluso correlaciones no significativas en las regiones del norte para tiempos de previsión más largos. Los resultados del MAE (Figuras 2d, 2e y 2f) son similares, con la mayoría de las áreas mostrando valores por encima de la media y cerca de 1 para tiempos de previsión de 4 y 3 meses, que disminuyen a menos de 0.5 para un tiempo de previsión de 2 meses. Los valores más bajos del MAE se encuentran en las regiones meridionales (cerca de 0). Esto confirma la dificultad de predecir la sequía estacional en las regiones de latitud media, especialmente para tiempos de previsión más largos, coincidiendo con estudios previos (Quan et al., 2012; Turco et al., 2017). Esto también explica en parte la destreza de CHIRPS al no considerar las regiones más septentrionales.

Figura 3. Mapa de casos prácticos de la sequía: agosto de 2022.



Leyenda: Los paneles (a) y (b) corresponden a los valores de SPI6 observados y a las condiciones de sequía de DROP, respectivamente. Los paneles (c - f) muestran los valores de estimados por la previsión por 4DROP con un tiempo de espera de 4 meses (fecha de inicio: mayo). El panel (c) muestra SPI6 estimado para la previsión de 4DROP; el panel (d) la desviación estándar; el panel (e) el nivel de alerta; y el panel (f) la probabilidad de sequía para un plazo de 4 meses, respectivamente. Fuente: Elaboración propia

3.2 Caso de estudio: agosto de 2022

Como aplicación ilustrativa, comparamos la capacidad de 4DROP para detectar la sequía meteorológica en agosto de 2022 con una previsión de 4 meses (es decir, iniciada en el mes de mayo). Cabe recordar que, para simular una previsión operativa, solo se utilizaron los datos del periodo 1981-2021 para obtener

la predicción. Durante el año 2022, varias regiones de Europa experimentaron una sequía extrema que se intensificó en agosto, afectando a las descargas fluviales y, en consecuencia, repercutiendo en el rendimiento de los cultivos de verano (maíz, soja o girasol) y en el sector energético (Toreti *et al.*, 2022).

Las Figuras 3a y 3b muestran el índice de sequía de seis meses (SPI6) y las condiciones de sequía según la Organización Meteorológica Mundial (WMO, 2012), estimadas por el conjunto de datos 4DROP, respectivamente. DROP identifica zonas extendidas de sequía con un SPI6 cercano a -2, lo que indica condiciones de sequía extrema. La previsión del SPI6 por 4DROP (Figura 3c) se asemeja al patrón identificado por DROP, sin embargo, subestima los eventos extremos en el centro del continente y sobreestima los episodios húmedos en las regiones del este y en la Península Ibérica. La dispersión del conjunto de 4DROP (Figura 3d) destaca la gran incertidumbre en la mayoría de las regiones del norte, lo que indica que las condiciones normales y de sequía podrían ser igualmente probables y plantea un reto para los sistemas de vigilancia y alerta. La Figura 3e muestra el mapa del nivel de alerta de 4DROP, como se describe en Turco *et al.* (2020). La mayor parte del continente no muestra ningún nivel de alerta (color blanco), mientras que regiones en el mar del norte y mediterráneo tienen niveles de alerta de sequía bajo y medio (colores amarillo y naranja, respectivamente). Finalmente, la Figura 3f muestra el nivel de confianza de 4DROP para tener un SPI inferior a -0,8. Las áreas con mayores valores de probabilidad de ocurrencia (colores marrones) son generalmente coherentes con las áreas identificadas por DROP como las más extremas (Figura 3b). En general, los datos disponibles muestran un patrón coherente que respalda la validez de 4DROP.

4. CONCLUSIÓN

Este estudio ha explorado la predictibilidad del SPI en Europa, combinando las condiciones climáticas observadas del conjunto de datos DROP con las previsiones de precipitación basadas en un método empírico estadístico ESP, durante la estación seca (junio-julio-agosto). La combinación de estos dos enfoques permitió abordar la incertidumbre en las condiciones iniciales para la predicción estacional.

Los resultados han demostrado que se obtienen previsiones más precisas si se considera el conjunto completo de datos observados (4DROP) como condiciones iniciales, en lugar de los conjuntos individuales, lo que ilustra la importancia de disponer de un conjunto de observaciones. Sin embargo, la incertidumbre de las observaciones no justifica la falta de destreza en las regiones más septentrionales, donde la predicción estacional de la sequía sigue siendo un enorme desafío al estar sujetas a una mayor variabilidad climática. Esto hace que siga siendo difícil predecir el momento y lugar donde ocurrirán las sequías, así como su magnitud, frecuencia o intensidad. En este contexto, los resultados de la previsión estacional para la sequía meteorológica deben evaluarse y expresarse de forma probabilística, poniendo de manifiesto la necesidad de seguir investigando en la mejora de los modelos de previsión.

Agradecimientos: A.H-M agradece su contrato predoctoral FPU18/00824 al Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades de España. A.G. agradece al Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades de España el contrato de doctorado FPU19/06536. M.T. agradece la financiación del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades de España a través de la Beca Ramón y Cajal Referencia RYC2019-027115-I y a través del proyecto ONFIRE, beca PID2021-123193OB-I00, financiada por MCIN/AEI/10.13039/501100011033.

REFERENCIAS

- Adler, R. F., Sapiano, M. R. P., Huffman, G. J., Wang, J.J., Gu, G., Bolvin, D., Chiu, L., Schneider, U., Becker, A., Nelkin, E. (2018). The Global Precipitation Climatology Project (GPCP) monthly analysis (new version 2.3) and a review of 2017 global precipitation. *Atmosphere*, 9(4), 138. <https://doi.org/10.3390/atmos9040138>
- AghaKouchak, A., Pan, B., Mazdiyasn, O., Sadegh, M., Jiwa, S., Zhang, W., Love, C. A., Madadgar, S., Papalexioiu, S. M., Davis, S. J. (2022). Status and prospects for drought forecasting: opportunities in artificial intelligence and hybrid physical–statistical forecasting. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 380(2238), 20210288. <https://doi.org/10.1098/rsta.2021.0288>
- Beck, H. E., Wood, E. F., Pan, M., Fisher, C. K., Miralles, D. G., van Dijk, A. I. J. M., McVicar, T. R., Adler, R. F. (2019). MSWEP V2 global 3-hourly 0.1 precipitation: methodology and quantitative assessment.

- Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(3), 473–500. <https://doi.org/10.5194/hess-23-207-2019>
- Becker, A., Finger, P., Meyer-Christoffer, A., Rudolf, B., Schamm, K., Schneider, U., Ziese, M. (2013). A description of the global land-surface precipitation data products of the Global Precipitation Climatology Centre with sample applications including centennial (trend) analysis from 1901–present. *Earth System Science Data*, 5(1), 71–99. <https://doi.org/10.5194/essd-5-71-2013>
- Beguéría, S., Vicente-Serrano, S. M. (2013). SPEI: Calculation of the standardised precipitation-evapotranspiration index, version 1.6. R package. <https://cran.rproject.org/web/packages/SPEI/SPEI.pdf>.
- Benjamini, Y., Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 57(1), 289–300. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1995.tb02031.x>
- Bradford, R. B. (2000). *Drought events in Europe* (pp. 7-20). Springer Netherlands.
- Chen, M., Shi, W., Xie, P., Silva, V. B. S., Kousky, V. E., Wayne Higgins, R., Janowiak, J. E. (2008). Assessing objective techniques for gauge-based analyses of global daily precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D4). <https://doi.org/10.1029/2007JD009132>
- Chen, M., Xie, P., Janowiak, J. E., Arkin, P. A. (2002). Global land precipitation: A 50-yr monthly analysis based on gauge observations. *Journal of Hydrometeorology*, 3(3), 249–266. [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2002\)003<0249:GLPAYM>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2002)003<0249:GLPAYM>2.0.CO;2)
- Day, G. N. (1985). Extended streamflow forecasting using NWSRFS. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 111(2), 157–170. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1985\)111:2\(157\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1985)111:2(157))
- Doblas-Reyes, F. J., García-Serrano, J., Lienert, F., Biescas, A. P., Rodrigues, L. R. L. (2013). Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 4(4), 245–268. <https://doi.org/10.1002/wcc.217>
- Dutra, E., Pozzi, W., Wetterhall, F., di Giuseppe, F., Magnusson, L., Naumann, G., Barbosa, P., Vogt, J., Pappenberger, F. (2014). Global meteorological drought—Part 2: Seasonal forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(7), 2669–2678. <https://doi.org/10.5194/hess-18-2669-2014>
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M. J., Todling, R., Molod, A., Takacs, L., Randles, C. A., Darmenov, A., Bosilovich, M. G., Reichle, R. (2017). The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2). *Journal of Climate*, 30(14), 5419–5454. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0758.1>
- Hao, Z., AghaKouchak, A., Nakhjiri, N., Farahmand, A. (2014). Global integrated drought monitoring and prediction system. *Scientific Data*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/sdata.2014.1>
- Hao, Z., Singh, V. P., Xia, Y. (2018). Seasonal drought prediction: advances, challenges, and future prospects. *Reviews of Geophysics*, 56(1), 108–141. <https://doi.org/10.1002/2016RG000549>
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Janowiak, J. E., Xie, P. (1999). CAMS–OPI: A global satellite–rain gauge merged product for real-time precipitation monitoring applications. *Journal of Climate*, 12(11), 3335–3342. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1999\)012<3335:COAGSR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1999)012<3335:COAGSR>2.0.CO;2)
- Kanamitsu, M., Ebisuzaki, W., Woollen, J., Yang, S.-K., Hnilo, J. J., Fiorino, M., Potter, G. L. (2002). Ncep–doe amip-ii reanalysis (r-2). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(11), 1631–1644. <https://doi.org/10.1175/BAMS-83-11-1631>
- Kirtman, B., Anderson, D., Brunet, G., Kang, I.-S., Scaife, A. A., Smith, D. (2013). Prediction from weeks to decades. In *Climate science for serving society*. Springer, (pp. 205–235). https://doi.org/10.1007/978-94-007-6692-1_8
- Kobayashi, S., Ota, Y., Harada, Y., Ebata, A., Moriya, M., Onoda, H., Onogi, K., Kamahori, H., Kobayashi, C., Endo, H. (2015). The JRA-55 reanalysis: General specifications and basic characteristics. *Journal of the Meteorological Society of Japan*. Ser. II, 93(1), 5–48. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2015-001>
- Lorenz, C., Portele, T. C., Laux, P., Kunstmann, H. (2021). Bias-corrected and spatially disaggregated seasonal forecasts: a long-term reference forecast product for the water sector in semi-arid regions. *Earth System Science Data*, 13(6), 2701–2722. <https://doi.org/10.5194/essd-13-2701-2021>

- Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pörtner, H.-O., Roberts, D., Skea, J., Shukla, P. R. (2022). *Global Warming of 1.5° C: IPCC Special Report on Impacts of Global Warming of 1.5° C above Pre-industrial Levels in Context of Strengthening Response to Climate Change, Sustainable Development, and Efforts to Eradicate Poverty*. Cambridge University Press.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, 17(22), 179–183.
- Meier, S., Elliott, R. J., Strobl, E. (2023). The regional economic impact of wildfires: Evidence from Southern Europe. *Journal of Environmental Economics and Management*, 102787. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2023.102787>
- Mo, K. C., Lyon, B. (2015). Global meteorological drought prediction using the North American multi-model ensemble. *Journal of Hydrometeorology*, 16(3), 1409–1424. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-14-0192.1>
- Pappenberger, F., Ramos, M.-H., Cloke, H. L., Wetterhall, F., Alfieri, L., Bogner, K., Mueller, A., Salamon, P. (2015). How do I know if my forecasts are better? Using benchmarks in hydrological ensemble prediction. *Journal of Hydrology*, 522, 697–713. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.01.024>
- Patt, A., Gwata, C. (2002). Effective seasonal climate forecast applications: examining constraints for subsistence farmers in Zimbabwe. *Global Environmental Change*, 12(3), 185–195. [https://doi.org/10.1016/S0959-3780\(02\)00013-4](https://doi.org/10.1016/S0959-3780(02)00013-4)
- Quan, X.-W., Hoerling, M. P., Lyon, B., Kumar, A., Bell, M. A., Tippett, M. K., Wang, H. (2012). Prospects for dynamical prediction of meteorological drought. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 51(7), 1238–1252. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-11-0194.1>
- Senf, C., Buras, A., Zang, C. S., Rammig, A., Seidl, R. (2020). Excess forest mortality is consistently linked to drought across Europe. *Nature communications*, 11(1), 6200. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19924-1>
- Smakhtin, V. U., Schipper, E. L. F. (2008). Droughts: The impact of semantics and perceptions. *Water Policy*, 10(2), 131–143. <https://doi.org/10.2166/wp.2008.036>
- Smith, D. M., Scaife, A. A., Kirtman, B. P. (2012). What is the current state of scientific knowledge with regard to seasonal and decadal forecasting? *Environmental Research Letters*, 7(1), 015602. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/1/015602>
- Spinoni, J., Naumann, G., Vogt, J. V. (2017). Pan-European seasonal trends and recent changes of drought frequency and severity. *Global and Planetary Change*, 148, 113–130. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.11.013>
- Spinoni, J., Naumann, G., Vogt, J. V., Barbosa, P. (2015). The biggest drought events in Europe from 1950 to 2012. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 3, 509–524. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.01.001>
- Spinoni, J., Vogt, J. V., Naumann, G., Barbosa, P., Dosio, A. (2018). Will drought events become more frequent and severe in Europe? *International Journal of Climatology*, 38(4), 1718–1736. <https://doi.org/10.1002/joc.5291>
- Svoboda, M., LeComte, D., Hayes, M., Heim, R., Gleason, K., Angel, J., Rippey, B., Tinker, R., Palecki, M., Stooksbury, D. (2002). The drought monitor. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(8), 1181–1190. <https://doi.org/10.1175/1520-0477-83.8.1181>
- Toreti, A., Bavera, D., Acosta Navarro, J., Cammalleri, C., De Jager, A., Di Ciollo, C., Hrašt Essenfelder, A., Maetens, W., Magni, D., Masante, D., Mazzeschi, M., Niemeyer, S., Spinoni, J., (2022). Drought in Europe August 2022, EUR 31192 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg. <https://doi:10.2760/264241>
- Torres-Vázquez, M. Á., Di Giuseppe, F., Dutra, E., Halifa-Marín, A., Jerez, S., Ramón, J., Montávez, J.P., Doblás-Reyes, J.F., Turco, M. (2023a). Probabilistic predictions for meteorological droughts based on multi initial conditions (in press).
- Torres-Vázquez, M. Á., Halifa-Marín, A., Montávez, J. P., Turco, M. (2023b). High Resolution Monitoring and Probabilistic Prediction of Meteorological Drought in a Mediterranean Environment. Available at SSRN 4225256. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4225256> (in press).
- Tramblay, Y., Koutroulis, A., Samaniego, L., Vicente-Serrano, S. M., Volaire, F., Boone, A., le Page, M., Llasat, M. C., Albergel, C., Burak, S. (2020). Challenges for drought assessment in the Mediterranean region under future climate scenarios. *Earth-Science Reviews*, 210, 103348. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103348>

- Trenberth, K. E., Dai, A., van der Schrier, G., Jones, P. D., Barichivich, J., Briffa, K. R., Sheffield, J. (2014). Global warming and changes in drought. *Nature Climate Change*, 4(1), 17–22. <https://doi.org/10.1038/nclimate2067>
- Turco, M., Ceglar, A., Prodhomme, C., Soret, A., Toreti, A., Francisco, J. D. R. (2017). Summer drought predictability over Europe: empirical versus dynamical forecasts. *Environmental Research Letters*, 12(8), 084006. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa7859>
- Turco, M., Jerez, S., Donat, M. G., Toreti, A., Vicente-Serrano, S. M., Doblas-Reyes, F. J. (2020). A global probabilistic dataset for monitoring meteorological droughts. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 101(10), E1628–E1644. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0192.1>
- Twedt, T. M., Schaake Jr, J. C., Peck, E. L. (1977). National Weather Service extended streamflow prediction [USA]. *Proceedings Western Snow Conference*.
- Vicente-Serrano, S. M., Domínguez-Castro, F., Reig, F., Beguería, S., Tomas-Burguera, M., Latorre, B., Peña-Angulo, D., Noguera, I., Rabanaque, I., Luna, Y. (2022). A near real-time drought monitoring system for Spain using automatic weather station network. *Atmospheric Research*, 271, 106095. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2022.106095>
- Von Storch, H., Zwiers, F. W. (2002). *Statistical analysis in climate research*. Cambridge university press.
- Weisheimer, A., Palmer, T. N. (2014). On the reliability of seasonal climate forecasts. *Journal of the Royal Society Interface*, 11(96), 20131162. <https://doi.org/10.1098/rsif.2013.1162>
- Wilhite, D. A. (2012). *Drought assessment, management, and planning: theory and case studies: theory and case studies (Vol. 2)*. Springer Science & Business Media.
- World Meteorological Organization. (2012). Standardized precipitation index user guide. *World Meteorological Organization*, (1090).
- Yuan, X., Wood, E. F. (2013). Multimodel seasonal forecasting of global drought onset. *Geophysical Research Letters*, 40(18), 4900–4905. <https://doi.org/10.1002/grl.50949>.