

Comparación de índices de sequía univariados y multivariados basados en datos satelitales para la monitorización de sequías hidrológicas en el ARA Sur, Mozambique

Comparison of univariate and multivariate drought indices based on satellite data for hydrological drought monitoring in the Southern ARA, Mozambique

Ronnie J. Araneda-Cabrera ^{a1*}, María Bermúdez ^b, Jerónimo Puertas ^{a2}, Víctor Penas ^c

^aGrupo de Ingeniería del Agua y Medio Ambiente (GEAMA), Universidade da Coruña, Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Caminos, Canales y Puertos, Campus de Elviña, 15008 A Coruña, España.

^bUniversidad de Granada, Instituto Interuniversitario de Investigación del Sistema Tierra en Andalucía (IISTA), Granada, España.

^cAugas de Galicia, Xunta de Galicia, 15704, Santiago de Compostela, España.

E-mail: ^{a1}ronnie.aranedac@udc.com, ^{a2}jeronimo.puertas@udc.es, ^bmariabermudez@ugr.es, ^caccionexterior.augas@xunta.gal

*Autor para correspondencia

Recibido: 08/07/2022

Aceptado: 22/07/2022

Publicado: 31/07/2022

Citar como: Araneda-Cabrera, R.J., Bermúdez, M., Puertas, J., Penas, V. 2022. Comparison of univariate and multivariate drought indices based on satellite data for hydrological drought monitoring in the Southern ARA, Mozambique. *Ingeniería del agua*, 26(3), 217-229. <https://doi.org/10.4995/la.2022.18037>

RESUMEN

La sequía es un fenómeno natural que afecta a los sistemas socioeconómicos y medioambientales por lo que su monitorización es clave para minimizar sus impactos. En Mozambique, en el sur de África el 70% de la población depende la agricultura para sobrevivir, y el agua para esta actividad se extrae mayoritariamente directo de los ríos. En este trabajo hemos comparado varios índices de sequía univariados y multivariados calculados con variables provenientes de bases de datos satelitales para definir uno que mejor se ajuste a las condiciones de sequía hidrológica en las cuencas hidrográficas del ARA Sur de Mozambique. Las condiciones hidrológicas se definieron con el Índice Estandarizado de Escorrentía acumulado 3 meses (SRI-3). Mediante relaciones cruzadas y modelos de regresión lineales y no lineales se encontró que el Índice Estandarizado de Precipitación acumulado 3 meses (SPI-3) podría usarse para monitorizar las sequías hidrológicas en esta región en tiempo (casi) real.

Palabras clave | sequías hidrológicas, teledetección, Mozambique, ARA Sur, SPI, modelos de regresión.

ABSTRACT

Drought is a natural phenomenon that affects socio-economic and environmental systems, so monitoring it is crucial to minimize its impacts. In Mozambique, in southern Africa, 70% of the population depends on agriculture for subsistence, and water for this activity is mostly extracted directly from rivers. In this paper we have compared several univariate and multivariate drought indices calculated with variables from satellite databases to define one that best fits the hydrological drought conditions in the watersheds of the Southern ARA of Mozambique. The hydrological conditions were defined using the Standardized Runoff Index 3-month cumulative (SRI-3). Using cross-correlations and linear and non-linear regression models, it was found that the Standardized Precipitation Index 3-month cumulative (SPI-3) could be used to monitor hydrological droughts in this region in (near) real time.

Key words | hydrological droughts, remote sensing, Mozambique, Southern ARA, SPI, regression models.

INTRODUCCIÓN

La sequía es un fenómeno natural que impone serios retos a los sistemas socioeconómicos y medioambientales. Constituyen uno de los peligros naturales menos comprendidos debido a su complejidad y a las dificultades de cuantificación (Hagenlocher *et al.*, 2019). Los efectos de las sequías impactan en las cadenas de producción de energía, alimentos, suministro de agua, etc., generalmente decentrándose dichos efectos cuando las consecuencias del fenómeno son difíciles de mitigar, por lo que las sequías constituyen la catástrofe que provoca las mayores pérdidas socioeconómicas en todo el mundo (Golnaraghi *et al.*, 2014; IPCC, 2014). En IPCC (2014) se afirma que existen tendencias de aumento en la intensidad y la frecuencia de las sequías en todo el mundo, siendo posiblemente las zonas áridas y semiáridas, como por ejemplo el cono sur de África, las más afectadas. Por lo tanto, se requieren evaluaciones y estudios específicos de la sequía a nivel regional y local que permitan monitorizar y modelizar las sequías con el fin de tomar decisiones fiables en el contexto de la planificación de adaptación a las condiciones climáticas.

La sequía tiene múltiples aspectos y puede clasificarse en cuatro principales: sequía meteorológica, sequía agrícola, sequía hidrológica y sequía socioeconómica (Wilhite y Glantz, 1985). La sequía meteorológica está relacionada con la deficiencia de las precipitaciones durante un periodo de tiempo prolongado, a partir de la cual se originan otros tipos de sequía. La sequía agrícola está relacionada con la insuficiencia de agua para satisfacer las necesidades de producción de los cultivos o el crecimiento de las plantas. El déficit de precipitaciones durante un periodo prolongado conducirá a la deficiencia del caudal de los ríos, de las aguas subterráneas o del nivel de los embalses para satisfacer las necesidades de suministro de agua, lo que constituye la sequía hidrológica que persistirá durante un cierto periodo después de que finalice la sequía meteorológica. La sequía socioeconómica está asociada a la oferta y demanda de algún bien económico e incorpora características de los tres tipos de sequía.

Para describir las características y niveles de gravedad de las sequías se han desarrollado varios índices de sequía las últimas décadas. Los índices de sequía son representaciones numéricas que se calculan asimilando diversas variables hidrológicas como la precipitación, la humedad del suelo y otras variables relacionados con el ciclo del agua, convirtiéndolas en un solo número que es mucho más útil que los datos brutos para la toma de decisiones. Generalmente se clasifican como índices de sequía meteorológicos, agrícolas e hidrológicos (Svodova *et al.*, 2016), que se pueden complementar con la clasificación propuesta por Niemeyer (2008), que añade a esta lista otras tres categorías de índices de sequía: índices de sequía comprensivos, combinados y basados en la teledetección. Estos últimos basados en el desarrollo de los satélites de observación de la Tierra a partir de los años 80, equipados con sensores principalmente en el dominio óptico, abrió una nueva vía para la vigilancia y la detección de la sequía. Las nuevas tecnologías permitieron obtener información verdaderamente espacial de cobertura global o regional con un método consistente y una alta tasa de repetición.

Se han dedicado numerosos esfuerzos al desarrollo de diferentes índices de sequía. Por ejemplo, el Índice de Precipitación Estandarizado (SPI) (McKee *et al.*, 1993) para hacer un seguimiento de la sequía meteorológica; el Índice de Humedad de Suelo Estandarizado (SSI) (Hao y AghaKouchak, 2013) se utiliza habitualmente para medir la sequía agrícola; el Índice de Escorrentía Estandarizado (SRI) (Shukla y Wood, 2008) para monitorizar sequías hidrológicas en los ríos; o el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) (Kogan, 1995) basado en teledetección y que se utiliza para monitorizar las sequías asociando una falta de recursos hídricos a la vegetación menos saludable (World Meteorological Organization and Global Water Partnership, 2016).

Desde la introducción del concepto de escala temporal de la sequía por parte de (McKee *et al.*, 1993) los índices de sequía univariados multiescalares se han utilizado para cuantificar los episodios de sequía en cada componente del ciclo del agua terrestre (por ejemplo, la precipitación, la humedad del suelo y la escorrentía) acumulando la variable de entrada (en el caso del SPI la precipitación) a diferentes escalas. Por ejemplo, un SPI acumulado 3 meses (SPI-3) puede asociarse a la sequía agrícola reflejada a través de déficit en cultivos de estación y el SPI-6 a la sequía hidrológica en un río o punto de control de caudal. Sin embargo, esta herramienta no ha sido suficiente para distinguir los diferentes tipos de sequía que pueden ocurrir simultánea o secuencialmente y estar interconectados. En realidad, las condiciones de sequía pueden estar asociadas a múltiples variables y están relacionadas con el déficit de agua de diversas fuentes. Por ejemplo, las condiciones de sequía en los caudales de un río pueden verse agravadas por varios factores, como la baja precipitación, poca humedad en el suelo y uso de fuentes de agua para riego. Un índice de sequía único puede no ser suficiente para caracterizar la compleja condición de sequía y sus múltiples impactos.

Recientemente, se han desarrollado varios índices combinados y multivariantes para mejorar las caracterizaciones de la sequía desde múltiples aspectos. Por ejemplo, el Índice Combinado de Sequía (CDI) (Sepulcre-Canto *et al.*, 2012), basado en el SPI, SSI y NDVI; el Índice Medio General (GMI) (Mo y Lettenmaier, 2013) basado en la combinación lineal empírica de varios índices de sequía; o el Índices de precipitación y Vegetación Estandarizados Bivariantes (MSPVCI/MSPVHI) (Araneda-Cabrera *et al.*, 2021a). Cualquiera que sea el planteamiento de los índices de sequía, estos requieren datos climáticos y/o hidrológicos con al menos 30 años de observación como insumos para un análisis temporal de sequía confiable, mientras que para los análisis espaciales se recomienda al menos una estación de datos por cada 5000 km² (AghaKouchak *et al.*, 2015). La necesidad de contar con datos de entrada a largo plazo y de alta calidad suele ser un problema para la aplicación de estos indicadores, especialmente en regiones poco vigiladas (Easterling, 2013) como en la mayoría del continente africano.

Para brindar solución a este problema, en las últimas décadas, diferentes instituciones han construido y actualizado varios conjuntos de datos climáticos e hidrológicos a gran escala. Por ejemplo las bases de datos globales como el *TerraClimate* (Abatzoglou *et al.*, 2018) o el “*Climate Hazards group Infrared Precipitation with Stations*” (Grupo de riesgos climáticos Precipitación infrarroja con estaciones - CHIRPS) (Funk *et al.*, 2015) han surgido como fuentes de datos alternativas. Estos productos proporcionan estimaciones basadas en manómetros, derivadas de satélites o basadas en reanálisis, y pueden constituir una alternativa adecuada para calcular los índices de sequías en regiones con escasez de datos. Aunque estos productos globales no están exentos de limitaciones, se han utilizado en varios estudios relacionados con la sequía en todo el mundo y constituyen una fuente de datos fiable para este tipo de estudios (Araneda-Cabrera *et al.*, 2020). Además, estas bases de datos, en especial las de fuentes satelitales, presentan la ventaja de actualizar sus productos en períodos cortos de tiempo entre días y semanas (tiempo casi real), lo que potencializa su uso en monitorización, modelización y predicción del fenómeno.

Mozambique se encuentra en una de las zonas más propensas a la sequía y a sufrir mayores efectos negativos lo que aumenta la vulnerabilidad de sus cuencas hidrográficas, ríos y reservorios. Mozambique es uno de los países más pobres y menos desarrollados del mundo, por lo que su estado de vulnerabilidad socioeconómica y medioambiental frente a sequías es alto. Aproximadamente el 70% de la población trabaja en la agricultura y representa el 24% del PIB (Ministério da Agricultura e Segurança Alimentar, 2015). La fuente de agua principal para las actividades agrícolas son las que provienen de los ríos y reservorios; las mismas que son frecuentemente afectadas por sequías hidrológicas. Mozambique, al igual que todos los países del sur de África no suelen cumplir con los requerimientos técnicos de calidad de datos necesarios para estudios de sequías, en especial con variables más complejas de medir *in situ* como la humedad de suelo o monitorización de caudales. Estas razones representan un reto al monitorizar las sequías hidrológicas. Desafío que puede ser resuelto con el uso de fuentes de bases satelitales, que en la región del cono sur de África han sido validadas en multitud de estudios, resultando altamente recomendables (Vicente-Serrano *et al.*, 2012; Dinku *et al.*, 2018).

En este trabajo tiene como objetivo definir un índice de sequía que mejor explique las condiciones hidrológicas en el territorio del ARA Sur mediante un estudio comparativo con distintos índices de sequías univariantes multiescalares y multivariantes. Los índices serán calculados desde bases de datos globales de origen satelital de forma que sirvan para monitorear las sequías hidrológicas en tiempo (casi) real.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

Mozambique se encuentra en el cono sur de África (Figura 1), una de las zonas más propensas a la sequía en todo el mundo, donde se espera que los fenómenos hidrológicos extremos sean más frecuentes y perjudiciales debido al cambio climático (Eriksen y Silva, 2009). La gestión de los recursos hídricos en Mozambique es llevada a cabo por tres Administraciones Regionales de Aguas – ARAs IP (Administración Regional de Aguas de Instituto Público) que se encargan de gestionar eventos extremos como las sequías (Conselho de Ministros, 2020): ARA Sur IP, ARA Central IP y ARA Norte IP. Mozambique tiene una superficie de 801 000 km² de los cuales casi el 25% (185 000 km²) conforman el ARA-Sur IP (desde aquí llamada simplemente ARA-Sur), que va desde la frontera sur del país hasta el río Save, incluyendo la mitad de su cuenca de aportación. El territorio del ARA Sur se conforma por 13 subcuencas que desembocan en el océano Índico. En la Figura 1 se muestra la localización de Mozambique y

el territorio del ARA Sur, su mapa de elevaciones, las principales ciudades del país y la ubicación de las 13 subcuencas con sus nombres y códigos. La Tabla 1 muestra las principales características físicas de las subcuencas del territorio del ARA Sur.

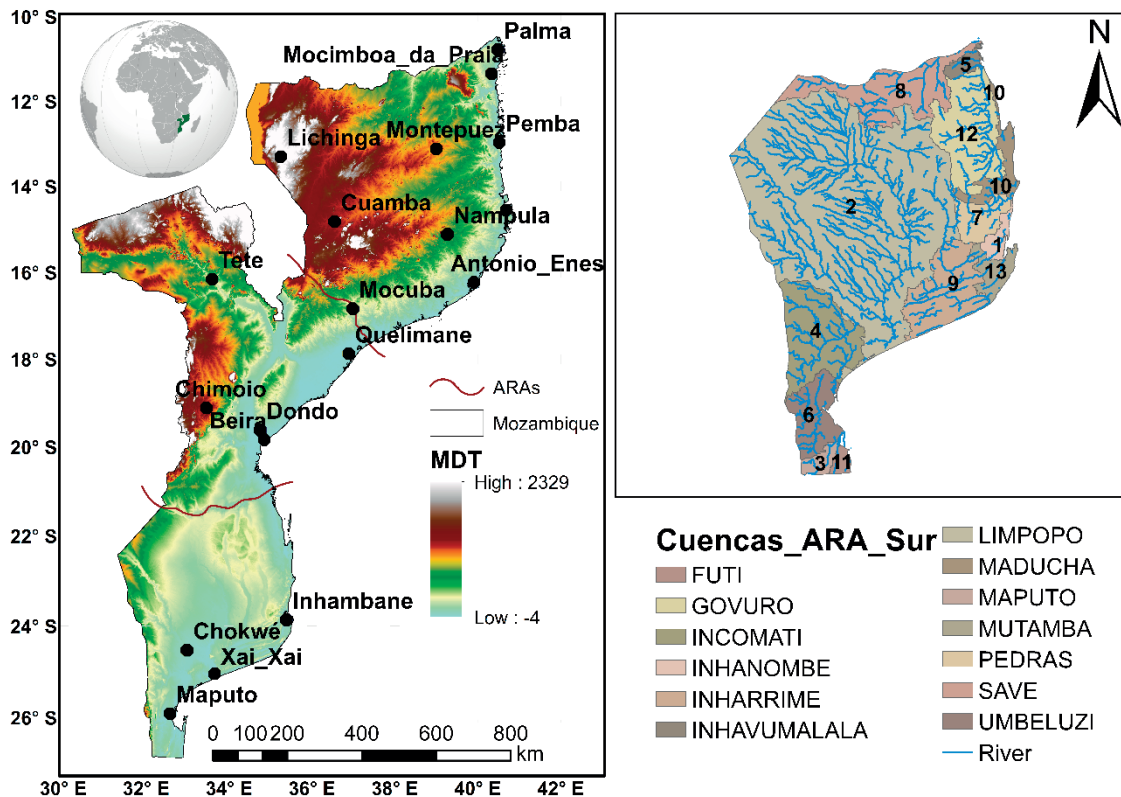


Figura 1 | En el marco izquierdo: Ubicación, modelo digital de elevaciones y división estratégica de gestión de aguas (ARAs) de Mozambique; y, en el marco derecho: territorio del ARA Sur de Mozambique con sus 13 cuencas hidrográficas y principales cauces. La numeración de las cuencas corresponde a su identificación codificada en la Tabla 1.

En esta región el clima es tropical, con una estación de verano calurosa y lluviosa de noviembre a marzo donde el 80% de las precipitaciones del año caen durante este período, y una estación de invierno fresca y seca de abril a octubre. La precipitación media anual varía entre 318 mm y 1075 mm y la temperatura media anual varía entre 23 °C y 25 °C, siendo el oeste la región más seca y cálida, lo que desencadena menor humedad de suelo media anual, escorrentía y verdor en la vegetación. Las principales características de interés hidrológico del territorio del ARA Sur y sus 13 subcuencas se presenta en la Tabla 1. En esta tabla los valores de precipitación, humedad de suelo y NDVI de cada celda han sido promediadas, mientras los valores de las celdas de escorrentía se han acumulado sobre cada cuenca hidrográfica y el territorio del ARA Sur. Las fuentes de datos satelitales usadas para el cálculo de estas características medias se detallan más adelante. Según la Base de Datos Internacional de Desastres (EM-DAT, 2020), los eventos de sequía de 1987, 1991-1992, 1995 y 2016 fueron de los más severos en el país, causando pérdidas por 650 millones de dólares y afectando al menos a 24 millones de personas (MunichRE, 2018). En estos años se observaron bajas precipitaciones y altas anomalías de temperatura (Araneda-Cabrera *et al.*, 2021b). Aunque los volúmenes de precipitación son variables en el territorio del ARA Sur, las sequías son un problema recurrente en toda la región afectando a las actividades socioeconómicas y repercutiendo negativamente en la calidad de vida de la población.

Sequías hidrológicas según el Índice de Escorrentía Estandarizado (SRI)

El Índice Estandarizado de Escorrentía (SRI por sus iniciales en inglés: *Standardized Runoff Index*) se basa en la estandarización de la serie temporal de caudales en un punto de control de un río siguiendo el procedimiento matemáticos del

Tabla 1 | Características físicas de las cuencas hidrográficas del territorio del ARA Sur.

Cuenca hidrográfica	Nombre	Precipitación media anual (mm)	Humedad media anual (% de saturación)	NDVI medio anual	Caudal medio anual (m ³ /s)
1	INHANOMBE	877.45	20.61	0.32	222.02
2	LIMPOPO	619.29	25.28	0.28	529.98
3	MAPUTO	668.04	28.77	0.35	406.01
4	INCOMATI	677.85	28.29	0.29	594.97
5	INHAVUMALALA	906.01	29.73	0.30	153.00
6	UMBELUZI	658.41	31.26	0.30	798.99
7	PEDRAS	856.70	23.16	0.36	235.01
8	SAVE	750.92	28.62	0.31	659.96
9	INHARRIME	793.02	25.06	0.33	196.98
10	MADUCHA	874.31	24.57	0.36	152.01
11	FUTI	733.99	24.91	0.37	110.00
12	GOVURO	837.40	30.02	0.34	220.00
13	MUTAMBA	875.87	23.79	0.31	229.00
ARA Sur		696.66	26.57	0.30	490.39

Índice Estandarizado de Precipitación (SPI, explicado en la siguiente sección) (Shukla y Wood, 2008). Se lo evalúa según la Tabla 2 y puede agregarse a múltiples escalas como se define en (McKee *et al.*, 1993). En este trabajo, los datos mensuales de escorrentía se descargaron de la base de datos *TerraClimate* (Abatzoglou *et al.*, 2018) en <http://www.climatologylab.org/terraclimate.html> con una resolución espacial de 1/24° (≈ 4 km en el ecuador) y se agregaron para obtener series de caudales sobre el territorio del ARA Sur y en las 13 cuencas hidrográficas antes de calcular el SRI. Estos datos se agregaron a nivel de cuenca hidrográfica y en territorio del ARA Sur mediante un promedio bilineal de sus centroides. Se calculó el SRI acumulado 3 meses (SRI-3) para el período de análisis de 30 años desde enero 1991 hasta diciembre de 2020 ya que esta acumulación expone las condiciones de sequía agrícola e hidrológica de mejor manera.

Índices de sequía

Se calcularon diversos índices basados en variables meteorológicas y agrícolas, de estado de la vegetación e hidrológicas para cada cuenca hidrográfica y en todo el territorio del ARA Sur: SPI, SSI, SVCI y SVHI como índices univariados multiescalares; y, el MSPVCI, MSPVHI, MSPSSI, GMI y CDI como índices multivariados. Cada índice, junto con su fuente de datos, se describe brevemente a continuación y en las Tablas 2 y 3 se detalla su evaluación.

El Índice de Precipitación Estandarizado (SPI) es uno de los índices de sequía más utilizados y está recomendado por la Organización Meteorológica Mundial (OMM). Fue introducido por (McKee *et al.*, 1993). Se basa en la transformación de la precipitación en una función normal ($\bar{x}=0$ and $\sigma=1$) mediante una función de distribución de probabilidad de dos parámetros gamma. Es muy versátil porque puede calcularse para cualquier escala temporal. El procedimiento detallado de su cálculo puede encontrarse en (Kumar *et al.*, 2009). Los datos mensuales de precipitación se descargaron de la base de datos CHIRPS (Funk *et al.*, 2014) en <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirps/> con una resolución espacial de 1/24° (≈ 4 km en el ecuador) para el mismo período que el SRI (1991-2020). Las series de precipitación se promediaron para cada cuenca hidrográfica y para toda el área de estudio antes de calcular el SPI. Se calculó un SPI para agregaciones temporales del 1 al 12.

El Índice Estandarizado de Humedad del Suelo (SSI) (Hao y AghaKouchak, 2013) se basa en la estandarización de la humedad del suelo siguiendo los pasos matemáticos del SPI. En este caso, se utilizó la humedad del suelo obtenida del programa Iniciativa de Cambio Climático (CCI) de la Agencia Espacial Europea (ESA) en www.esa-soilmoisture-cci.org versión v04.7, en una cuadrícula espacial de 0,25° (Dorigo *et al.*, 2011). Estos datos se redimensionaron a nivel de cuenca hidrográfica y del territorio del ARA Sur mediante un promedio bilineal de sus centroides. Se calculó un SSI para agregaciones temporales del 1 al 12.

El Índice Estandarizado de Condición de la Vegetación (SVCI) y el Índice Estandarizado de Salud de la Vegetación (SVHI) (Agutu *et al.*, 2017) se calcularon siguiendo el procedimiento de estandarización del SPI a las series temporales de VCI y VHI

definidas por Kogan (1995). Estos datos se descargaron del Centro de Aplicaciones e Investigación por Satélite (STAR) y de los Satélites Ambientales para la Administración Oceánica y Atmosférica de los Estados Unidos (NOAA) en https://www.star.nesdis.noaa.gov/smcd/emb/vci/VH/vh_ftp.php. Los conjuntos de datos consisten en compuestos de valores de 7 días a 8 km de resolución que se promediaron a escala mensual y de cuenca hidrográfica (además de sobre todo el territorio del ARA Sur) antes de ser estandarizados.

El Índice Estandarizado Multivariable de Precipitación y Condición de Vegetación (MSPVCI), de Precipitación y Salud de Vegetación (MSPVHI); y, de Precipitación y Humedad del Suelo MSPSSI dependen de dos variables, P y VCI/VHI/SI (Araneda-Cabrera *et al.*, 2021a). En los tres casos el procedimiento empieza promediando la precipitación en periodos de 3 meses. Luego, se calculan las probabilidades de no superación de ambas variables siguiendo la fórmula de (Gringorten, 1963). Posteriormente, las probabilidades empíricas se transforman en un índice estandarizado (media 0 y desviación estándar 1). A continuación, los dos indicadores univariantes se combinan utilizando el marco multivariante explicado en Yue *et al.* (1999). Estos índices se interpretan de forma similar al SPI original.

El Índice de Media General (GMI por sus siglas en inglés *Grand Mean Index*) es un índice basado en la combinación lineal empírica de varios índices. El objetivo es integrar la información sobre la sequía procedente de diferentes fuentes con ponderaciones determinadas empíricamente. Como ejemplo de GMI se expone el formulado por Mo y Lettenmaier, (2013) que propone el GMI para la caracterización de la sequía basado en el peso igual del SPI6, los Percentiles de Humedad del Suelo (SMP) totales y el SRI3. En este estudio hemos definido 8 GMI de la siguiente manera y que se evalúan siguiendo la Tabla 2:

$$GMI_{-1} = \frac{1}{2}SPI6 + \frac{1}{2}SSI1 \quad (1)$$

$$GMI_{-2} = \frac{1}{2}SPI3 + \frac{1}{2}SSI1 \quad (2)$$

$$GMI_{-3} = \frac{1}{2}SPI6 + \frac{1}{2}SSI3 \quad (3)$$

$$GMI_{-4} = \frac{1}{2}SPI6 + \frac{1}{2}SSI3 \quad (4)$$

$$GMI_{-5} = \frac{1}{2}SPI3 + \frac{1}{4}SSI1 + \frac{1}{4}SVCI \quad (5)$$

$$GMI_{-6} = \frac{1}{3}SPI3 + \frac{1}{3}SSI1 + \frac{1}{3}SVCI \quad (6)$$

$$GMI_{-7} = \frac{1}{4}SPI3 + \frac{1}{4}SPI6 + \frac{1}{4}SSI1 + \frac{1}{4}SVCI \quad (7)$$

$$GMI_{-8} = \frac{1}{2}SPI3 + \frac{1}{2}SPI3 \quad (8)$$

El Índice de Sequía Combinado (CDI por sus siglas en inglés) desarrollado por Sepulcre-Canto *et al.* (2012) se obtiene combinando tres indicadores de sequía producidos operativamente: el Índice de Precipitación Estandarizado (SPI-1 y SPI-3), la Anomalía de la Humedad del Suelo (SMA) y la Fracción de la radiación fotosintéticamente activa absorbida (FAPAR) de manera que las zonas se clasifican según tres clases de sequía principales. En este estudio la SMA ha sido reemplazada por el SSI obtenida a partir de datos de humedad de suelo de la CCI por ser variables equivalentes. Por otro lado, la FAPAR fue sustituida por el Índice de condición de Vegetación Estandarizado (SVCI) ya que según Zhang *et al.* (2013) son variables equivalentes. En base al estado de estos tres índices se sigue un esquema de clasificación de sequía para cada paso de tiempo (mensual durante el período 1991-2020) mostrado en la Tabla 3 que, para los fines de este estudio y ser comparable con el SRI cada clasificación se ha asociado a un número similar al de clasificación del SPI.

Tabla 2 | Categorías de intensidad de las sequías utilizadas en este estudio para los índices estandarizados.

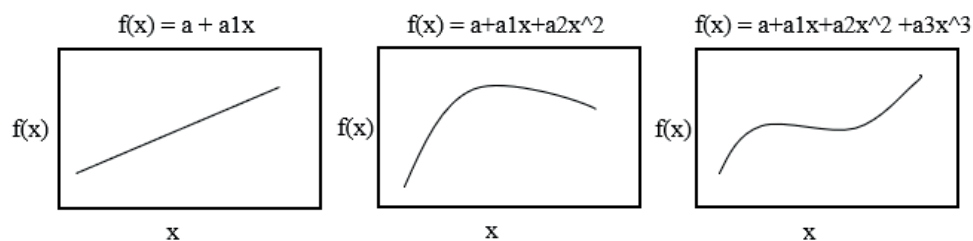
SRI/SPI/SPEI/SSI/SVCI/SVHI/MSPVCI/MSVHI/MPSSI/GMI	Categoría	Período de retorno (años)
< -2.00	Sequía extrema	50
-1.50 a -2.00	Sequía severa	20
-1.00 a -1.50	Sequía moderada	10
-0.50 a -1.00	Sequía media	5
-0.50 a 0.50	Estado normal	0
0.50 a 1.00	Medianamente húmedo	5
1.00 a 1.50	Moderadamente húmedo	10
1.50 a 2.00	Muy húmedo	20
> 2.00	Extremadamente húmedo	50

Tabla 3 | Categorías de intensidad de las sequías utilizadas en este estudio para el CDI.

CDI	Categoría	Condición de clasificación
-2	Peligro	SVCI < -1 y (SPI-3 < -1 o SPI-1 < -2)
-1	Alerta	SSI < -1 y (SPI-3 < -1 o SPI-1 < -2)
-0.5	Cuidado	SPI-3 < -1 o SPI-1 < -2
0	Parcialmente recuperado	(SVCI < -1 y (SPI-3 _{m-1} < -1 y SPI-3 > -1)) o (SVCI < -1 y (SPI-1 _{m-1} < -2 y SPI-1 > -2))
1	Totalmente recuperado	(SPI-3 _{m-1} < -1 y SPI-3 > -1) y (SPI-1 _{m-1} < -2 y SPI-1 > -2)
2	Normal	SPI-3 ≥ -1 o SPI-1 ≥ -2

Evaluación comparativa de los índices de sequía

Se aplicó el método de correlación cruzada (Hair *et al.*, 1998) y 3 modelos de regresión para definir cuál de las series mensuales de los índices de sequía tiene la mejor relación con el SRI y, por lo tanto, el que podría usarse para monitorizar y evaluar las sequías hidrológicas en el territorio del ARA Sur. Dado que las relaciones entre el SRI y los índices de sequía no pueden darse necesariamente al mismo tiempo, se analizó primero la correlación con un desfase cero y luego se buscó el desfase temporal (a escala mensual) en el que la correlación según el coeficiente de Pearson (r) es mayor entre ambas series. El desfase está asociado a la predicción temprana de una serie mediante la otra, mientras que el coeficiente de correlación indica lo fuerte que sería esa relación. Los modelos de regresión fueron ajustes de una ecuación lineal y un polinomio de segundo y tercer grado. Estos modelos se han encontrado en otros estudios como los mejores relacionando índices de sequía con sequías hidrológicas (Wu *et al.*, 2017). Las regresiones permiten definir posibles ecuaciones que permitan monitorizar las sequías hidrológicas basándonos en índices provenientes de bases de datos globales. La eficacia de los modelos de relación se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2) y el *Nash-Sutcliffe Efficiency* (NSE) cuya calidad aumenta al estar más cerca de la unidad (1). En la Figura 2 se detallan los modelos a usar donde $F(x)$ es el SRI y x son los índices de sequía.

**Figura 2** | Modelos de regresión lineales y polinómicos de segundo grado para evaluar la relación entre los índices de sequía y el SRI.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis de la relación entre los índices de sequía y el SRI del territorio del ARA Sur se realizó en dos partes. El primer paso del análisis fueron las correlaciones de Pearson sin (r) y con (r_{\max}) un desfase temporal. Los resultados se muestran en la Tabla 4. En general, el SPI en varias agregaciones temporales entre 2 y 8 meses y los índices GMI son los que mejor se correlacionaron con el SRI. De estos índices el SPI-3 es el que mejor correlación presentó, seguido por el GMI_2, GMI_5 y GMI_8. Las correlaciones fueron positivas lo que indica que ambas series están en fase. Se observó también que la mayor correlación se encontró cuando no había un desfase temporal ($\text{lag}_{r_{\max}} = 0$ en la Tabla 4), lo que corrobora la potencia que tiene el índice univariable multiescalar SPI o los multivariados que lo incorporan para representar diferentes tipos de sequía (Guttman, 1998, 1998).

La segunda parte del análisis consistió en ajustar tres modelos (uno lineal y dos no lineales) entre los índices de sequía y el SRI para el territorio del ARA Sur. Las métricas de evaluación de los modelos se muestran en la Tabla 4. De manera similar a los resultados obtenidos con las correlaciones destacan, para los 3 modelos, las relaciones entre el SRI con el SPI-3, GMI_2, GMI_5 y GMI_8. En todos los casos la mejor aproximación de logró con el modelo no lineal de segundo grado. Hechos que también se han visto en estudios similares en otras zonas del mundo (Wu *et al.*, 2017). Estas regresiones se enseñan en la Figura 3, en la cual se expone la ecuación que sigue cada una de las regresiones no lineales de segundo grado.

Tabla 4 | Correlaciones cruzadas entre las series temporales del SRI-3 y los índices de sequía. r es el coeficiente de correlación, r_{\max} es el coeficiente de correlación (mayor correlación) diferida que se obtiene cuando $\text{lag} = \text{lag}_{r_{\max}}$ (desfase temporal en meses).

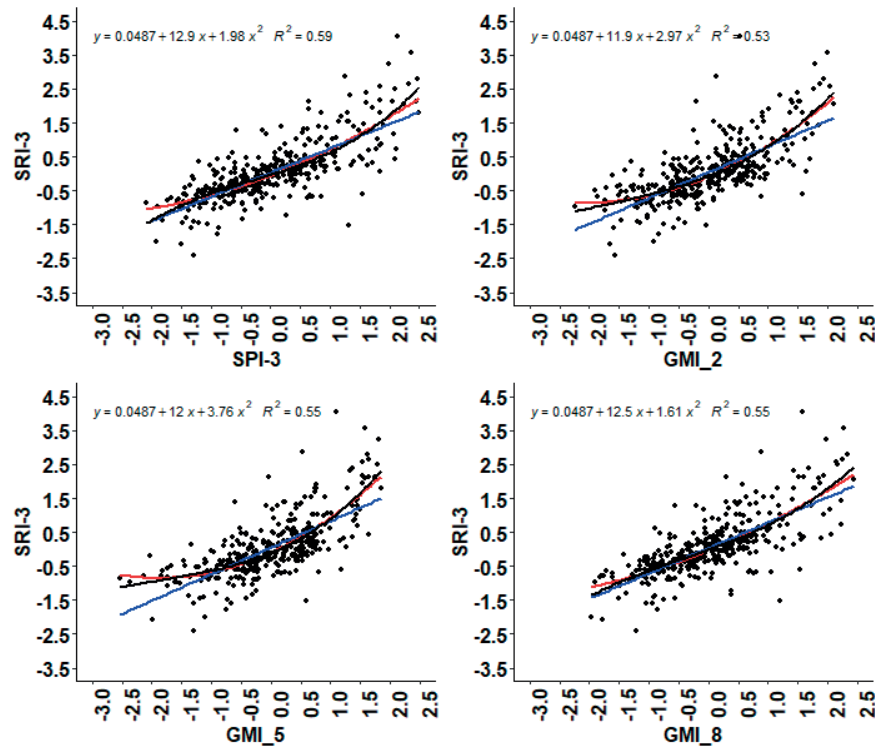
Índice de sequía	r	r_{\max}	$\text{lag}_{r_{\max}}$	Índice de sequía	r	r_{\max}	$\text{lag}_{r_{\max}}$
CDI	0.42	0.42	0	SPI-11	0.48	0.48	-1
GMI_1	0.61	0.61	0	SPI-12	0.46	0.48	-1
GMI_2	0.70	0.70	0	MSPVHI	0.43	0.43	0
GMI_3	0.69	0.69	0	MSPSSI	0.42	0.42	0
GMI_4	0.58	0.58	0	MSPVCI	0.39	0.40	-1
GMI_5	0.71	0.71	0	SSI-1	0.34	0.38	-1
GMI_6	0.64	0.64	0	SSI-2	0.31	0.37	-2
GMI_7	0.67	0.67	0	SSI-3	0.28	0.36	-3
GMI_8	0.74	0.74	0	SSI-4	0.27	0.35	-4
SPI-1	0.48	0.48	0	SSI-5	0.26	0.34	-4
SPI-2	0.63	0.63	0	SSI-6	0.27	0.32	-5
SPI-3	0.76	0.76	0	SSI-7	0.27	0.31	-5
SPI-4	0.68	0.68	0	SSI-8	0.27	0.30	-5
SPI-5	0.64	0.64	0	SSI-9	0.27	0.29	-5
SPI-6	0.60	0.60	0	SSI-10	0.46	0.46	0
SPI-7	0.56	0.56	0	SSI-11	0.33	0.35	-1
SPI-8	0.50	0.50	-2	SSI-12	0.37	0.37	0
SPI-9	0.48	0.48	0	SVCI	0.33	0.41	-1
SPI-10	0.49	0.49	0	SVHI	0.50	0.50	0

El SPI-3, es el que mejor relación muestra con el SRI, por lo que podría usarse para monitorizar las sequías hidrológicas en el territorio del ARA Sur. A pesar de que la relación no es perfecta ($R^2 = 0.60$ y $NSE=0.55$) se puede apreciar en la Figura 4 que las series temporales son muy similares. Además, el uso del SPI-3 como calculado como se ha explicado en la metodología tiene importantes ventajas operativas, ya que los datos de precipitación pueden ser obtenidos con facilidad desde el CHIRPS con una frecuencia cercana al tiempo real.

A nivel de cuencas hidrográficas los resultados de las relaciones entre los índices de sequía y el SRI fueron muy similares usando tanto las correlaciones como los modelos de regresión. En la sección Materiales Suplementarios se muestran los resultados de las correlaciones (Tabla S1, Tabla S2 y Tabla S4) y las métricas de evaluación de los modelos de regresión (Tabla S5, Tabla S6 y Tabla S7). El SPI-3 es el índice que mejor se relaciona con el SRI en cada una de las cuencas hidrográficas. En la Figura 5 se grafican los modelos de regresión no lineal de segundo grado ya que este fue el modelo que obtuvo la mejor evaluación. Además,

Tabla 5 | Métricas de comparación entre los modelos de regresión para la serie SRI-3 y los índices de sequía en el territorio del ARA Sur.

Índice de sequía	Regresión			Índice de sequía	Regresión		
	lineal	segundo grado	tercer grado		lineal	segundo grado	tercer grado
	R2	R2	R2		R2	R2	R2
CDI	0.17	0.18	0.18	SPI-11	0.23	0.23	0.24
GMI_1	0.37	0.38	0.39	SPI-12	0.21	0.21	0.21
GMI_2	0.50	0.53	0.53	MSPVHI	0.18	0.23	0.24
GMI_3	0.47	0.52	0.52	MSPSSI	0.17	0.23	0.24
GMI_4	0.34	0.36	0.37	MSPVCI	0.15	0.22	0.22
GMI_5	0.50	0.55	0.55	SSI-1	0.12	0.17	0.18
GMI_6	0.41	0.48	0.48	SSI-2	0.09	0.14	0.15
GMI_7	0.45	0.50	0.50	SSI-3	0.08	0.12	0.13
GMI_8	0.54	0.55	0.56	SSI-4	0.07	0.10	0.11
SPI-1	0.23	0.23	0.23	SSI-5	0.07	0.09	0.09
SPI-2	0.40	0.40	0.40	SSI-6	0.07	0.09	0.09
SPI-3	0.58	0.59	0.60	SSI-7	0.07	0.10	0.10
SPI-4	0.46	0.47	0.47	SSI-8	0.07	0.10	0.10
SPI-5	0.41	0.41	0.41	SSI-9	0.07	0.09	0.10
SPI-6	0.36	0.37	0.37	SSI-10	0.21	0.22	0.23
SPI-7	0.31	0.32	0.33	SSI-11	0.11	0.16	0.16
SPI-8	0.25	0.26	0.27	SSI-12	0.13	0.15	0.19
SPI-9	0.23	0.24	0.25	SVCI	0.11	0.15	0.16
SPI-10	0.24	0.25	0.26	SVHI	0.25	0.27	0.27

**Figura 3** | Índice de sequías hidrológicas (SRI) vs. Índices de sequía y sus respectivas curvas de regresión en el ARA Sur. Las líneas azules representan la regresión con el modelo lineal, las rojas con el modelo no lineal de segundo grado y las negras con el modelo no lineal de tercer grado. Las ecuaciones representan el resultado del modelo no lineal de segundo grado, que es el que mejor se ajusta.

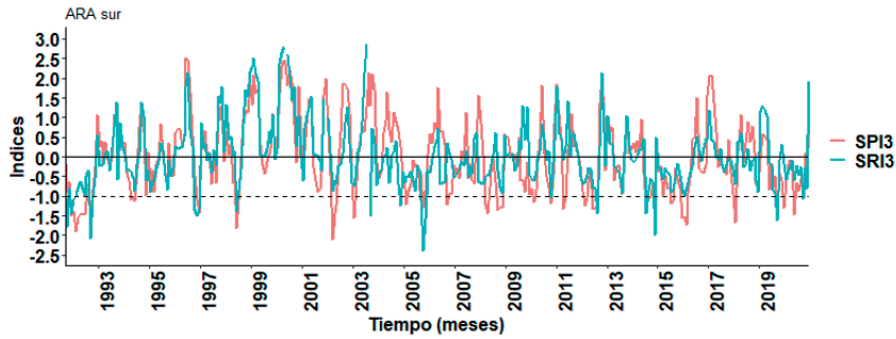


Figura 4 | Series temporales del índice de sequías SRI y el SPI-3 para el período 1991-2020 en el territorio del ARA Sur.

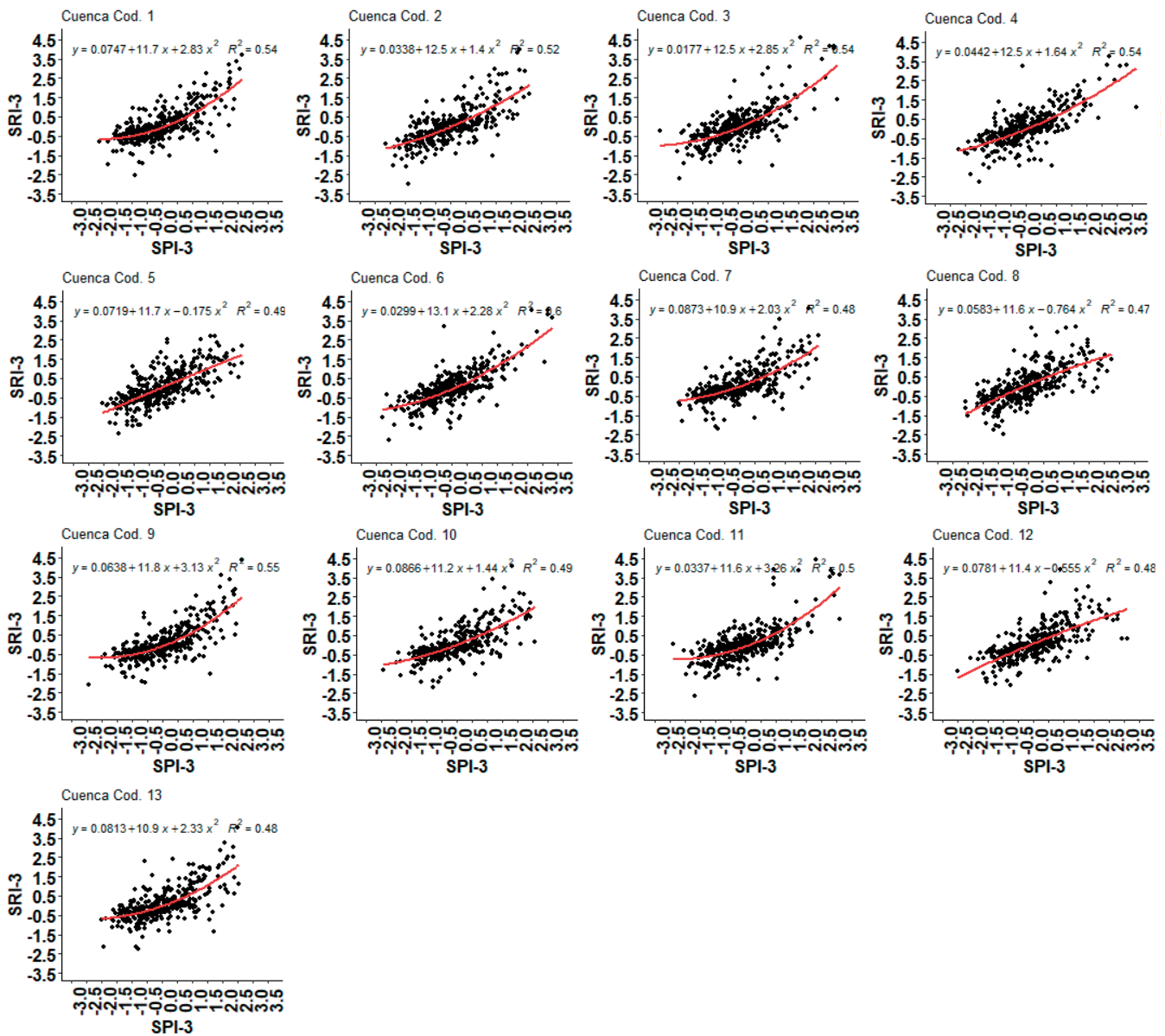


Figura 5 | Índice de sequías hidrológicas (SRI) vs. el SPI-3 y sus respectivas curvas de regresión según el modelo no lineal de segundo grado. Las ecuaciones representan el resultado del modelo. El código de cada cuenca hidrográfica se corresponde con su identificación en la Tabla 1.

se muestra en los gráficos la ecuación resultante en cada cuenca, que puede ser usada para monitorizar el estado de sequías hidrológicas. La similitud de las series temporales del SPI-3 con el SRI se aprecia en la Figura S1 en los Materiales Suplementarios.

CONCLUSIONES

Este trabajo de investigación tuvo por objetivo principal proponer un índice de sequía que pueda usarse para la monitorización de sequías hidrológicas en el territorio del ARA Sur de Mozambique. Se analizaron las relaciones de varios índices de sequía con las condiciones hidrológicas a nivel regional y de cuenca hidrográfica a través del SRI-3. Debido a la disposición de datos el estudio se enfocó en utilizar variables provenientes de bases de datos globales obtenidos por información satelital.

Se computaron varios índices de sequía meteorológicos y agrícolas univariados multiescales como multivariados basados en información satelital. De estos índices las mejores correlaciones son con el SPI-3 sin ningún desfase temporal. Este índice tiene una relación no lineal de segundo grado con el SRI y puede ser utilizado para la monitorización de sequías hidrológicas. Sin embargo, al existir muchos índices disponibles y varios aspectos a nivel de cuenca hidrográfica, estudios específicos para cada una podrían ser llevados en trabajos futuros.

La información resultado de este trabajo puede servir para monitorizar las condiciones de sequía en las cuencas hidrográficas sin necesidad de realizar mediciones en campo de manera continua. Por lo tanto, los resultados pueden ser de gran utilidad para los distintos interesados en la región como pueden ser gestores del agua, técnicos, entre otros.

MATERIAL SUPLEMENTARIO

El material suplementario está disponible en <http://polipapers.upv.es/index.php/IA/libraryFiles/downloadPublic/99>

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue realizado en el marco del proyecto AquaMoz-Secara Fase 2, financiado por Augas de Galicia y la Dirección Xeral de Relacións Exteriores y con la Unión Europea de la Xunta de Galicia.

REFERENCIAS

- Abatzoglou, J.T., Dobrowski, S.Z., Parks, S.A., Hegewisch, K.C. 2018. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. *Sci. Data*, 5, 1–12. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191>
- AghaKouchak, A., Farahmand, A., Melton, F.S., Teixeira, J., Anderson, M.C., Wardlow, B.D., Hain, C.R. 2015. Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. *Rev. Geophys.*, 53, 452–480. <https://doi.org/10.1002/2014RG000456>
- Agutu, N.O., Awange, J.L., Zerihun, A., Ndehedehe, C.E., Kuhn, M., Fukuda, Y. 2017. Assessing multi-satellite remote sensing, reanalysis, and land surface models' products in characterizing agricultural drought in East Africa. *Remote Sens. Environ.*, 194, 287–302. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.03.041>
- Araneda-Cabrera, R.J., Bermudez, M., Puertas, J. 2021a. Índices de precipitación y vegetación estandarizados bivariados para evaluar y monitorear sequías agrícolas. *Rev. Hidrolatinoamericana*, 5, 27–30.
- Araneda-Cabrera, R.J., Bermudez, M., Puertas, J. 2021b. Revealing the spatio-temporal characteristics of drought in Mozambique and their relationship with large-scale climate variability. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 38, 100938. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100938>

- Araneda-Cabrera, R.J., Bermúdez, M., Puertas, J. 2020. Unified framework for drought monitoring and assessment in a transboundary river basin, in: *River Flow 2020*; Uijttewaal, W, Franca M, Valero D, Chavarrias V, Arbós C, Schielen R and Crosato A, Eds. Taylor & Francis Group, London, pp. 1081–1086. <https://doi.org/10.1201/b22619>
- Conselho de Ministros, 2020. BR N° 160 de 20.08.20, Boletim da República - I Serie. Publicação oficial da República de Moçambique. Maputo, Mozambique. <https://www.inm.gov.mz/pt-br/content/br-n%C2%BA-160-de-200820-boletim-da-rep%C3%BAblica-i-serie>.
- Dinku, T., Funk, C., Peterson, P., Maidment, R., Tadesse, T., Gadain, H., Ceccato, P. 2018. Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over eastern Africa. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 144(51), 292–312. <https://doi.org/10.1002/qj.3244>
- Dorigo, W.A., Wagner, W., Hohensinn, R., Hahn, S., Paulik, C., Xaver, A., Gruber, A., Drusch, M., Mecklenburg, S., Van Oevelen, P., Robock, A., Jackson, T. 2011. The International Soil Moisture Network: A data hosting facility for global in situ soil moisture measurements. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 1675–1698. <https://doi.org/10.5194/hess-15-1675-2011>
- Easterling, D.R. 2013. Global Data Sets for Analysis of Climate Extremes., in: Water Science and Technology Library (Ed.), *Global Data Sets for Analysis of Climate Extremes*. Springer, Dordrecht, pp. 347–361. https://doi.org/10.1007/978-94-007-4479-0_12
- Eriksen, S., Silva, J.A. 2009. The vulnerability context of a savanna area in Mozambique: household drought coping strategies and responses to economic change. *Environ. Sci. Policy*, 12, 33–52. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2008.10.007>
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A., Michaelsen, J. 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations - A new environmental record for monitoring extremes. *Sci. Data* 2, 1–21. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Funk, C.C., Peterson, P.J., Landsfeld, M.F., Pedreros, D.H., Verdin, J.P., Rowland, J.D., Romero, B.E., Husak, G.J., Michaelsen, J.C., Verdin, A.P. 2014. A Quasi-Global Precipitation Time Series for Drought Monitoring. U.S. Geol. Surv. Data Ser. 832, 4.
- Golnaraghi, M., Etienne, C., Sapir, D.G., Below, R. 2014. Atlas of Mortality and Economic Losses From Weather, Climate and Water Extremes (1970-2012), *WMO-No. 1123*, World Meteorological Organization, Geneva, Switzerland. https://www.preventionweb.net/files/38413_wmo1123atlas120614.pdf.
- Gringorten, I.I. 1963. A Plotting Rule for Extreme Probability Paper. *J. Geophys. Res.*, 68, 813–814. <https://doi.org/doi:10.1029/JZ068i003p00813>
- Guttman, N.B. 1998. Comparing the palmer drought index and the standardized precipitation index. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 34, 113–121. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1998.tb05964.x>
- Guttman, N.B. 1999. Accepting the Standardized Precipitation Index: a Calculation Algorithm. *JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc.*, 35, 311–322. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1999.tb03592.x>
- Hagenlocher, M., Meza, Isabel, Carl Anderson, Annika Min, Fabrice G. Renaud, Y., Walz, S.S., Sebesvari, Z. 2019. Drought vulnerability and risk assessments: state of the art, persistent gaps, and research agenda. *Environ. Res. Lett.*, 4. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab225d>
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., Anderson, R.E. 1998. *Multivariate Data Analysis*, 7th ed, Pearson. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA.
- Hao, Z., AghaKouchak, A. 2013. Multivariate Standardized Drought Index: A parametric multi-index model. *Adv. Water Resour.*, 57, 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2013.03.009>
- IPCC, 2014. Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the *Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Edenhofer, O., R. Pichs-Madruga, Y. Sokona, E. Farahani, S. Kadner, K. Seyboth, A. Adler, Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Kogan, F.N. 1995. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Adv. Sp. Res.*, 15, 91–100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-T)

- Kumar, N.M., Murthy, C.S., Sesha Sai, M.V.R., Roy, P.S. 2009. On the use of Standardized Precipitation Index (SPI) for drought intensity assessment. *Meteorol. Appl.*, 16, 381–389. <https://doi.org/10.1002/met.136>
- McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J. 1993. The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales, Paper Presented at 8th Conference on Applied Climatology. American Meteorological Society, Anaheim, CA.
- Ministério da Agricultura e Segurança Alimentar, 2015. Anuário de Estatísticas Agrárias 2015.
- Mo, K.C., Lettenmaier, D.P. 2013. Objective Drought Classification Using Multiple Land Surface Models. *J. Hydrometeorol.*, 15, 990–1010. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-13-071.1>
- MunichRE, 2018. NatCatSERVICE.
- Niemeyer, S. 2008. New drought indices. *Options Méditerranéennes*, 80, 267–274.
- Sepulcre-Canto, G., Horion, S., Singleton, A., Carrao, H., Vogt, J. 2012. Development of a Combined Drought Indicator to detect agricultural drought in Europe. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 3519–3531. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-3519-2012>
- Shukla, S., Wood, A.W. 2008. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. *Geophys. Res. Lett.*, 35, 1–7. <https://doi.org/10.1029/2007GL032487>
- Svodova, M., Funchs, B.A., Integrated Drought Management Programme (IDMP), 2016. *Handbook of drought indicators and indices*, Drought Mitigation Center Faculty Publications. 117. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1984-6>
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., Gimeno, L., Eklundh, L., Giuliani, G., Weston, D., El Kenawy, A., López-Moreno, J.I., Nieto, R., Ayenew, T., Konte, D., Ardö, J., Pegram, G.G.S. 2012. Challenges for drought mitigation in Africa: The potential use of geospatial data and drought information systems. *Appl. Geogr.*, 34, 471–486. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.02.001>
- Wilhite, D.A., Glantz, M.H. 1985. Understanding: The drought phenomenon: The role of definitions. *Water Int.*, 10, 111–120. <https://doi.org/10.1080/02508068508686328>
- World Meteorological Organization and Global Water Partnership, 2016. Handbook of Drought Indicators and Indices (M. Svoboda and B.A. Fuchs). Integrated Drought Management Programme (IDMP), Integrated Drought Management Tools and Guidelines Series 2, Geneva.
- Wu, J., Chen, X., Yao, H., Gao, L., Chen, Y., Liu, M. 2017. Non-linear relationship of hydrological drought responding to meteorological drought and impact of a large reservoir. *J. Hydrol.*, 551, 495–507. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.06.029>
- Yue, S., Ouara, T.B.M.J., Bobée, B., Legendre, P., Bruneau, P. 1999. The Gumbel mixed model for flood frequency analysis. *J. Hydrol.*, 226, 88–100. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00168-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00168-7)
- Zhang, F., Zhou, G., Nilsson, C. 2013. Remote estimation of the fraction of absorbed photosynthetically active radiation for a maize canopy in Northeast China. *J. Plant Ecol.*, 8, 429–435. <https://doi.org/10.1093/jpe/rtu027>