

Índices de precipitación y vegetación estandarizados bivariantes para evaluar y monitorear sequías agrícolas

Bivariate standardized precipitation and vegetation indices for assessing and monitoring agricultural drought

(Recepción 30/01/2021; Aceptación 07/09/2021)

Araneda-Cabrera, R.J.¹; Bermúdez, M.²; Puertas, J.¹

¹Universidad de Coruña, Grupo de Ingeniería del Agua y del Medio Ambiente (GEAMA), A Coruña, España

²Universidad de Granada, Grupo de Dinámica de Flujos Ambientales, Instituto Interuniversitario del Sistema Tierra de Andalucía (IISTA), Granada, España

Teléfono: +34 603048716. Email: ronnie.aranedac@udc.es

Resumen. Este estudio evalúa dos índices bivariantes estandarizados de precipitación y vegetación (BSPVCI y BSPVHI) como herramienta para monitorear sequías agrícolas, asociadas a variaciones negativas de la producción agrícola y relacionadas con la seguridad alimentaria. Estos índices combinan en un marco probabilístico el Índice Estandarizado de Precipitación (SPI) con el Índice de Condición de Vegetación (VCI) e Índice de Salud de la Vegetación (VHI). Encontramos que el BSPVCI y BSPVHI son más sensibles al inicio y fin de las sequías, y explican considerablemente mejor la variabilidad de los rendimientos agrícolas que el SPI, VCI o VHI en Argentina (caso de estudio).

Palabras clave. Bivariable; índice de sequía; monitoreo; rendimiento agrícola; sequía agrícola.

Abstract. In this study, we assess two bivariate standardized precipitation and vegetation indices (BSPVCI and BSPVHI) as a tool for monitoring agricultural droughts, which are associated with losses in crop production and related to food security. These indices combine in a probabilistic framework the Standardized Precipitation Index (SPI) with the Vegetation Condition Index (VCI) and Vegetation Health Index (VHI). We found that both indices are more sensitive to drought onset and recovery, and explain crop variability considerably better than SPI, VCI or VHI alone in Argentina (case study).

Keywords. Agriculture drought; bivariate; crop yield; drought index; monitoring.

1. Introducción

Las sequías son de los fenómenos naturales que mayores daños socioeconómicos y ecológicos causan (Golnaraghi et al., 2014). Se clasifican en sequías meteorológicas, agrícolas, hidrológicas y socioeconómicas. Las primeras se entienden como un déficit en los volúmenes de precipitación normal en una determinada región de la cual se desencadenan las demás (Wilhite & Glantz, 1985). Las sequías agrícolas son de especial interés ya que pueden influenciar la variabilidad de la producción agrícola, pudiendo comprometer la seguridad alimentaria. Para evaluar y monitorear las sequías se han desarrollado varios índices de sequía (IS) en las últimas décadas (Svodova et al., 2016). Entre los IS más utilizados para monitorizar sequías agrícolas está el Índice Estandarizado de Precipitación (SPI) (McKee et al., 1993), basado en la precipitación y recomendado por la Organización Meteorológica Mundial. Otros IS son el Índice de Condición de Vegetación (VCI) e Índice de Salud de la Vegetación (VHI) (Kogan, 1995) basados en datos obtenidos por teledetección que detectan y clasifican el estrés en la vegetación causado por la sequía.

En esta investigación proponemos dos nuevos índices de sequía agrícola para su evaluación y monitoreo. Se

trata de dos IS compuestos que tienen en cuenta las condiciones de sequía meteorológica y agrícola combinando en un marco probabilístico la precipitación (el SPI) con el VCI y el VHI. Estos nuevos IS se evalúan y comparan con los tradicionales SPI, VCI y VHI.

2. Metodología

2.1 Caso de estudio

La Argentina continental (Fig. 1) tiene una gran variabilidad climática. La precipitación media anual por departamento varía entre 70 y 1880 mm anuales y, la temperatura media anual oscila entre 2 y 23 °C. Tanto las precipitaciones como la temperatura aumentan de este a oeste y de sur a norte. Argentina es de los mayores productores de granos del mundo siendo la soja y el maíz los cultivos más importantes (FAO, 2017). El país Sudamericano ha enfrentado importantes eventos de sequía en el pasado, registrándose como los más importantes los ocurridos en 1988-1989, 1994-1996, 2009 y 2018 (EM-DAT, 2020), con fuertes relaciones con el El Niño Oscilación del Sur (ENSO) (Araneda-Cabrera, Bermudez, et al., 2021). En estos años se detectó una importante disminución en la producción agrícola, la

misma que se concentra en el noroeste del país (Fig.1) y es mayoritariamente de secano (> 95%). Por estos motivos Argentina se tomó caso de estudio para evaluar los nuevos índices de sequía agrícola.

2.2 Datos

Series mensuales de precipitación fueron descargadas desde la base de datos TerraClimate (Abatzoglou et al., 2018), mientras las series de VCI y VHI semanales se descargaron desde la NOAA STAR. Las dos bases de datos ofrecen sus productos a una escala espacial de 1/24° (≈ 4.62km), las cuales se obtuvieron para el período 1981-2019 sobre todo el país. Las 3 variables se agregaron a nivel departamental (525 departamentos) y mensual sobre toda Argentina.

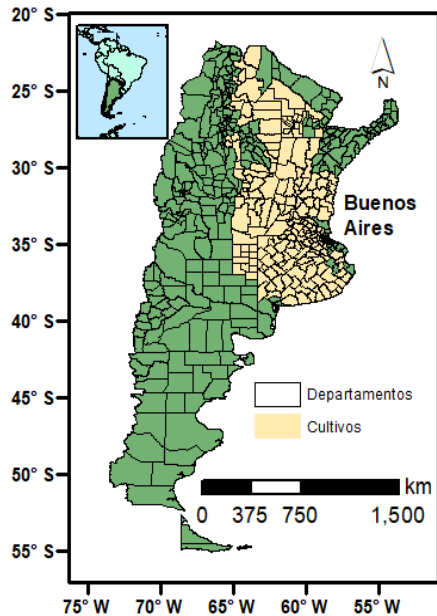


Figura 1. Ubicación de Argentina y sus departamentos. Se detallan los departamentos con cultivo de soja y maíz.

En cada departamento se computó el SPI acumulado 3 meses siguiendo los pasos descritos en (McKee et al., 1993). Se eligió la acumulación temporal de 3 meses puesto que las sequías agrícolas son un fenómeno estacional y en otros estudios se han encontrado como la mejor opción para explicar la variabilidad agrícola (Araneda-Cabrera, Bermudez, et al., 2021). Para ser comparables con el SPI se aplicó el mismo proceso de estandarización a las series de VCI y VHI, obteniendo el SVCI y SVHI. Los datos de rendimientos anuales agrícolas de soja y maíz fueron descargados desde el Ministerio de

Agricultura, Ganadería y Pesca de Argentina para el período 2004-2019.

2.3. Índices de precipitación y vegetación estandarizados bivariados (BSPVCI y BSPVHI)

El enfoque de cada índice depende de dos variables individuales, la precipitación y VCI para el BSPVCI y VHI para el BSPVHI. En ambos casos el procedimiento empieza acumulando en períodos de 3 meses la precipitación (Pr). Luego, se calculan las probabilidades de no superación de ambas variables siguiendo la fórmula de (Gringorten, 1963):

$$P_t = \frac{I - 0.44}{N + 0.12} \quad (1)$$

Donde P_t es la frecuencia acumulada en el mes t ($1 \dots N$), I es la posición de menor a mayor y N denota el tamaño de la muestra. Posteriormente, se transforman las probabilidades empíricas en un índice estandarizado (ISd):

$$S_t = \varphi(P_t) \quad (2)$$

donde φ denota la función de distribución normal estándar. A continuación, los dos índices univariados se combinan utilizando el marco multivariable explicado en Yue et al. (1999). Cambiando en (1) la posición I por el número de ocurrencias del par (ISd(Pr), ISd(VCI/VHI)) por $ISd(Pr) \leq ISd(P_t)$ y $ISd(VCI/VHI) \leq ISd(VCI/VHI_t)$ obtenemos la probabilidad empírica bivariable conjunta en el mes t . Finalmente, utilizando (2) calculamos los índices bivariados estandarizados de precipitación y vegetación (BSPVCI y BSPVHI). Estos índices se interpretan de forma similar al SPI original. Basándonos en nuestra metodología, el BSPVCI y BSPVHI tienen patrones temporales diferentes a las variables originales, debido a que la probabilidad correspondiente a cualquier cuantil en una distribución conjunta no es idéntica a la de la distribución de cada variable individual.

2.4. Modelo estadístico de cultivo

Con el fin de comparar los IS como predictores de la variabilidad en los rendimientos de maíz y soja (asociados a las sequías agrícolas), se entrena el modelo “time-series” usado en Araneda-Cabrera et

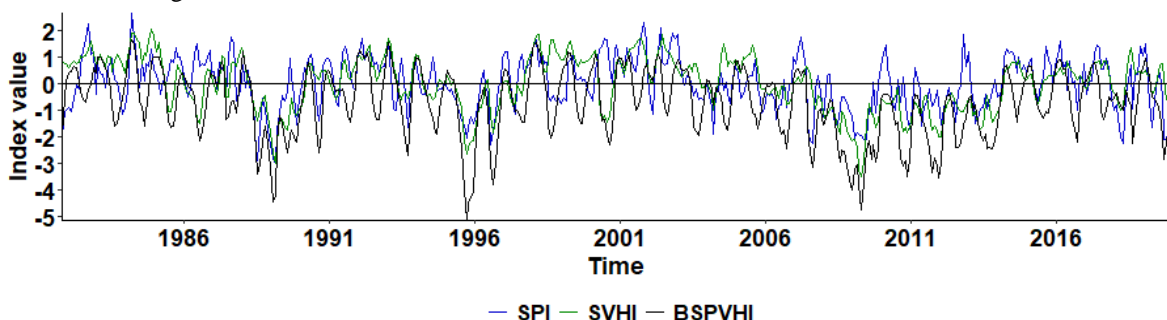


Figura 2. Series temporales nacionales del SPI, SVHI y BSPVHI.

al., (2021):

$$\ln(Y_t) = \beta_0 + \beta_1(X) + \varepsilon_t \quad (3)$$

donde Y es el vector del rendimiento anual de cada cultivo en todo el país, X es el vector con los predictores, que este caso fueron el SPI, SVCI, SVHI, BSPVCI y BSPVHI del mes de marzo (temporada de cosecha de maíz y soja), β_0 y β_1 son los parámetros por ajustar y ε_t es el error. Dado que las variaciones en la producción pueden estar afectadas por factores externos al clima (p.ej.: mejora en tecnologías y/o semillas), a la serie de los rendimientos de cultivos se le extrajo previamente su tendencia mediante un modelo de regresión lineal ajustado (Lobell et al., 2011).

3. Resultados y discusión

3.1 Evaluación del BSPVCI y BSPVHI

El SPI, SVHI y BSPVHI detectaron los principales eventos de sequía que se han registrado en los últimos años (Fig. 2). Sin embargo, el BSPVHI mostró una mayor sensibilidad frente a estos eventos. Por ejemplo, en marzo de 2009 (importante sequía de las últimas décadas en Argentina) alcanzó una intensidad de -4.79, muy superior a -3.51 o -1.98 del SVHI y SPI, respectivamente. Especialmente (Fig. 3), durante marzo de 2009, el BSPVHI reportó casi el 50% del territorio argentino bajo sequías extremas ($IS < -2.0$) mientras el SVHI reportó 22% y el SPI 11%. El BSPVCI mostró patrones espaciotemporales muy similares al BSPVHI.

Estos resultados indican que los IS bivariantes son más sensibles a los eventos de sequía, por lo que usarlos como herramienta de monitoreo de sequía agrícola implicaría estar del lado de la seguridad, resultado que coincide Monteleone et al., (2020). Sin embargo, se requiere profundizar el uso de estos indicadores mediante estudios específicos de validación y caracterización de sequías.

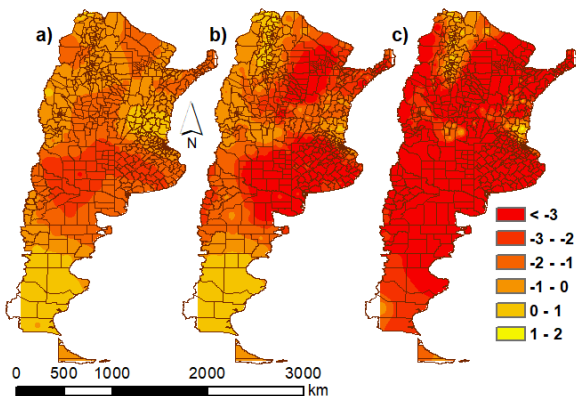


Figura 3. Distribución espacial de las sequías en Argentina en marzo de 2009 según a) el SPI, b) el SVHI y c) el BSPVHI.

3.3 Relación entre los índices de sequía y los rendimientos agrícolas

En la Tabla 1 se muestran los resultados de aplicar el modelo estadístico de cultivo usando los IS tradicionales como predictores. Tanto el SVHI como

el SVCI explicaron hasta el 68% de la variabilidad anual de los rendimientos de soja y 67% del maíz. Sin embargo, tanto el BSPVCI y BSPVHI, mejoraron el desempeño del modelo explicando aproximadamente el 77% de la variabilidad anual en el caso de la soja y 73% en el caso del maíz (Fig. 4). El SVHI y BSPVHI introducen la temperatura en su computo, por lo que podría explicar el mejor desempeño frente al SVCI o BSPVCI. No obstante, ambos IS podrían usarse para monitorear cultivos de soja y maíz a nivel nacional. Estos índices podrían utilizarse como predictores de los rendimientos agrícolas. Sin embargo, se requiere de estudios específicos que analicen esta capacidad predictiva.

Tabla 1. Coeficientes de determinación (R^2) entre los rendimientos de soja y maíz y los índices de sequía período 2004-2019.

	SPI	SVCI	SVHI
Soja	0.476	0.572	0.686
Maíz	0.306	0.407	0.670

4. Conclusiones

Los índices bivariantes BSPVCI y BSPVHI mostraron ser más sensibles al inicio y fin de las sequías en toda Argentina. En comparación con los clásicos SPI y VCI/VHI, estos índices reportan una mayor cobertura espacial de sequías extremas y explican mejor la variabilidad de los rendimientos anuales de maíz y soja. Los índices de sequía propuestos podrían ser útiles para los gestores de agua en Argentina y otros países o regiones, especialmente para los agricultores de soja y maíz. Este estudio abre la puerta a futuros estudios para mejorar el uso de estos índices de sequía, como por ejemplo evaluar la capacidad predictiva de los rendimientos agrícolas.

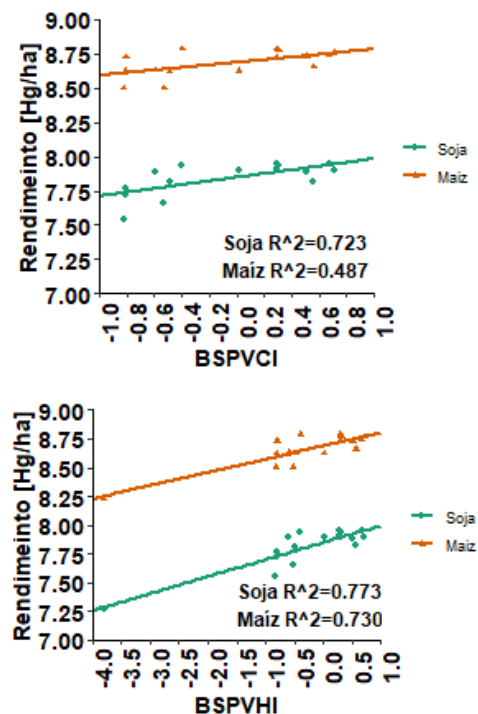


Figura 4. Regresión entre los rendimientos anuales de soja y maíz con el BSPVCI (arriba) y el BSPVHI (abajo).

Agradecimientos

Ronnie Araneda agradece a la Xunta de Galicia y a la Unión Europea por su ayuda predoctoral con referencia ED481A-2018/162. María Bermúdez agradece la financiación recibida del programa de investigación e innovación H2020 de la Unión Europea en virtud del Acuerdo de Subvención Marie Skłodowska-Curie nº 754446 y el Fondo de Investigación y Transferencia de la Universidad de Granada - Athenea3i.

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. *Scientific Data*, 5, 1–12. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191>
- Araneda-Cabrera, R. J., Bermudez, M., & Puertas, J. (2021). Benchmarking of drought and climate indices for agricultural drought monitoring in Argentina. *Science of The Total Environment*, 790, 148090. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148090>
- Araneda-Cabrera, R. J., Bermúdez, M., & Puertas, J. (2021). Assessment of the performance of drought indices for explaining crop yield variability at the national scale: Methodological framework and application to Mozambique. *Agricultural Water Management*, 246(September 2020). <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106692>
- EM-DAT. (2020). The Emergency Events Database. In *Universite catholique de Louvain, Brussels, Belgium*. [Available at <http://www.emdat.be/>, Accessed November 2020.]. www.emdat.be
- FAO. (2017). Country fact sheet on food and agriculture policy trends. Argentina. In *Food and Agriculture Organization of the United Nations*. I7752EN/1/08.17 (Issue August). <http://www.fao.org/docrep/field/009/i3761e/i3761e.pdf>
- 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 (Issue 1123). http://www.wmo.int/pages/prog/drr/transfer/2014.06.12-WMO1123_Atlas_120614.pdf
- Gringorten, I. I. (1963). A Plotting Rule for Extreme Probability Paper. *Journal of Geophysical Research*, 68(3), 813–814. <https://doi.org/doi:10.1029/JZ068i003p00813>
- Kogan, F. N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15(11), 91–100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-T)
- Lobell, D. B., Schlenker, W., & Costa-Roberts, J. (2011). Climate Trends and Global Crop Production Since 1980. *Science*, 333(July), 616–621. <https://doi.org/10.7551/mitpress/8876.003.0036>
- 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. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/5>
- Monteleone, B., Bonaccorso, B., & Martina, M. (2020). A joint probabilistic index for objective drought identification: The case study of Haiti. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20(2), 471–487. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-471-2020>
- Svodova, M., Funchs, B. A., & Integrated Drought Management Programme (IDMP). (2016). Handbook of drought indicators and indices. In *Drought Mitigation Center Faculty Publications*. 117. (Issue 1173). <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1984-6>
- Wilhite, D. A., & Glantz, M. H. (1985). Understanding: The drought phenomenon: The role of definitions. *Water International*, 10(3), 111–120. <https://doi.org/10.1080/02508068508686328>
- Yue, S., Ouarda, T. B. M. J., Bobée, B., Legendre, P., & Bruneau, P. (1999). The Gumbel mixed model for flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 226(1–2), 88–100. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00168-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00168-7)