



CASO PRÁCTICO

Monitoreo de sequías en El Salvador mediante variables teledetectadas usando la plataforma *Google Earth Engine*

Córdova, O.¹, Venturini, V.^{*2,3}, Walker, E.^{2,3}

¹ Dirección General del Observatorio Ambiental, Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales, km 5 ½ carretera a Santa Tecla Calle y Colonia Las Mercedes, San Salvador, El Salvador.

² Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH), Universidad Nacional del Litoral (UNL). Ciudad Universitaria, Ruta Nacional N° 168 - km 472,4 (3000), Santa Fe, Argentina.

³ Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Argentina.

Resumen: La sequía es un fenómeno que genera grandes pérdidas económicas para la sociedad y se están observando más frecuentemente debido al cambio climático. En Centroamérica este fenómeno se relaciona con la distribución anómala de la precipitación (P) en un período corto, dentro de la estación lluviosa. Específicamente, en El Salvador, el fenómeno denominado “canícula”, está asociado a una disminución importante de la P cuya duración es de pocos días, por lo que es difícil de monitorearlo sólo con la P, como se hace actualmente. En el presente se han desarrollado muchos indicadores para caracterizar las sequías; en particular, se destacan la precipitación estandarizada y los índices de condición propuestos por Kogan (1995), que admiten diversas fuentes de información. En este trabajo se aplicaron cinco indicadores de déficit hídrico - la P estandarizada, la evapotranspiración (ET), el índice de condición de la humedad del suelo (HSCI), el índice de condición de la vegetación (VCI) y estrés hídrico (EH) - para evaluar las sequías en El Salvador. Para ello se utilizó información satelital, bases de datos climáticas y la interface de programación disponible en la plataforma *Google Earth Engine*. Se analizó el comportamiento de los indicadores en el periodo 2015-2019 y en particular, el año extremadamente seco 2015, para determinar la capacidad de monitoreo de los indicadores utilizados. Los resultados obtenidos sugieren que el conjunto de índices propuesto permite monitorear la sequía, identificando el inicio, el impacto y la extensión territorial en El Salvador.

Palabras clave: déficit hídrico, monitoreo, teledetección, *Google Earth Engine*, estrés hídrico.

Drought monitoring in El Salvador through remotely sensed variables using the Google Earth Engine platform

Abstract: Drought is a phenomenon that causes great economic losses in the society and is being observed more frequently due to climate change. In Central America this event is related to the anomalous distribution of precipitation (P) in a short period, within the rainy season. Specifically, in El Salvador, the phenomenon so-called “canícula” is associated to a significant decrease in P that lasts few days, making difficult to monitor it with P alone, as it is currently done. At present, many indicators have been developed to characterize droughts.

To cite this article: Córdova, O., Venturini, V., Walker, E. 2020. Drought monitoring in El Salvador through remotely sensed variables using the Google Earth Engine platform. *Revista de Teledetección*, 55, 93-103. <https://doi.org/10.4995/raet.2020.13420>

* Corresponding author: vventurini@fich.unl.edu.ar

In particular, the standardized precipitation and the condition indices proposed by Kogan (1995) that use various sources of information, stand out. In this work, five indicators of water deficit were applied - the standardized P, evapotranspiration (ET), the soil moisture condition index (HSCI), the vegetation condition index (VCI) and water stress (EH)- to assess droughts in El Salvador. For this, satellite information, climate database and the application programming interface available on the Google Earth Engine platform were used. The behaviour of the indexes in the period 2015-2019 was analysed, particularly the extremely dry year 2015, to determine the monitoring capacity of the indicators used. The results obtained suggest that the proposed set of indicators allows monitoring the drought, by identifying the onset, impact and territorial extension of it in El Salvador.

Key words: water deficit, monitoring, remote sensing, Google Earth Engine, water stress.

1. Introducción

Las sequías se destacan por ser uno de los desastres naturales que afecta a la población mundial y produce grandes pérdidas económicas para la sociedad (Mo, 2008). En Centroamérica, la sequía se relaciona con la distribución anómala de la precipitación (P) dentro del periodo lluvioso y están estrechamente relacionados con el fenómeno El Niño - Oscilación Sur (ENOS), (Van der Zee Arias et al., 2012). En El Salvador, estos eventos secos son recurrentes en los meses de julio y agosto, cuando se registra una importante disminución de P durante 10-15 días, fenómeno denominado “canícula”. Por sus características, la sequía afecta en mayor grado a la agricultura y la ganadería y en menor grado al sistema de recarga de las fuentes de agua superficiales y subsuperficiales. Por lo tanto, es posible decir que, en dicho país de Centro América, la sequía meteorológica, es lo suficientemente acentuada como para transformarse en una sequía agrícola, pero la duración no es suficiente como para convertirse en una sequía hidrológica (Van der Zee Arias et al., 2012).

Históricamente, El Salvador ha sufrido diferentes eventos de sequía con mayor o menor grado de severidad, de los cuales se destaca la severidad de los eventos registrados en los años 2015 y 2018, (<http://cidoc.marn.gob.sv/por-categoria/?cat=Informe-sequia>). En ese país, habitualmente estos eventos se monitorean mediante la identificación de los días secos consecutivos observados en los registros de la red de estaciones pluviométricas, mantenidas por la Dirección del Observatorio de Amenazas de El Salvador (DGOA), caracterizando la sequía como débil, moderada o fuerte, según el total de días contabilizados con menos de 1 mm de P (Kattan et al., 2017). Hasta el momento, no se dispone de un sistema de monitoreo que use

variables derivadas de productos satelitales con diferentes resoluciones espaciales y a tiempo cuasi-real.

En las últimas décadas se han desarrollado diferentes metodologías para monitorear sequías utilizando productos satelitales (Girolimetto y Venturini, 2013; García-Haro et al., 2014; Mishra et al., 2017). Muchos estudios se han basado en los llamados “índices de condición” derivados de información satelital (Kogan, 1995; Zhang et al., 2017) o en variaciones de ellos (Zhou et al., 2012; Du et al., 2013). Estos índices consisten en la normalización de la variable usando los valores mínimos y máximos absolutos de la serie temporal de la variable en cada píxel, de forma tal que su variación queda limitada al intervalo [0,1] (Zhang et al., 2017).

En las últimas tres décadas, se han propuesto una gran variedad de índices con información satelital, que han sido utilizados con gran éxito (Moran et al., 1994; Kogan, 1995; Vicente-Serrano et al., 2010; Holzman et al., 2018; Walker y Venturini, 2019; entre otros). En particular, el índice de condición para la vegetación derivados del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), como el Índice de Condición de Vegetación, VCI (Kogan, 1990); para la temperatura de la superficie (Ts), como el Índice de Condición de Temperatura, TCI (Kogan, 1995); y para la humedad del suelo (HS), por ejemplo, el Índice de Condición de Humedad del suelo, HSCI (Kogan, 1995).

Paralelamente, se han desarrollado diferentes indicadores que utilizan el estrés hídrico (EH) en el monitoreo de eventos extremos secos (Moran et al., 1994; Fensholt y Sandholt, 2003; Girolimetto y Venturini, 2014; Holzman et al., 2018). Muchos de estos índices, se formulan combinando un

índice de vegetación con observaciones de la Ts, suponiendo que esta última variable resume el estado energético de la superficie. Los modelos de EH tienen una estrecha relación con el proceso de evapotranspiración real (ET) por lo que, en los últimos años, se ha puesto especial énfasis en la incorporación de ET en el monitoreo de sequías. Como ejemplos podemos nombrar los índices de Vicente-Serrano et al. (2010), Kim y Rhee (2016) y Chang et al. (2018) los cuales, en general, se evaluaron con información derivada de modelos hidrológicos y bases de datos climáticas globales. Cabe señalar que en la práctica se considera que la aplicación de un solo indicador no es suficiente para comprender la dinámica de la sequía en diferentes condiciones ambientales y climáticas (Sánchez et al., 2018).

El advenimiento de *Google Earth Engine* (GEE), una potente y novedosa plataforma establecida en la nube, proporciona un entorno en línea único para acceder y procesar datos globales. GEE permite el análisis de datos climáticos y ambientales a escala global y local, con el poder de seleccionar y procesar un gran número de datos en muy poco tiempo (Gorelick et al., 2017). La base de datos de GEE incluye un amplio repositorio de imágenes satelitales, conjuntos de datos geofísicos y climáticos para abordar una variedad de problemas de alto impacto social, incluidas las sequías (Gorelick et al., 2017).

Por lo tanto, en este trabajo se propone aplicar los índices de P, HSCI, VCI, ET y EH, a fin de analizar su potencial uso en el monitoreo de la canícula en El Salvador. Asimismo, se aprovecharán las ventajas que proporciona GEE para generar información de calidad, con diferentes resoluciones espacio-temporales, útil en la gestión del déficit hídrico y así colaborar con la reducción de los impactos negativos de la canícula.

2. Metodología

Para monitorear la canícula en El Salvador se calcularán los índices de condición VCI y HSCI propuestos por Kogan (Kogan, 1990, 1995) y se estimará el EH combinando las expresiones propuestas por Moran y otros (Moran et al., 1994) y Walker y otros (Walker et al., 2019). Además, se aplicará el modelo de Walker y otros para derivar la ET.

2.1. Índices de condición

El índice VCI relaciona los valores actuales de NDVI de cada píxel de una imagen de una región, con los valores de NDVI mínimos y máximos históricos registrados (Kogan, 1990). Su expresión es la siguiente:

$$VCI = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (1)$$

donde NDVI, $NDVI_{min}$ y $NDVI_{max}$ son los valores de NDVI medios mensuales, mínimos y máximos históricos del píxel donde se calcula el VCI, respectivamente.

Este índice separa la variabilidad del NDVI asociada a los efectos climáticos de corto plazo, de las fluctuaciones de los cambios a largo plazo propios del ecosistema (Kogan, 1990, 1995). Por lo tanto, mientras el NDVI muestra la dinámica estacional de la vegetación, el VCI varía en el rango 0 (déficit hídrico) y 1 (exceso hídrico), reflejando cambios relativos en la vegetación con relación a las condiciones extremas registradas hasta el momento (Kogan, 1995).

La metodología propuesta para la evaluación de la condición de HS se plantea de manera similar al VCI (Kogan, 1990). El índice HSCI es el valor actual de HS, normalizado a partir de los valores máximos y mínimos históricos de HS en cada uno de los píxeles, estableciéndose de la siguiente manera:

$$HSCI = \frac{HS - HS_{min}}{HS_{max} - HS_{min}} \quad (2)$$

donde HS, son los valores medios de humedad del suelo del mes, HS_{min} y HS_{max} son mínimo y máximo históricos registrados, respectivamente para cada píxel analizado.

2.2. Modelo de ET

El modelo ET_{wv} publicado por Walker et al. (2019) consiste en una mejora de la metodología propuesta por Venturini et al. (2008). En efecto, los autores modificaron la estimación de la evapotranspiración relativa (F), definida como la relación entre la ET y la evapotranspiración potencial. La parametrización de F propuesta por Venturini et al. requería la estimación de la tensión de vapor de agua real de la superficie

(e_s), que es clave para el modelo y difícil de obtener. Walker et al. propusieron estimar e_s con información de textura de la superficie y HS. En consecuencia, la relación entre HS y la humedad de la superficie en saturación (HSsat) reemplazó la formulación de F original de Venturini et al., representando el proceso físico generador de la ET (para más detalles, ver Walker et al., 2019). La combinación de la parametrización F propuesta por Walker et al. y el modelo Venturini et al., dio como resultado la siguiente ecuación para estimar ET denominada ET_{wv} :

$$ET_{wv} = \alpha \left(\frac{HS}{HSsat} \Delta \right) (R_n - G) \left(\frac{1}{L \cdot \rho} \right) \quad (3)$$

donde α es el parámetro de Priestley y Taylor (1972) típicamente igual a 1,26 (adimensional), HS es el contenido de humedad del suelo, HSsat es el contenido de agua de saturación del suelo, R_n es la radiación neta (MJ/m^2), G es el flujo de calor de la superficie del suelo (MJ/m^2), Δ es la pendiente de la curva de presión de vapor de saturación ($kPa/^\circ C$), γ es la constante psicrométrica ($kPa/^\circ C$), L es el calor latente de vaporización (MJ/kg) y ρ es la densidad del agua (kg/m^3).

2.3. Cálculo de EH

En 1994, Moran et al. (1994) sugirieron que el EH de la superficie se podía estimar como $EH=1-F$. Por lo tanto, reemplazando F por la expresión de Walker et al. (2019), la expresión de EH es:

$$EH = \frac{HSsat - HS}{HSsat} \quad (4)$$

3. Área de estudio y datos

3.1. Área de estudio

La República de El Salvador (21 041 km^2) posee relieve irregular producto de la alta actividad tectónica y volcánica, (Kattan et al., 2017). Esta actividad, junto al clima húmedo, se revela en los suelos de la región, los que básicamente pueden agruparse en Mollico, Andosoles Úmbrico, Andosoles Vitrícos, Regosoles Éútricos, y Phaeozems Lúvicos (FAO, 1974). Los granos básicos (maíz, frijol, arroz y sorgo) son los cultivos dominantes dentro del territorio salvadoreño, ocupando aproximadamente 381 942 ha, y se caracterizan por ser muy sensibles a los cambios de humedad en el suelo (Dada y Sevilla, 2009).

Su clima es típico de zonas tropicales y ofrece condiciones térmicas similares durante todo el

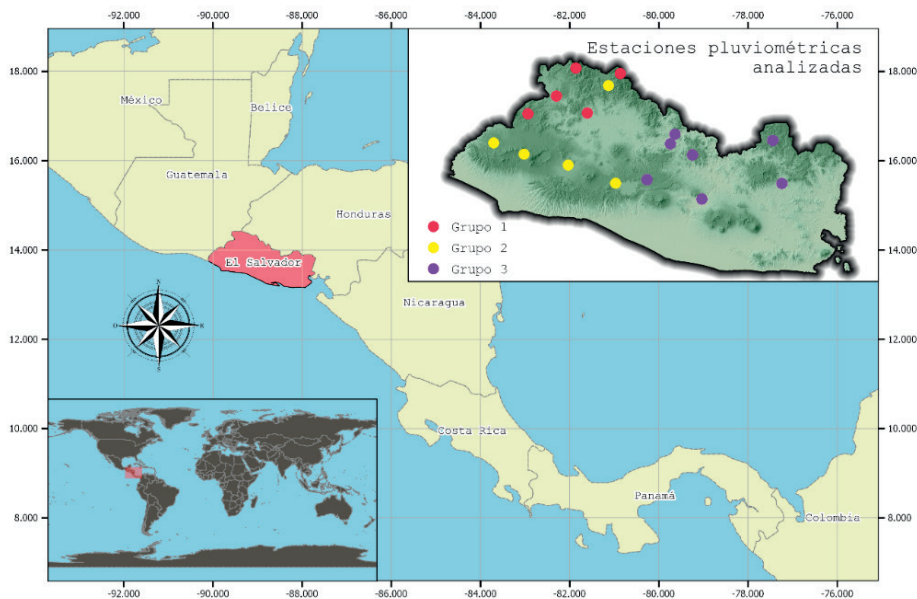


Figura 1. Ubicación de las estaciones meteorológicas en el mapa de relieve de El Salvador y su ubicación en Centro América y el mundo.

año. La temperatura media anual es de 24,8 °C, presentándose la temperatura media más baja en los meses de diciembre (23,8 °C) y enero (23,9 °C), mientras que el mes más cálido es abril (32,0 °C). El régimen de lluvias en El Salvador se caracteriza por estar dividido en dos periodos, uno con ausencia de P durante los meses de noviembre a abril y otro en donde se concentran las P en los meses de mayo a octubre. En este último período, la P presenta una distribución temporal bimodal, con un pico primario en el mes de septiembre (máximo cercano a los 350 mm) y uno secundario en el mes de junio (325 mm aproximadamente), en la mayoría de las estaciones meteorológicas disponibles (serie pluviométrica 1981-2010). Según el Informe Nacional del Estado de los Riesgos y Vulnerabilidades publicado en el año 2017 por el Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales de El Salvador, el promedio anual de P es de 1863 mm a nivel nacional (1981-2010). El 85% del total de la lluvia proviene de sistemas convectivos de corta duración y solo el 15% se compone de P continuas de larga duración, originadas por la cercanía con la Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT) durante los meses de junio a septiembre e incluso octubre y noviembre en algunas ocasiones (Kattan et al., 2017).

3.2. Datos

Los datos satelitales y climáticos utilizados para esta aplicación de los indicadores de sequía en El Salvador están disponibles en las bases de datos globales de GEE, mientras que los datos de P registrados por las estaciones pluviométricas fueron provistos por la DGOA. Durante el período 04/2015-12/2019 se estudiaron dos años, uno marcadamente seco (2015) y uno de los años normales registrados (2016). Además, se utilizó el mapa de clasificación de textura propuesto por Walker y Venturini (2019) para obtener los valores de HSsat correspondientes a El Salvador (https://code.earthengine.google.com/?asset=users/venturv/mapa_SMsat_025grados).

A continuación, se presenta una breve descripción de las bases de datos utilizadas y de la información extraída de cada una de ellas.

3.2.1. Bases de datos globales disponibles en GEE

Los datos de P, NDVI, HS, radiación neta de onda corta (RNoc), radiación neta de onda larga (RNol), flujo de calor del suelo (G) y temperatura del aire (Ta) se extrajeron de diferentes bases de datos disponibles en el catálogo de GEE.

Los datos de P fueron obtenidos de la misión Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM). Esta es una misión conjunta entre la *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) y la Agencia de Exploración Aeroespacial de Japón (JAXA) diseñada para monitorear y estudiar la lluvia tropical. El producto utilizado aquí, TRMM 3B43, fusiona datos de microondas de múltiples satélites, cada uno calibrado de forma intermitente al instrumento de TRMM. Este producto provee valores mensuales a una resolución espacial de 0,25 grados (<https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog>).

Los datos de NDVI utilizados provinieron del producto MOD13Q1 de la misión EOS-Terra, en su versión 6. Este producto es generado con información del sensor MODIS con una resolución temporal de 16 días y una resolución espacial de 250 m. Las imágenes del índice NDVI, están conformadas con los píxeles de las imágenes de los 16 días antecedentes, con baja cobertura de nubes, bajo ángulo de visión y los valores más altos de NDVI (Didan et al., 2015). La información está disponible desde el año 2000 hasta el presente.

Los datos de HS fueron tomados de la base de datos de la NASA y el Ministerio de Agricultura de los Estados Unidos (USDA, por sus siglas en inglés). Esta base de datos de GEE, que se denomina NASA-USDA-SMAP *Global Soil Moisture Data* (de ahora en más NASA-USDA), provee información desde el 2015 con una resolución espacial de 0,25°. Este producto integra la HS diaria derivada de la misión *Soil Moisture Active Passive* (SMAP) en el modelo de dos capas de Palmer del USDA, (Mladenova et al., 2019).

Los datos de RNoc, RNol, G y Ta fueron obtenidos de la base de datos climática *Global Land Data Assimilation System* versión 2.1 (GLDAS). Esta base de datos proporciona, desde el año 2000, información cada tres horas a escala global con una resolución espacial de 0,25° (Rodell et al., 2004).

Todas las bases de datos utilizadas aquí se encuentran disponibles de manera gratuita y pueden ser operadas desde la plataforma de GEE (<https://developers.google.com/earth-engine/datasets/>).

3.2.2. Imágenes satelitales

En esta aplicación se incorporaron datos de HS derivados de SMAP que no están disponibles en GEE, pero que mejoran la resolución espacial de los índices, (<http://smap.jpl.nasa.gov>). La misión SMAP fue puesta en órbita por la NASA en el año 2015, con el objetivo de mapear la superficie terrestre simultáneamente con un radiómetro y un radar, con un período de revisita de dos-tres días (Entekhabi et al., 2014). Los mapas de HS se obtienen a partir de un modelo de transferencia radiativa con una precisión final de $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Se seleccionó el producto L3 *Soil Moisture Passive Enhanced* (SMAP_L3_SM_P_E), que provee valores de HS todos los días, con una resolución espacial de 9 km^2 , a fin de contrastar con los resultados obtenidos con GEE a 25 km^2 , aproximadamente. Este producto se utilizó para estimar el EH medio mensual en El Salvador utilizando el software SNAP de la Agencia Espacial Europea (ESA) (<http://step.esa.int/main/download/>).

3.2.3. Observaciones Pluviométricas de estaciones meteorológicas

Se utilizaron datos de P observada de 17 estaciones pluviométricas distribuidas en todo El

Tabla 1. Nombre de cada estación utilizada, elevación, coordenadas geográficas (latitud y longitud) y grupo.

Estación	Elevación (m)	Latitud (°)	Longitud (°)	Grupo
A15	485	14,228	-89,478	1
A18	1770	13,875	-89,645	1
A27	700	14,120	-89,651	1
A31	1851	14,398	-89,360	1
B1	190	13,996	-88,756	3
B6	650	13,870	-88,650	3
B10	600	13,938	-88,785	3
C9	880	13,720	-88,926	3
G3	320	14,125	-89,290	1
G4	1000	14,291	-89,161	2
G13	1960	14,365	-89,090	1
L27	680	13,595	-89,481	2
S10	615	13,698	-89,118	2
T6	15	13,573	-89,833	2
V9	20	13,601	-88,593	3
Z2	250	13,696	-88,106	3
Z3	1225	13,958	-88,161	3

Salvador, mantenidas por el Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales de El Salvador (Ver Figura 1). Los datos de P están disponibles desde el año 1970 hasta la actualidad y son distribuidos de manera gratuita. En este trabajo, las estaciones fueron agrupadas en tres grupos según la región donde se encuentran y en función de la distribución regional de la P. El nombre de cada estación, su elevación, coordenadas geográficas (latitud y longitud) y grupo al que se la asoció, se detallan en la Tabla 1.

4. Resultados

A fin de realizar un análisis espacio-temporal de los indicadores VCI, HSCI, P, EH y ET_{wv} se calcularon los valores medios mensuales de las variables involucradas, para los meses comprendidos en el periodo en estudio. Para esto, se promediaron los valores disponibles en el mes, por ejemplo, si se disponían de dos imágenes satelitales SMAP_L3_SM_P_E durante un mes, se promediaban los valores diarios disponibles en cada píxel. En el caso de los datos climáticos de GLDAS, se promediaron los 240-248 valores disponibles en un mes, en cada nodo y lo mismo se hizo con los 30-31 valores diarios de P observados en las estaciones pluviométricas tradicionales. Los datos de P provistos por TRMM son mensuales, por lo que no fue necesario pre-procesarlos. Por otra parte, se generaron las imágenes de los valores mínimos y máximos históricos de cada variable, para poder calcular los índices VCI y HSCI. Con los valores medios mensuales de cada variable se calcularon los índices descriptos en la sección 2. A continuación, se presentan los resultados obtenidos analizados según su variabilidad temporal y espacial.

4.1. Análisis temporal

A fin de analizar la evolución temporal de los indicadores, los mismos se calcularon con información disponible en GEE. El indicador VCI (Ecuación 1) se calculó a partir de los valores medios mensuales de NDVI, la ET_{wv} se estimó con valores medios mensuales de las bases de datos GLDAS, NASA-USDA y la Ecuación 3. Los indicadores HSCI (Ecuación 2) y EH (Ecuación 4) se estimaron con la HS que proporciona la base de datos NASA-USDA. La evolución de la P se

evaluó con datos medios mensuales observados de 17 estaciones distribuidas en todo El Salvador, como se describió en la subsección 3.2.3.

En la Figura 2 se presentan los valores medios mensuales de todas las variables durante los meses comprendidos entre 04/2015-12/2019. Se puede observar que, durante la estación seca (con baja P), el indicador HSCI descendió alcanzando valores mínimos de 0,01 a 0,09 en los tres grupos de estaciones, sugiriendo que el contenido de HS regional era bajo, como era de esperar. El indicador VCI descendió de 0,9 en la época húmeda a un valor aproximado de 0,44 en la estación seca, indicando cambios en la vegetación, posiblemente por la ausencia de P. Por otro lado, el EH alcanzó sus máximos valores en los meses de menor P, reflejando condiciones de estrés en la vegetación. Se observa, además, que la ET_{wv} no presentó grandes variaciones a lo largo del año, no obstante, las máximas tasas de ET_{wv} coincidieron con los períodos de alta P. La Figura 2 muestra la sensibilidad que tienen los indicadores propuestos a las variaciones de la P y su potencial uso para monitorear la canícula. No obstante, el indicador HSCI parece ser el más efectivo en identificar la

falta de HS y caracterizar la variabilidad temporal del fenómeno de la sequía.

4.2. Análisis espacial

El año 2015 fue un año con una marcada falta de P en El Salvador, por lo que se analizó la distribución espacial de las variables en los meses en los que ocurrió la canícula (junio-septiembre). Asimismo, se repitió el análisis para el año 2016 que fue un año normal, a fin de validar los resultados obtenidos para el 2015.

Los mapas de los indicadores VCI, HSCI y ET_{wv} se construyeron con las mismas bases de datos que se utilizaron para el análisis temporal (MOD13Q1, GLDAS y NASA-USDA). La variabilidad espacial de la P se evaluó utilizando el producto provisto por la misión TRMM para tener una distribución espacial homogénea de datos. Por otro lado, el análisis espacial de EH se realizó generando los mapas con el producto SMAP_L3_SM_P_E, cuya resolución espacial es de 9 km y no está disponible en GEE. Estos mapas se procesaron en el software SNAP. Para ello, se enmascararon los píxeles que no pasaron los controles de calidad indicado en

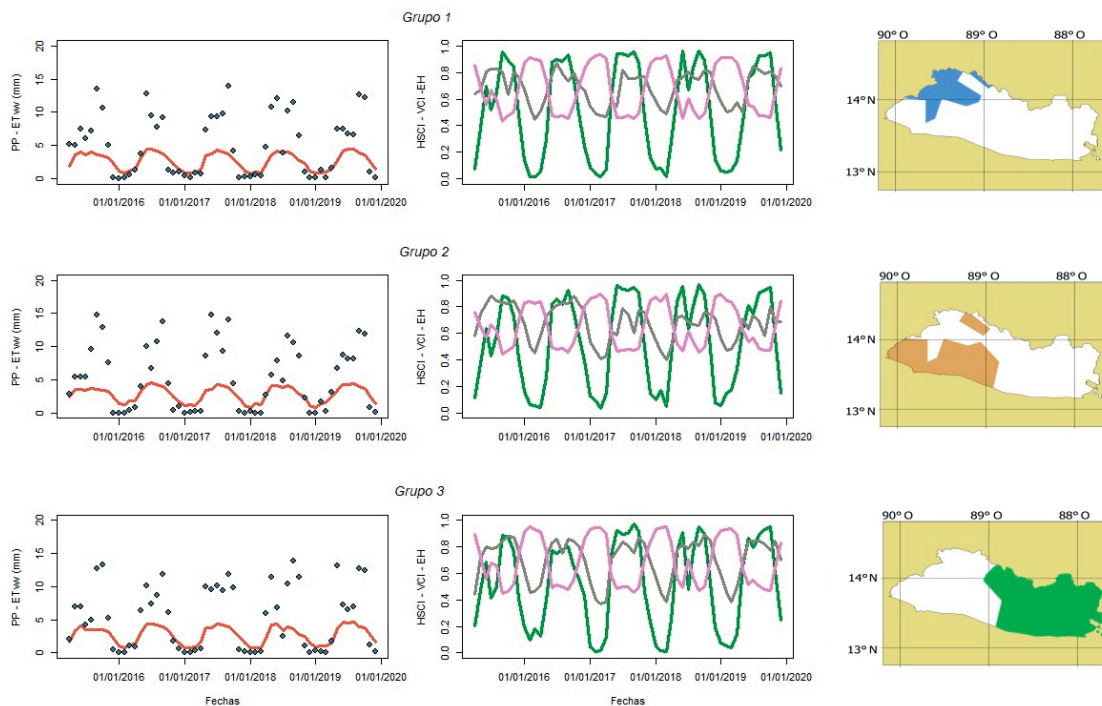


Figura 2. P observada (rombos azules), ET_{wv} (línea roja), EH (línea violeta), VCI (línea gris) y HSCI (línea verde) medio mensual para las tres regiones de El Salvador en el período 04/2015-12/2019.

el metadato de las imágenes. En este caso nuevamente se promediaron todas las imágenes de HS disponibles en el mes, para obtener una imagen de HS media mensual.

La Figura 3 muestra los mapas resultantes de ET_{wv} , los índices HSCI, VCI y la P de TRMM (PPM) obtenidos en GEE y el EH calculado con SMAP a 9 km², para el período 06/2015-09/2015. Se puede observar que en los meses de julio y agosto los valores de HS fueron bajos, que se traducen en bajos valores de HSCI, en concordancia con los bajos registros de PPM (<9 mm/día) y altos valores de EH (>0,5). El VCI presentó en los meses de julio y agosto la mayor cantidad de píxeles con valores cercanos a cero, reflejando la falta de verdor en las plantas debido a la falta de agua en la región. No obstante, es importante resaltar que la vegetación tiene mecanismos de adaptación que le permite resistir el estrés que produce la falta de agua (Valladares et al., 2004). Esta adaptabilidad a los cambios de humedad, mantiene la actividad clorofílica aún con estrés hídrico, por lo que la falta de agua se manifiesta en la vegetación cuando la sequía ya se ha instalado en la zona. Por esto, el VCI no sería un

buen indicador para detectar el inicio de la sequía. La ET_{wv} no mostró grandes variaciones durante los meses de la canícula. Sin embargo, las mayores tasas de ET parecen presentarse en septiembre, mes con altos niveles de PPM, HSCI y VCI y los menores valores de EH (ver Figura 3). Cabe destacar que el clima tropical típico del Caribe se caracteriza por tener baja variabilidad de temperatura y humedad relativa del aire durante el año, por lo que la ET_{wv} tampoco presenta gran variabilidad.

Es importante destacar que la resolución espacial más fina de los mapas del VCI (250 m) y del EH (9 km), en comparación con la resolución de los restantes indicadores (0,25°), permitió identificar con más detalle las regiones más afectadas por la canícula (ver Figura 3). Sin embargo, el HSCI pareciera ser el indicador más sensible a la falta de agua y a pesar de su pobre resolución espacial permitiría caracterizar la variabilidad espacial de la canícula. Sin duda, la dinámica temporal propia de las variables es muy importante para el monitoreo de las sequías. La vegetación en general tiene una respuesta más lenta que la HS, a la variabilidad de la P.

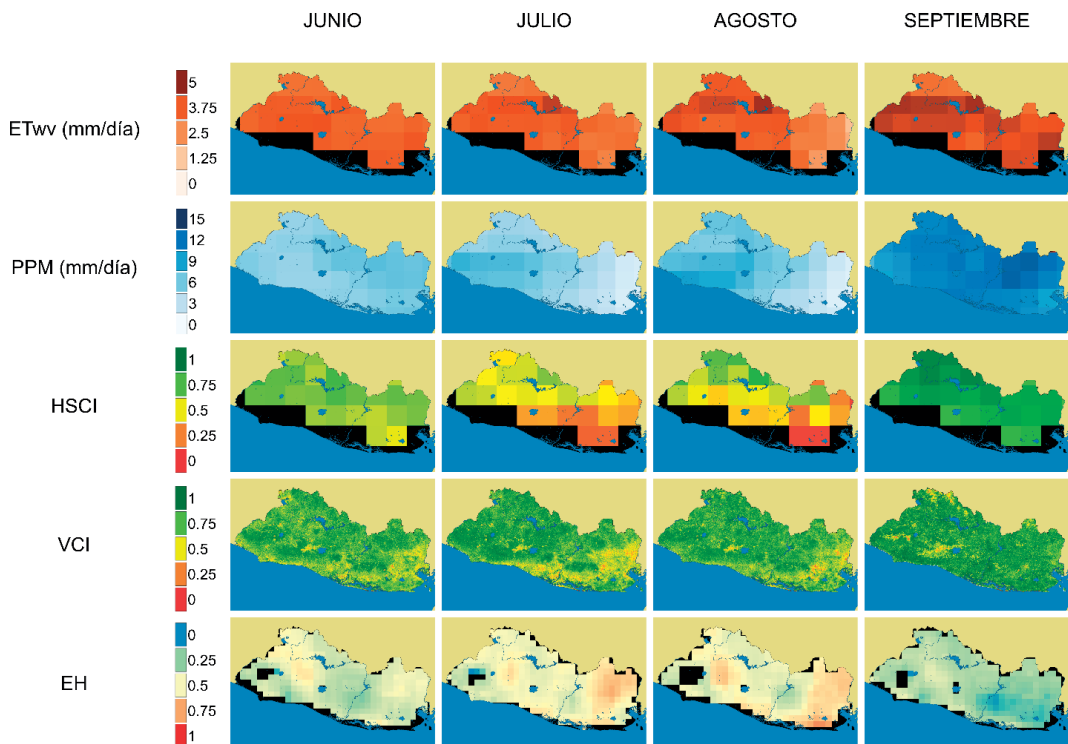


Figura 3. Mapas de ET_{wv} , PPM, HSCI, VCI y EH para los meses de 06/2015-09/2015 en El Salvador.

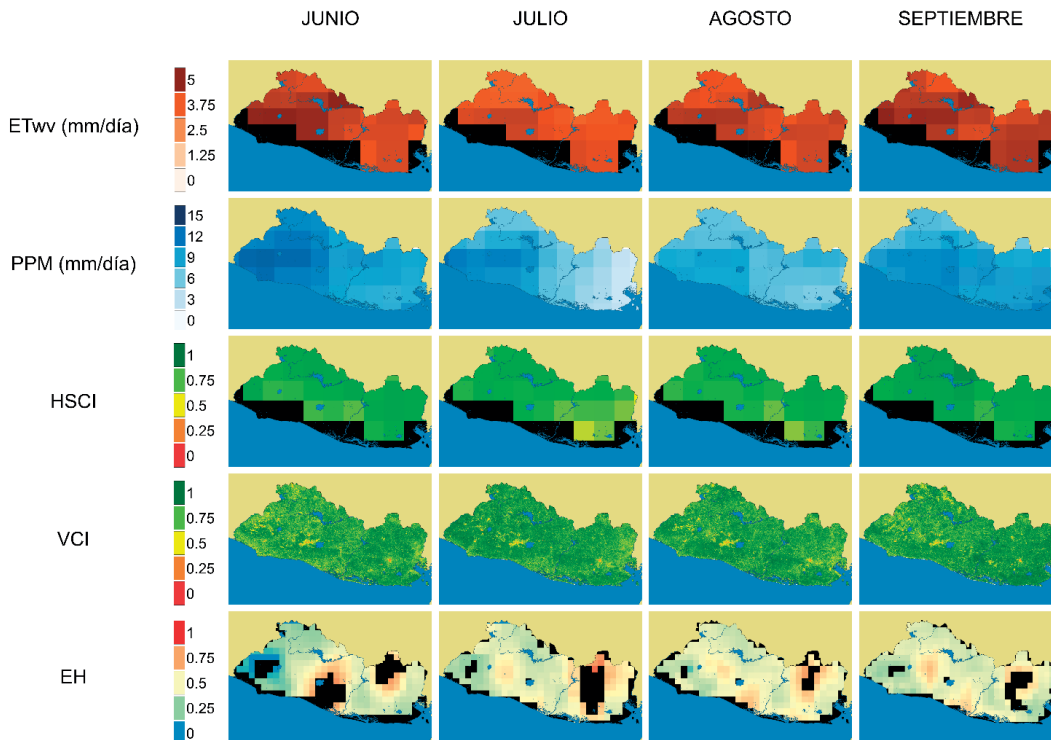


Figura 4. Mapas de ET_{wv} , PPM, HSCI, VCI y EH para los meses de 06/2016-09/2016 en El Salvador.

Los mapas de ET_{wv} , VCI, HSCI, PPM y EH para el año 2016, se muestran en la Figura 4. Para los meses de julio y agosto se observó una leve disminución de los valores de HSCI que concuerdan con una disminución en los valores PPM y ET_{wv} . Los mapas de EH y VCI no mostraron mayores variaciones para el período 06/2016-09/2016. No obstante, todos los indicadores reflejaron condiciones de elevada humedad para los meses de junio-septiembre en El Salvador, en comparación con los valores alcanzados por los mismos en el año 2015. Por lo tanto, los resultados obtenidos en este trabajo muestran que los indicadores utilizados permitirían monitorear la evolución de la canícula y caracterizarla una vez identificada.

5. Conclusiones

La sequía es un fenómeno recurrente que afecta a toda Centroamérica, en especial a El Salvador ya que su producto bruto interno (PBI) depende en gran medida de la producción agrícola, que a su vez depende totalmente de la precipitación. En

este trabajo se exploró el uso de cuatro indicadores de déficit hídrico, P, ET, VCI y HSCI, derivados de bases de datos GLDAS, TRMM, MODIS y NASA-USDA-SMAP *Global Soil Moisture* disponibles en *Google Earth Engine* y el índice EH derivado de las imágenes de HS provistas por SMAP a 9 km², durante los años 2015-2019. Los indicadores seleccionados resultaron ser adecuados para monitorear y caracterizar la evolución espacio-temporal de los déficits hídricos que ocurren durante la canícula. El HSCI sería el mejor indicador en detectar el inicio de la sequía, mientras que los índices EH y VCI serían los más adecuados para el monitoreo durante la canícula, para determinar el impacto de la misma y la extensión territorial. En particular el VCI detectaría el fin de la misma, indicando el momento en que los pigmentos de las plantas recuperan la actividad normal.

Todos los indicadores demostraron ser efectivos para caracterizar la variabilidad espacial y temporal del contenido de humedad de la superficie. No obstante, las diferentes resoluciones espaciales

de los indicadores utilizados, el uso conjunto de ellos caracteriza la canícula mejor de que lo que se logra con un solo indicador, por más buena resolución espacial que este tenga.

Podemos concluir entonces que los indicadores analizados enriquecen el estudio del fenómeno, brindando información con diferente resolución espacio-temporal. Esto permite mejorar significativamente el monitoreo de la sequía que se realiza en la actualidad con la red de estaciones pluviométricas en El Salvador. Por otra parte, mediante el uso de *Google Earth Engine* se logró codificar un sistema de monitoreo permanente para El Salvador que permitirá detectar anomalías en las P y sus consecuencias, así como también permitirá delinear con mayor precisión las regiones que se ven afectadas por una sequía en particular. Los resultados de esta investigación han sido presentados para su consideración a las autoridades del Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Hídricos del El Salvador, quienes están evaluando su aplicabilidad.

Agradecimientos

Este trabajo fue realizado con el apoyo del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) y el Programa de Becas de la Organización Meteorológica Mundial (OMM), que financió la beca de Osmin Córdova.

Referencias

Chang, K.Y., Xu, L., Starr, G., Paw U, K.T. 2018. A Drought Indicator Reflecting Ecosystem Responses to Water Availability: The Normalized Ecosystem Drought Index. *Agricultural and Forest Meteorology*, 250-251, 102-117. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.12.001>

Dada, H., Sevilla M. 2009. IV censo agropecuario 2007-2008. Resumen de Resultados [On line]. San Salvador: Ministry of Economy, Vice-ministry of Industry (SV); 2009 Dec [cited 2013 Aug 18]. 74 p.

Didan, K., Munoz, A. B., Solano, R., Huete, A. 2015. MODIS vegetation index user's guide (MOD13 series). *University of Arizona: Vegetation Index and Phenology Lab*.

Du, L., Tian, Q., Yu, T., Meng, Q., Jancso, T., Udvardy, P., Huang, Y. 2013. A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23, 245-253. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.09.010>

Entekhabi, D., Yueh, S., O'Neill, P.E., Kellog, K.H., Allen, A., Bindlish, R., Das, N., et al. 2014. *SMAP Handbook-Soil Moisture Active Passive: mapping Soil Moisture and Freeze/Thaw from space*. National Aeronautic Space Administration.

Fensholt, R., Sandholt, I. 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sensing Environment*, 87, 111-121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.07.002>

Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1974. Soil Map of the World, 1:5 000 000: Volume I: Legend.

García-Haro, F.J., Campos-Taberner, M., Sabater, N., Belda, F., Moreno, A., Gilabert, M.A., Martínez, B., Pérez-Hoyos A., Meliá, J. 2014. Vulnerabilidad de la vegetación a la sequía en España, *Revista de Teledetección*, 42, 29-37. <https://doi.org/10.4995/raet.2014.2283>

Girolimetto, D., Venturini, V. 2013. Water Stress Estimation from NDVI-Ts Plot and the Wet Environment Evapotranspiration. *Advances in Remote Sensing*, 2, 283-291. <https://doi.org/10.4236/ars.2013.24031>

Girolimetto, D., Venturini, V. 2014. Evapotranspiration and water stress estimation from TIR and SWIR bands. *Agriculture, Forestry and Fisheries*, 3(6-1), 36-45.

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

Holzman, M.E., Carmona, F., Rivas, R., Niclòs, R. 2018. Early assessment of crop yield from remotely sensed water stress and solar radiation data. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 145, 297-308. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.03.014>

Kattan, C., Menjivar, L., Molina, G., Peñate, Y., Estrada A., Moran, I., Chávez T., Arriola B., Cruz D., Vides R., Erazo A., Beltrán H., Rivas C., Barrera G., Cañas, A. 2017. Informe Nacional del Estado de los Riesgos y Vulnerabilidades, San Salvador. Ministerio de Medio Ambiente y Recursos Naturales.

- Kim, D., Rhee J. 2016. A drought index based on actual evapotranspiration from the Bouchet hypothesis. *Geophysical Research Letters*, 43, 10277-10285. <https://doi.org/10.1002/2016GL070302>
- Kogan, F.N. 1990. Remote sensing of weather impacts on vegetation in non-homogeneous areas. *International Journal of Remote Sensing*, 11(8), 1405-1419. <https://doi.org/10.1080/01431169008955102>
- 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)
- Mishra, A., Vu, T., Veetil, A. V., Entekhabi, D. 2017. Drought monitoring with soil moisture active passive (SMAP) measurements. *Journal of Hydrology*, 552, 620-632. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.07.033>
- Mladenova, I.E., Bolten, J.D., Crow, W.T., Sazib, N., Cosh, M.H., Tucker, C.J., Reynolds, C. 2019. Evaluating the Operational Application of SMAP for Global Agricultural Drought Monitoring. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(9), 3387-3397. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2923555>
- Mo, K.C. 2008. Model-based drought indices over the United States. *Journal of Hydrometeorology*, 9(6), 1212-1230. <https://doi.org/10.1175/2008JHM1002.1>
- Moran, M.S., Clarke, T.R., Inoue, Y., Vidal, A. 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), 246-263. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90020-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90020-5)
- Priestley, C.H.B., Taylor, R.J. 1972. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, 100, 81-92. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1972\)100%3C0081:OTAOSH%3E2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1972)100%3C0081:OTAOSH%3E2.3.CO;2)
- Rodell, M., Houser, P.R., Jambor, U.E.A., Gottschalck, J., Mitchell, K., Meng, C.J., Arsenault, K., Cosgrove, B., Radakovich, J., Bosilovich, M., Entin, J.K., Walker, J.P., Lohmann, D., Toll, D. 2004. The global land data assimilation system. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(3), 381-394. <https://doi.org/10.1175/BAMS-85-3-381>
- Sánchez, N., González-Zamora, Á., Martínez-Fernández, J., Piles, M., Pablos, M. 2018. Integrated remote sensing approach to global agricultural drought monitoring. *Agricultural and forest meteorology*, 259, 141-153. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.04.022>
- Valladares, F., Vilagrosa, A., Peñuelas, J., Ogaya, R., Camarero, J. J., Corcuera, L., Sisó, S., Gil-Pelegrin, E. 2004. Estrés hídrico: ecofisiología y escalas de la sequía. En Valladares, F. *Ecología del bosque mediterráneo en un mundo cambiante*. 163-190. Ministerio de Medio Ambiente, EGRAF, S. A., Madrid.
- Van der Zee Arias, A., Van der Zee, J., Meyrat, A., Poveda, C., Picado, L. 2012. *Estudio de caracterización del Corredor Seco Centroamericano (Países CA-4): Tomo I*. FAO, Roma (Italia).
- Venturini, V., Islam, S., Rodríguez, L. 2008. Estimation of evaporative fraction and evapotranspiration from MODIS products using a complementary based model. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 132-141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.014>
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., López-Moreno, J.I. 2010. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI). *Journal of Climate*, 23, 1696-1718. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2909.1>
- Walker, E., García, G.A., Venturini, V., Carrasco, A. 2019. Regional evapotranspiration estimates using the relative soil moisture ratio derived from SMAP products. *Agricultural Water Management*, 216, 254-263. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.02.009>
- Walker, E., Venturini, V. 2019. Land surface evapotranspiration estimation combining soil texture information and global reanalysis datasets in Google Earth Engine. *Remote Sensing Letters*, 10, 929-938. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2019.1633487>
- Zhang, L., Jiao, W., Zhang, H., Huang, C., Tong, Q. 2017. Studying drought phenomena in the Continental United States in 2011 and 2012 using various drought indices. *Remote sensing of environment*, 190, 96-106. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.010>
- Zhou, L., Zhang, J., Wu, J., Zhao, L., Liu, M., Lü, A., Wu, Z. 2012. Comparison of remotely sensed and meteorological data-derived drought indices in mid-eastern China. *International journal of remote sensing*, 33(6), 1755-1779. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.600349>

