

## CALIBRACIÓN DE VARIABLES AGRÍCOLAS PARA EL MONITOREO DE CULTIVOS MEDIANTE IMÁGENES SATELITALES EN GOOGLE EARTH ENGINE

**Sergio Iván Jiménez-Jiménez<sup>1\*</sup>, Mariana de Jesús Marcial-Pablo<sup>1</sup>, Fernando Cabrera-Carbajal<sup>2</sup>, Ignacio Sánchez-Cohen<sup>1</sup>, Ernesto Sifuentes-Ibarra<sup>3</sup>, Marco Inzunza-Ibarra<sup>1</sup>, Venancio Juárez-González<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua, Suelo, Planta, Atmósfera (CENID RASPA), INIFAP. Gómez Palacio, Durango, México.

<sup>2</sup>Sitio Experimental Valle del Mayo (SEMAY), INIFAP. Navojoa, Sonora, México.

<sup>3</sup>Campo Experimental Valle del Fuerte (CEVAF), INIFAP. Juan José Ríos, Sinaloa, México.

4. Encargado del Distrito de Riego 006 Palestina

\* Autor de correspondencia: jimenez.sergio@inifap.gob.mx

### Resumen

Las imágenes satelitales derivadas de sensores remotos se pueden utilizar para evaluaciones cuantitativas y cualitativas de diversas aplicaciones agrícolas, como puede ser, estimar la fracción de cobertura vegetal, el índice de área foliar, el coeficiente de cultivo, la evapotranspiración, el vigor o la dinámica de crecimiento de cultivos agrícolas, entre otras. Y aunque los sensores remotos son herramientas muy aplicadas es necesario una calibración in situ con datos tomados directamente en campo. En este sentido, en el presente trabajo se presenta la calibración de variables agrícolas en tres sitios diferentes, estos son: La evapotranspiración en el Distritos de riego 041 para el cultivo de trigo, la Evapotranspiración para maíz forrajero dentro del DR017 y la estimación de superficies sembrada en el DR006. Además, se automatizaron los procesos usando la herramienta geoespacial Google Earth Engine para poder monitorear constantemente dichas variables. De acuerdo a los resultados, se muestra que estas variables pueden ser monitoreados con cierta precisión, sin embargo, para que los modelos sean robustos es necesario seguir calibrando año con año dichas variables.

**Palabras claves:** Maíz Forrajero, Trigo, Landsat, Sentinel-2.

## Introducción

Calibración y seguimiento de variables agrícolas, en este sentido los sensores remotos son herramientas que han tomado gran impulso ya que se pueden monitorear grandes superficies. Con la aparición de herramientas basadas en la nube como Google Earth Engine (GEE), se pueden automatizar los procesos de una manera más eficiente, y han cambiado en gran medida la forma de la teledetección. el caso de google Earth Engine es una plataforma que permite hacer uso de estas herramientas y automatizar procesos de una manera más eficiente.

El objetivo de este trabajo es mostrar las calibraciones de variables agrícolas con imágenes satelitales que se han llevado a cabo en algunos estudios. Las variables en primera medida son la evapotranspiración y las superficies sembradas.

## Materiales y Métodos

En este trabajo se muestra la calibración de diferentes variables que se llevó a cabo en tres diferentes sitios, estos son: *i)* La evapotranspiración en trigo en Sonora, *ii)* la evapotranspiración en maíz forrajero en parcelas dentro del Distritos de Riego 017 Región Lagunera y, *iii)* la cuantificación de superficies sembradas dentro del Distrito de Riego 006 Palestina. En los siguientes puntos se detallan las metodologías empleadas en estas estas calibraciones, donde, con el fin de automatizar los procesos de sensores remotos se empleó la herramienta geocomputacional Google Earth Engine.

## Evapotranspiración en el cultivo de Trigo

El estudio se llevó a cabo en tres parcelas dentro del estado de Sinaloa (Figura 1). En tres sitios diferentes (Cuadro 1), se estableció el cultivo de trigo de la variedad Don Lupe durante el ciclo agrícola Otoño – Invierno 2022-2023. Los sitios fueron manejados bajo tres condiciones de riego por gravedad: 4 auxilios (4a), 3 (3a) y 2 riegos (2a).

**Cuadro 1.** Características de los sitios de estudio

Sitio de estudio	Coordenada central	Área (ha)	Fecha de siembra	Densidad (kg/ha)	Textura del suelo
CENEB (Campo Experimental Norman E. Borlaug del INIFAP)	27.3665972, -109.924015	2.5	18/12/2022	80	Arcillosa
SIBOLIBAMPO (Sibolibampo, Navojoa, Sonora)	27.1331801,-109.685836	2.2	22/11/2023	80	Arcillosa
SEMAY (Sitio Experimental Valle del Mayo del INIFAP)	27.0102006, -109.501727		02/12/2022	80	Arcillosa

Se midieron diferentes variables como el volumen y tiempo de riego, la humedad del suelo en diferentes etapas fenológicas y se llevó un registro de la fenología. Los datos climáticos diarios para estimar la Evapotranspiración de referencia (ET<sub>o</sub>) se descargaron de la Red de

Estaciones Meteorológicas Automáticas de Sonora (REMAS) (<https://www.siafeson.com/remas/>); las estaciones correspondientes a los sitios de estudio fueron: Block 1936 Sibolibampo, Block 910 Ciano (CENEB) y Semay. Con estos datos se calibro el modelo Irrimodel (Ojeda-Bustamante et al., 2004) y de esta manera se calcularon los valores de ETc observada para cada sitio.

Los valores de ET observada se correlacionaron con diferentes índices de vegetación que se descargaron con la herramienta VICAL (Jiménez-Jiménez et al., 2022). Se midió el error usando el coeficiente de determinación y el RMSE.

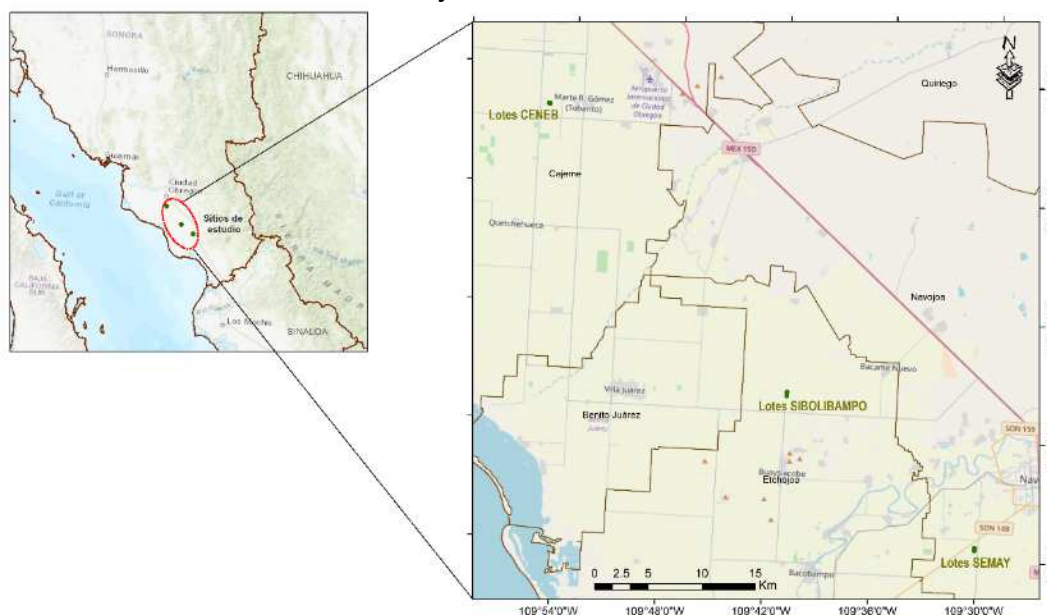


Figura 1. Ubicación de lotes experimentales en la zona de estudio.

### Evapotranspiración en Maíz forrajero

El estudio se llevó a cabo dentro del DR017 donde se dio seguimiento a dos parcelas, las características de dichas parcelas se muestran en el Cuadro 2.

Cuadro 2. Características de los sitios de estudio

Sitio de estudio	Coordenada central	Área (ha)	Fecha de siembra	Densidad (plantas/ha)	Textura del suelo
La fe	25.862144, -103.21122	45 (tabla 3 y 4)	16/03/2023	100	franco arcilloso
San Carlos	25.85265, -103.2487	43 (tabla 1 y 2)	06/03/2024	100	franco

Dentro de estas parcelas, se hicieron inspecciones en diferentes fechas para medir la humedad del suelo usando un TDR que se introducía dentro de un tubo de 2" (Figura 2). Alrededor del tubo se tomaron medidas de índice de área foliar, altura del cultivo, de biomásas y se llevó el registro de etapas fenológicas. Además, se hicieron vuelos con un dron DJI-mavic 2 para poder estimar la cobertura vegetal usando la metodología descrita en (Marcial-Pablo et al., 2019). Estos datos se emplearon para estimar de manera indirecta la ETc, calibrando el modelo

AquaCrop (Steduto et al., 2012), ingresando los datos medidos directamente en campo y verificando el error en la biomasa y humedad del suelo. Posteriormente, se descargaron los valores de índices de vegetación de VICAL () derivados de Sentinel-2 y se correlacionaron estos valores con los de ETc.

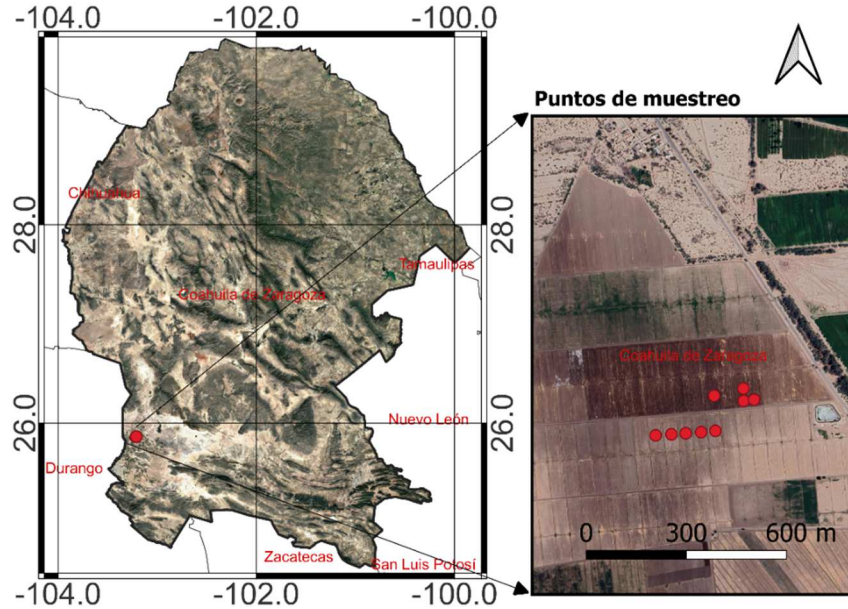


Figura 2. Ubicación de los puntos de muestreo en las parcelas de estudio.

### Superficies sembradas en distritos de riego

El estudio se llevó a cabo dentro del Módulo 1 del DR006, los principales cultivos en el DR006 son: avena forrajera en otoño invierno, Búffel (Zacate) en perennes y sorgo forrajero en primavera verano; en promedio, se han sembrado entre 2,500 – 3,000 has en los últimos años (Figura 3).

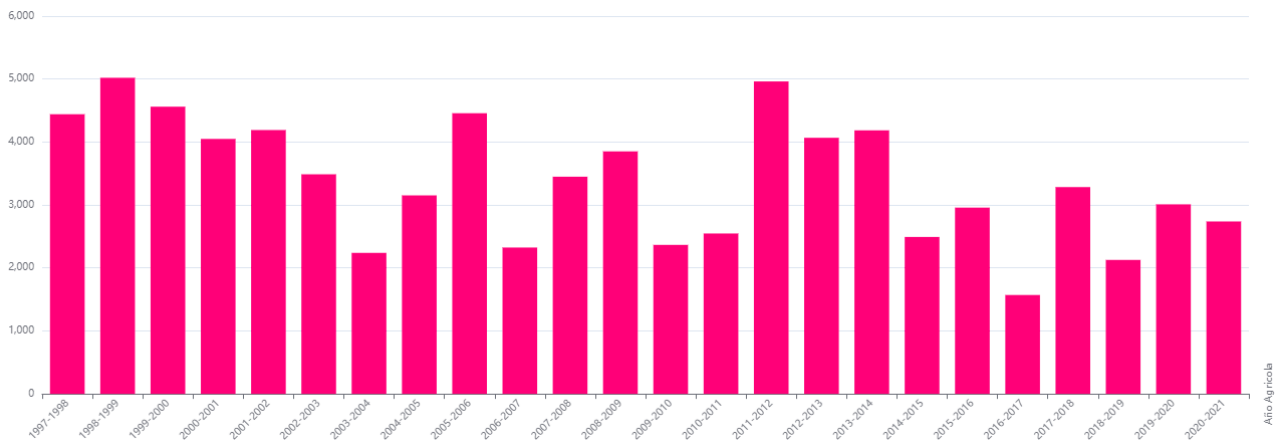


Figura 2. Superficie sembrada en has por año agrícola en el DR006

Con la finalidad de cuantificar de manera remota las superficies sembradas dentro del DR y dar seguimiento a esta variable, se realizaron diferentes inspecciones para identificar parcelas

donde se siembran, las que están enmontados y las que están abandonadas (Figura 1). Posteriormente, se calibró la metodología propuesta por (Qiu et al., 2022) para detectar de manera remota, usando imágenes satelitales Sentinel -1 (S1) y Sentinel -2 (S2), las parcelas donde se siembra algún tipo de cultivo.

a)



b)



Figura 3. Inspección de parcelas, a) parcelas enmontados, b) parcelas con uso agrícola.

En la detección de superficies sembradas, se emplearon cuatro indicadores (Qiu et al., 2022); el primero es la varianza temporal basada en VV (VVV), que se desarrolló a partir de la serie temporal de los conjuntos de datos S1.:

$$VVV = \frac{\sum_{t=1}^N (VV^t - \overline{VV})^2}{N - 1} \quad (1)$$

Donde se denotan los valores de VV en el compuesto temporal t, respectivamente;  $\overline{VV}$  indica los valores medios de la serie temporal VV; N el número de imágenes encontradas en el periodo de análisis.

Los otros dos indicadores son VSD y VPD que se basan en índices de vegetación derivados de Sentinel-2:

$$VSD = \frac{\sum_{t=1}^{N-1} (|(EVI2^{t+1} - DBSI^{t+1})| - (EVI2^t - DBSI^t) - Mean_{DED})^2}{N - 1}$$

$$VPD = \sum_{t=1}^{N-2} |[(EVI2^{t+2} - Clre^{t+2}) - (EVI2^{t+1} - Clre^{t+1})] - [(EVI2^{t+1} - Clre^{t+1}) - (EVI2^t - Clre^t)]|$$

$$EVI2 = 2.5 \left( \frac{NIR - R}{NIR + C_1R - C_2B + L} \right)$$

Dónde:  $DBSI^t$  y  $Clre^t$  denotaron los valores del índice de vegetación mejorada (EVI2) (Jiang et al., 2008), el índice de suelo desnudo seco (DBSI) y el borde rojo del índice de clorofila (Chl) (Clre) (Gitelson et al., 2005) en el compuesto temporal t, respectivamente;  $Mean_{DED}$  representó el valor medio de la serie temporal diferenciada de EVI2 y DBSI (DED); N es el número de compuestos dentro del intervalo definido.

$$if (VVV > \theta_1) \text{ and } ((VSD > \theta_2) \text{ or } (VPD > \theta_3)), \quad Cultivo = 1; \text{ else } Cultivo = 0$$

donde  $\theta_1$ ,  $\theta_2$  y  $\theta_3$  son constantes; VSD, VPD y VVV representan los indicadores diseñados en base a la vegetación y el suelo, la vegetación y el pigmento, y las series temporales de retrodispersión VV, respectivamente. Se agregó como un cuarto indicador el  $NDVI_{max}$  en cierto intervalo. De esta manera, cada pixel debe cumplir el requisito anterior y además ser mayor a un  $NDVI_{max} > \theta_4$ .

Los valores de estas constantes se obtuvieron de acuerdo a las inspecciones realizadas en campo, donde se graficaron los índices de acuerdo a la clasificación visual en campo. La búsqueda de las imágenes se basó en el año agrícola de octubre a septiembre del próximo año.

## Resultados y Discusión

### Evapotranspiración en trigo

Las relaciones funciones encontradas se muestran en el Cuadro 5, se muestra que para la

**Tabla 5.** Ecuaciones de predicción de  $ET_c$  para diferentes etapas de crecimiento y sitios d estudio.

Sitio	Función	Coficiente	R <sup>2</sup>	Min y máx ETc
CENEB SIBOLIBAMPO	$ETC = a * MTVI2^2 + b * MTVI2 + c$	a= -10.688 b= 11.447 c= 1.385	0.819	0.39 – 6.1

SEMAY	$ET_c = a * GCVI^2 + b * GCVI + c$	a= -0.037 b= 0.633 c= 0.076	0.981	0.5 – 2.8
-------	------------------------------------	-----------------------------------	-------	-----------

De esta manera, estas reacciones funcionales se pasaron a Google Earth Engine tomando como base el código fuente de VICAL (Jiménez-Jiménez et al., 2022) para generar una aplicación que permita estimar de manera mensual y/o anual valores de ET en las parcelas dentro del DR041 y DR038. Una de las mejoras que es necesario desarrollar es detectar de manera automática las parcelas que siembran Trigo y aplicar estas relaciones funcionales de ETc únicamente sobre estas parcelas.

estas funciones se programaron dentro de GEE para que se pueda automatizar los procesos y mes con mes tener información del uso del agua en cada parcela dentro de estos dos distritos de riego. Dentro de la mejora que se pretenden implementar es identificación automática parcelas que sembraron

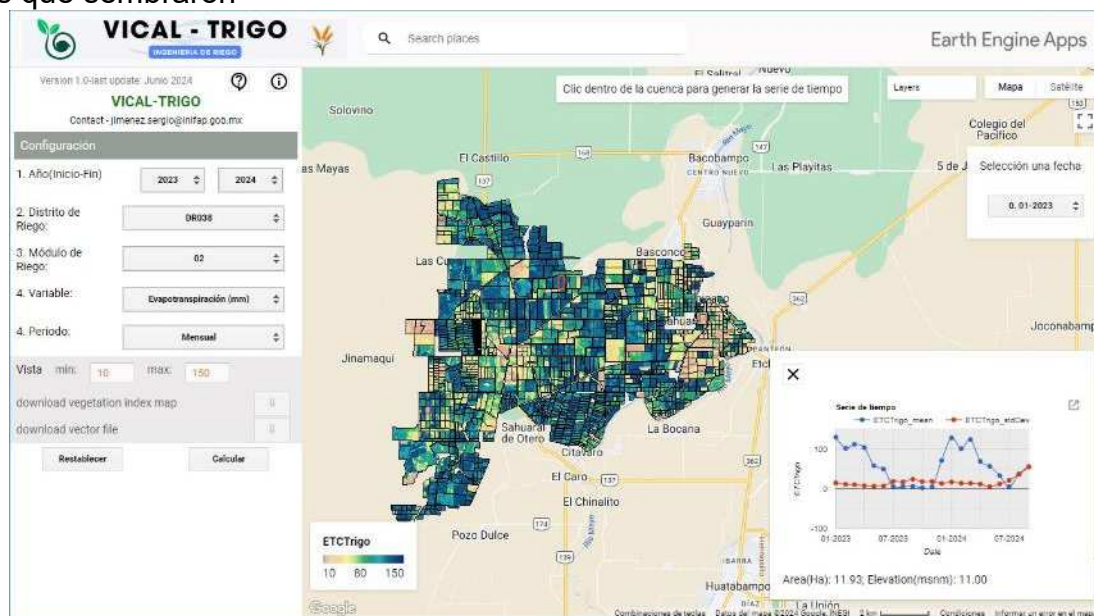


Figura 4. Vista principal de la plataforma VICAL-Trigo para monitorear la ET del cultivo de trigo en el DR041 y DR038.

### Evapotranspiración en Maíz forrajero

Los valores de ETc del cultivo para una de las parcelas se puede observar en la Figura 5. Según la simulación realizada con el programa Aquacrop, el cultivo tuvo una ETc de 408 mm (Figura 5), en todo el ciclo de 110 días. Y de acuerdo a la correlación entre estos valores de ETc e índices de vegetación, se encontró la siguiente función lineal ( $ETC = 7.7838 * NDVI + 0.1903$ ) con un R<sup>2</sup> de 0.84.

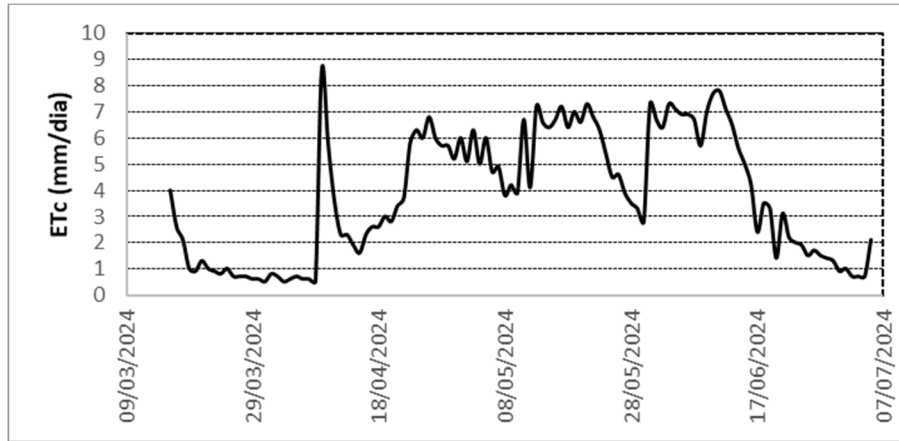


Figura 5. Valores de ET derivados de la modelación en Aquacrop para la parcela la Fé.

De acuerdo a la Figura 6, se observa que se encontró una mayor correlación con el modelo basado en índices de vegetación que con los modelos de balance de energía SEBAL (Bastiaanssen et al., 1998) y METRIC (Allen et al., 2007). Esto puede ocurrir porque estos últimos no están calibrados localmente ya que con estos modelos se han encontrado valores de  $R^2 > 0.82$  y errores (RMSE) cercanos y/o menores a 1 mm/día (e.g. Ma et al., 2023; Senay et al., 2022).

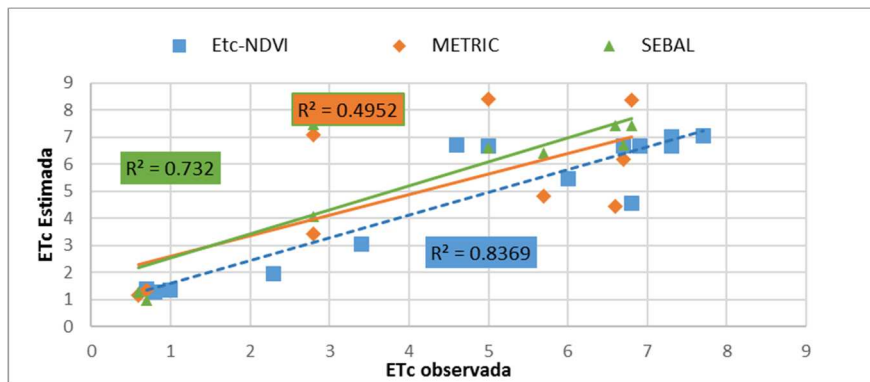


Figura 6. Comparación de la ETc observada y estimada con diferentes modelos.

### Superficies sembradas

En cada año agrícola, se generaron en total 37 imágenes haciendo composiciones cada 10 días. De estas imágenes se generaron los indicadores usando información de 212 parcelas, que al graficar los valores de VSD, VVV, VPD y  $NDVI_{max}$  (Figura 7), se pueden detectar los valores de  $\theta$ , en este sentido, los valores de estas constantes son:  $\theta_1=5.5$ ,  $\theta_2=0.001$ ,  $\theta_3=1$ ,  $\theta_4=0.35$ .



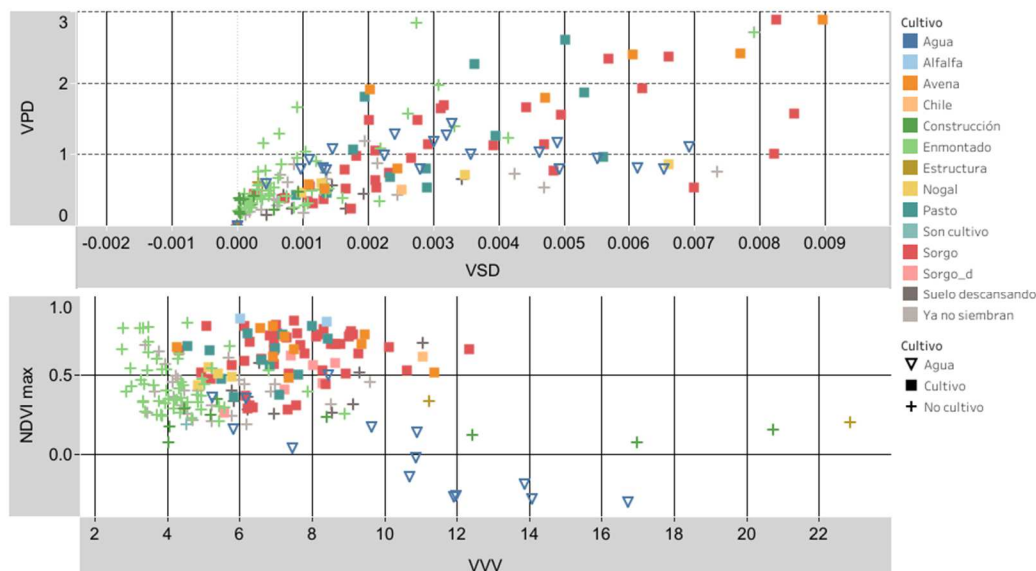


Figura 7. Valores de indicadores para la clasificación de parcelas que sembraron algún cultivo en el DR006

## Conclusiones

Las imágenes satelitales juegan un papel importante para el seguimiento de variables agrícolas, sin embargo, es necesaria una calibración y actualización con datos de campo para tener cierto grado de certeza en los resultados. Además, es importante que se automaticen procesos para que sea más fácil la transferencia de tecnologías usando los sensores remotos.

## Referencias Bibliográficas

- Gitelson, A. A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C., & Arkebauer, T. J. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*, 32(8). <https://doi.org/10.1029/2005GL022688>
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112.
- Jiménez-Jiménez, S. I., Marcial-Pablo, M. de J., Ojeda-Bustamante, W., Sifuentes-Ibarra, E., Inzunza-Ibarra, M. A., & Sánchez-Cohen, I. (2022). VICAL: Global Calculator to Estimate Vegetation Indices for Agricultural Areas with Landsat and Sentinel-2 Data. *Agronomy* 2022, Vol. 12, Page 1518, 12(7), 1518. <https://doi.org/10.3390/AGRONOMY12071518>
- Marcial-Pablo, M. D. J. M. de J., Gonzalez-Sanchez, A., Jimenez-Jimenez, S. I. S. I., Ontiveros-Capurata, R. E. R. E., & Ojeda-Bustamante, W. (2019). Estimation of vegetation fraction using RGB and multispectral images from UAV. *International Journal of Remote Sensing*, 40(2), 420–438. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1528017>
- Ojeda-Bustamante, W., Sifuentes-Ibarra, E., Slack, D. C., & Carrillo, M. (2004). Generalization of irrigation scheduling parameters using the growing degree days concept: Application to a potato crop. *Irrigation and Drainage*, 53, 251–261. <https://doi.org/10.1002/ird.134>

- Qiu, B., Lin, D., Chen, C., Yang, P., Tang, Z., Jin, Z., Ye, Z., Zhu, X., Duan, M., Huang, H., Zhao, Z., Xu, W., & Chen, Z. (2022). From cropland to cropped field: A robust algorithm for national-scale mapping by fusing time series of Sentinel-1 and Sentinel-2. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103006>
- Steduto, P., Hsiao, T. C., Fereres, E., & Raes, D. (2012). Crop yield response to water. In *FAO Irrigation and Drainage Paper No.66*.