

DOI: 10.24850/j-tyca-14-05-08

Artículos

## **Estimación de la fracción de cobertura vegetal en maíz a partir de información obtenida con sensores remotos**

### **Estimation of the vegetal cover fraction in corn from information obtained with remote sensing**

José M. Muñoz<sup>1</sup>, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2602-832X>

Martín A. Bolaños<sup>2</sup>, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8110-1051>

Enrique Palacios<sup>3</sup>, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1716-9377>

Luis A. Palacios<sup>4</sup>, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7963-7319>

José M. Salvador<sup>5</sup>, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8814-9891>

<sup>1</sup>Posgrado en Hidrociencias, Colegio de Postgraduados, Texcoco, Estado de México, México, [jmiguel.muper@gmail.com](mailto:jmiguel.muper@gmail.com)

<sup>2</sup>Posgrado en Hidrociencias, Colegio de Postgraduados, Texcoco, Estado de México, México, [bolanos@colpos.mx](mailto:bolanos@colpos.mx)

<sup>3</sup>Posgrado en Hidrociencias, Colegio de Postgraduados, Texcoco, Estado de México, México, [epalaciospave80@gmail.com](mailto:epalaciospave80@gmail.com)

<sup>4</sup>Servicios de Estudios en Ingeniería y Sistemas, S.A. de C.V., Hermosillo, Sonora, México, [luispalacios@seissa.com.mx](mailto:luispalacios@seissa.com.mx)



<sup>5</sup>Posgrado en Hidrociencias, Colegio de Postgraduados, Texcoco, Estado de México, México, sl\_castillo990@gmail.com

Autor para correspondencia: Martín A. Bolaños, bolanos@colpos.mx

## Resumen

La fracción de cobertura vegetal (FCV) es una variable biofísica relacionada con la biomasa, el índice de área foliar y el coeficiente de cultivo, entre otros. Actualmente, con la amplia disponibilidad de imágenes satelitales, es posible estimar la FCV de forma extensiva usando índices de vegetación (IV). No obstante, es importante examinar la relación entre la FCV medida en campo y la estimada con imágenes satelitales para conocer su confiabilidad. El objetivo del presente estudio fue examinar la viabilidad de estimar la FCV utilizando diferentes IV (NDVI, SR, SAVI y MSAVI), calculados mediante información radiométrica e imágenes Landsat 8, y determinar las diferencias que existen al estimar la FCV con ambas fuentes de información. La información radiométrica se levantó en seis parcelas de maíz ubicadas en el municipio de Texcoco, Estado de México. Los resultados mostraron un buen ajuste de los IV calculados con información de campo cuando la FCV fue menor del 60 %. La correlación entre la FCV medida en campo y los índices estimados con imágenes satelitales tuvieron valores de  $R^2$  superiores a 0.78, siendo ligeramente mayor en el caso del NDVI<sub>L</sub> ( $R^2 = 0.89$ ), valor que sugiere un grado aceptable de ajuste. Se concluye que es viable estimar la FCV en un cultivo de maíz empleando imágenes espectrales de Landsat 8. El

mejor ajuste entre los IV de campo y los IV calculados con datos de Landsat 8 para las condiciones de este estudio correspondió al NDVI.

**Palabras clave:** fracción de cobertura vegetal (FCV), índices de vegetación (IV), Landsat 8, radiómetro, Canopeo.

### Abstract

The Fractional vegetation cover (FVC) is a biophysical variable related to biomass, leaf area index and crop coefficient, among others. Currently, with the wide availability of satellite images, it is possible to estimate FVC extensively using vegetation indices (VI). However, it is important to examine the relationship between VCF measured in the field and that estimated with satellite imagery to determine its reliability. The objective of this study was to examine the feasibility of estimating FVC using different VIs (NDVI, SR, SAVI and MSAVI), calculated using radiometric information and Landsat 8 imagery, and to determine the differences that exist when estimating FCV with both sources of information. The radiometric information was collected in six corn plots located in the municipality of Texcoco, State of Mexico. The results showed a good fit of the VI calculated with field information when the FVC was less than 60 %. The correlation between the FVC measured in the field and the indices estimated with satellite imagery had  $R^2$  values greater than 0.78, being slightly higher in the case of the  $NDVI_L$  ( $R^2 = 0.89$ ), a value that suggests an acceptable degree of adjustment. It is concluded that it is feasible to estimate the FCV in a maize crop using spectral images from Landsat 8.

The best fit between the field VI and the VI calculated with Landsat 8 data, for the conditions of this study, corresponded to the NDVI.

**Keywords:** Vegetation cover fraction (FCV), vegetation indices (IV), Landsat 8, radiometer, Canopeo.

Recibido: 04/03/2021

Aceptado: 27/03/2022

## Introducción

En el campo de la detección remota, las bandas del rojo (R) e infrarrojo cercano (NIR) del espectro electromagnético son útiles para conocer el vigor de la vegetación (Paz *et al.*, 2014), lo cual se logra estimando variables biofísicas a partir de índices de vegetación (IV). De acuerdo con Gilabert, González-Piqueras y García-Haro (1997), un IV es un valor calculado a partir de la relación entre la reflectancia medida a diferentes longitudes de onda; también señalan que la zona del R y el NIR contiene el 90 % de la información relativa a la vegetación. El primer IV lo utilizó Jordan (1969), empleando el cociente del NIR y el R para derivar el índice de área foliar. Posteriormente, se diseñaron y evaluaron diferentes IV, NDVI (Rouse, Hass, Schell, Deering, & Harlan, 1974); SAVI (Huete, 1988), y MSAVI (Qi, Chehbouni, Huete, Kerr, & Sorooshian, 1994), entre otros.

Entre las variables biofísicas útiles para monitorear el crecimiento de la vegetación destaca la fracción de cobertura vegetal (FCV). Song *et al.* (2017) definen la FCV como la relación entre el área de vegetación proyectada verticalmente y la extensión de la superficie total, por lo general expresada en relación con una unidad de área. De acuerdo con Marcial, Ojeda, González y Jiménez (2017), la FCV se relaciona de forma directa con el crecimiento vegetativo y la evapotranspiración debido a que la evolución de la cobertura vegetal afecta el coeficiente de cultivo. Además, el uso de los sensores remotos para estimar variables biofísicas permite reducir de manera significativa los costos asociados con muestreos en campo (Paz, 2018), optimizando los recursos tanto económicos como de personal y tiempo. De ahí la importancia de estimar con precisión esta variable.

En la actualidad se cuenta con *softwares* que permiten medir la FCV a partir de fotografías digitales, como es el caso de la aplicación Canopeo, desarrollada por Patrignani y Oschner (2015). Dicha herramienta utiliza las proporciones de color rojo a verde (R/G), azul a verde (B/G) y el índice de exceso de verdor (2G-R-B) para determinar si un píxel contiene vegetación. No obstante, dado que su uso se limita a superficies pequeñas, es necesario recurrir a imágenes satelitales cuando se necesita analizar áreas extensas.

En 2012, Johnson y Trout, trabajando con diferentes cultivos hortícolas, obtuvieron una buena correlación ( $R^2 = 0.96$ ) entre la FCV y el NDVI, estimado con imágenes satelitales de Landsat 5. De forma similar, Cuesta, Montoro, Jochum, López y Calera (2005) obtuvieron un buen

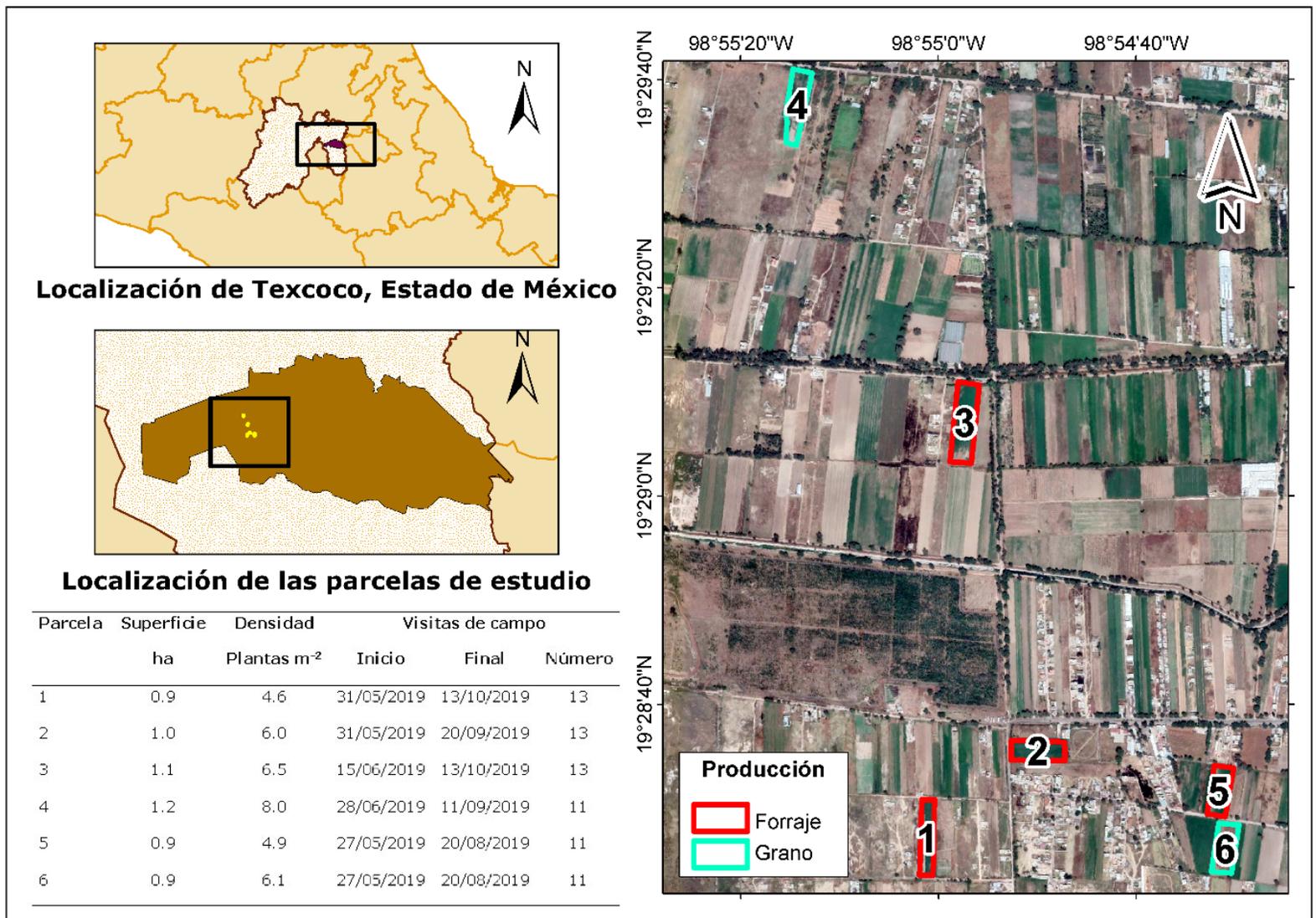
ajuste ( $R^2 = 0.96$ ) al relacionar la FCV de diferentes cultivos con el NDVI estimado a partir de imágenes de Landsat 5 y de Landsat 7. Sin embargo, las superficies analizadas por Johnson y Trout (2012) se encontraban entre 5 y 30 ha, mientras Cuesta *et al.* (2005) mencionan que el área de los cultivos que analizaron fue superior a una hectárea.

Debido a ello es necesario comprobar si el uso de sensores remotos a nivel de satélite para estimar la FCV funciona en parcelas de maíz con superficies pequeñas, menores a una hectárea, dado que se disponen de pocos píxeles con información. En este trabajo se comparó la FCV del cultivo de maíz con cuatro IV. Estos IV se estimaron con información obtenida por sensores remotos, a nivel de superficie y usando imágenes Landsat 8. Después, se compararon con la FCV medida en campo con la aplicación para celulares Canopeo, utilizando fotografías digitales. Los objetivos de esta investigación fueron demostrar la utilidad y precisión de los IV para calcular la FCV; y demostrar que, al estimar la FCV con imágenes de satélite y medirla a nivel de campo, no existe una diferencia considerable en la precisión obtenida.

## Área de estudio

La zona de estudio se ubicó en el municipio de Texcoco de Mora, Estado de México, a una altitud de 2 250 m, con clima BS1 (seco semiárido) y lluvias en verano. Se estudiaron seis parcelas de maíz con régimen de temporal, con excepción de la parcela 3, donde se aplicó un riego al momento de la siembra y otro al momento en que emergieron las

plántulas. Las prácticas culturales se manejaron de acuerdo con el conocimiento y la experiencia de los agricultores. La ubicación y los datos de las parcelas se presentan en la Figura 1.

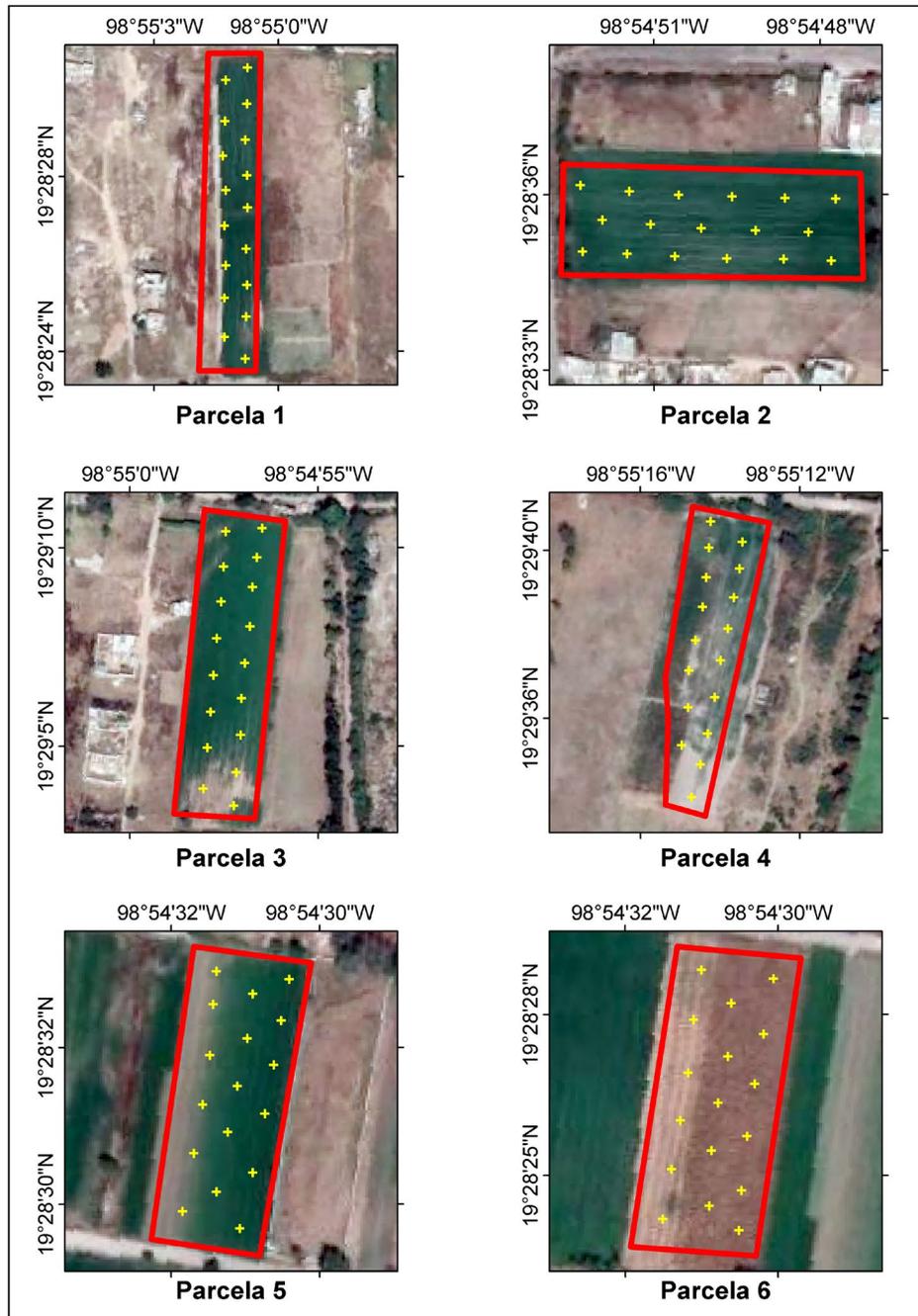


**Figura 1.** Localización, densidad de plantación, visitas de campo y objetivo de la producción de las parcelas evaluadas.

## Materiales y métodos

Durante el periodo de estudio se levantó información radiométrica y fotografías digitales de forma simultánea. Para ello, se utilizó una cámara digital (SONY) de 10 Mpx y un radiómetro multiespectral (MSR, CropScan Inc.), los cuales se colocaron sobre un bastón extensible, equipado con un nivel de burbuja, para asegurar la toma de datos de forma perpendicular al dosel (a nadir), a una altura de 3 m. El radiómetro tomó información en cinco bandas del espectro electromagnético: azul (450-520 nm), verde (520-600 nm), rojo (630-690 nm), infrarrojo cercano (760-900 nm) e infrarrojo medio (1550-1750 nm), y contó con filtros dobles en cada banda espectral, que midieron al mismo tiempo la radiación incidente y reflejada. Además, el programa de adquisición y calibración de datos del radiómetro facilitó la conversión analógica y digital de los voltajes, y registró la reflectancia en las cinco bandas espectrales para cada grupo de datos.

La información de campo se levantó entre las 10:00 y 14:00 h (hora local), para evitar variaciones amplias en el ángulo cenital solar. Se seleccionaron 17 puntos de muestreo distribuidos en forma de zigzag a lo largo de las parcelas (Figura 2), los cuales fueron distintos en cada visita de campo. En los puntos de muestreo se tomó una fotografía y tres lecturas de reflectancia, el promedio de las cuales arrojó el valor de la reflectancia medida.



**Figura 2.** Ubicación individual y esquema del levantamiento de la información de campo de cada parcela.

Adicionalmente, durante el periodo de estudio se obtuvieron siete imágenes de Landsat 8, las cuales presentaron un porcentaje de nubosidad de entre el 0 y 70 %; a pesar de que algunas de esas imágenes tuvieron un porcentaje de nubosidad alto, el área sobre las parcelas evaluadas se encontró libre de nubes, por lo que fue posible su utilización. Estas imágenes captan información de la reflectancia en 11 bandas del espectro electromagnético, las cuales se dividen en bandas terrestres operativas (OLI) y bandas del sensor térmico infrarrojo (TIRS). Dichas imágenes se descargaron del portal <https://earthexplorer.usgs.gov/>, perteneciente al Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés), con nivel de procesamiento L1TP (con calibración radiométrica y ortorrectificación), el cual no incluye la corrección atmosférica.

El efecto de la atmósfera se corrigió con el *software* QGIS versión 3.8.2. Para ello se utilizó el complemento Semi-Automatic Classification Plugin (SCP), el cual se basa en la técnica de sustracción de objeto oscuro (Chavez, 1996). A continuación, se definieron los polígonos de las parcelas estudiadas mediante Google Earth, para extraer los datos de reflectancia de la banda 4 (rojo) y de la banda 5 (infrarrojo cercano) mediante QGIS.

Con la información radiométrica tomada en campo y las imágenes Landsat 8 se estimaron los siguientes IV: proporción simple (SR), índice de diferencias normalizadas (NDVI), índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) e índice de vegetación ajustado al suelo modificado (MSAVI).

El cálculo de dichos índices se hizo con las fórmulas que se presentan en la Tabla 1. Por otra parte, la FCV se midió con la aplicación para teléfonos celulares Canopeo, desarrollada por Patrignani y Ochsner (2015), utilizando las fotografías digitales.

**Tabla 1.** Índices de vegetación y bandas de Landsat 8 utilizadas para su estimación.

Índice	Fórmula	Bandas	Fuente
SR*	$\frac{NIR_{783}}{R_{665}}$	B4 y B5	Jordan, 1969
NDVI**	$\frac{NIR_{783} - R_{665}}{NIR_{783} + R_{665}}$	B4 y B5	Rouse <i>et al.</i> , 1974
SAVI†	$\frac{NIR_{783} - R_{665}}{NIR_{783} + R_{665} + L} (1 + L)$	B4 y B5	Huete, 1988
MSAVI††	$\frac{(2NIR_{783} + 1) - \sqrt{(2NIR_{783} + 1)^2 - 8(NIR_{783} - R_{665})}}{2}$	B4 y B5	Qi <i>et al.</i> , 1994

\*Proporción simple

\*\*Índice de diferencias normalizadas

†Índice de vegetación ajustado al suelo

††Índice de vegetación ajustado al suelo modificado.

Primero se correlacionó la FCV medida *in situ* con los IV calculados a partir de la reflectancia medida con el radiómetro. Para ello, se realizó una segmentación doble de la recta obtenida por la regresión. El grupo de datos que describen las primeras rectas biofísicas se estableció de 0 a

60 % de FCV. Mientras que para la recta consecuente se utilizaron los valores de FCV mayores de 60 %.

Después, se estimó la FCV usando los IV calculados con las imágenes de Landsat 8 y se comparó con la FCV medida en campo con la aplicación Canopeo, para ello se promedió la FCV y los valores de los IV de las diferentes parcelas. Para conocer el valor de estos IV en la fecha en que se levantó la información de campo se realizó una interpolación lineal simple. Por último, se compararon los IV obtenidos con información radiométrica y los estimados mediante las imágenes satelitales.

Para evitar confusiones en la terminología utilizada, a los IV estimados con información radiométrica se les colocó un subíndice R ( $SR_R$ ,  $NDVI_R$ ,  $SAVI_R$  y  $MSAVI_R$ ), a fin de diferenciarlos de los IV calculados con imágenes de Landsat 8, a los cuales se les colocó el subíndice L ( $SR_L$ ,  $NDVI_L$ ,  $SAVI_L$  y  $MSAVI_L$ ).

## Análisis estadístico

Se utilizaron dos parámetros de eficiencia estadística. El coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el cual indica la capacidad de un modelo para replicar sus resultados (Ecuación (1)), y la raíz del cuadrado medio del error (RCME), que mide la variación de los valores calculados respecto a los observados (Ecuación (2)):

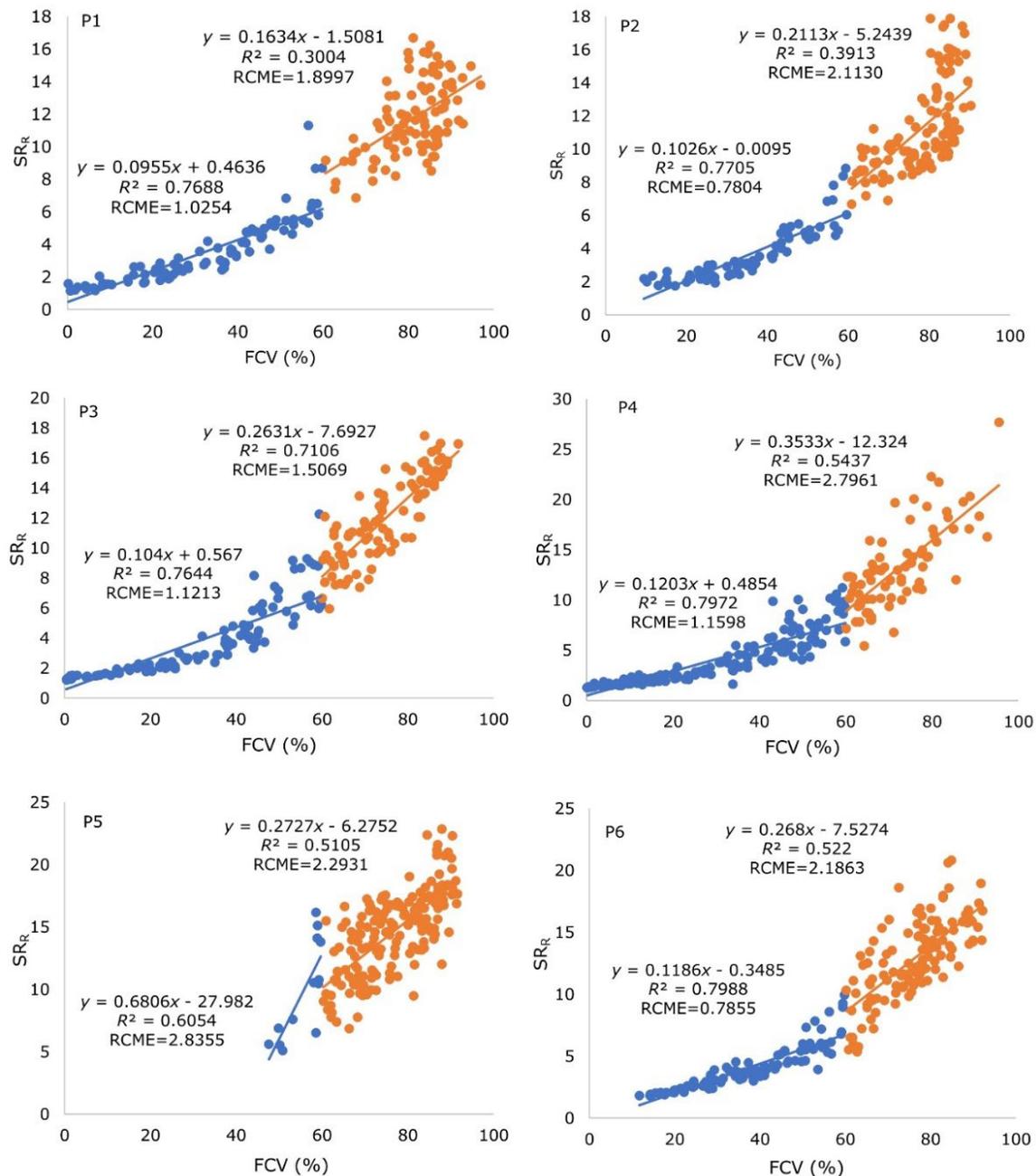
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (1)$$

$$RCME = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (2)$$

Donde  $\bar{y}_i$  es el promedio de los datos estimados;  $\hat{y}_i$ , los datos estimados;  $\bar{y}$ , el promedio de datos observados; y  $y_i$ , los datos observados.

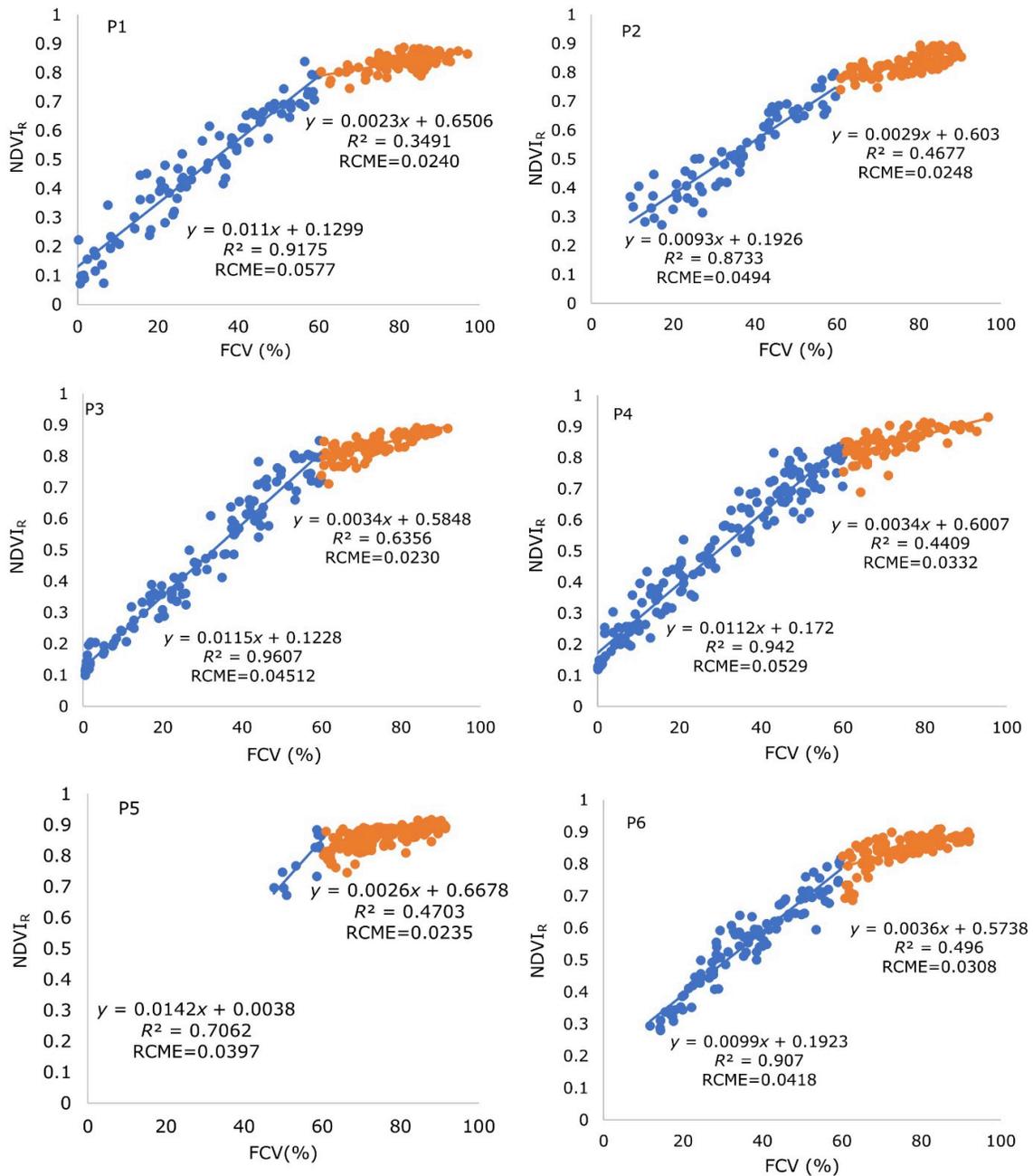
## Resultados

En primer lugar, se correlacionó el  $SR_R$  con la FCV (Figura 3). Este IV, en la condición de FCV de 0 a 60 %, presentó ajustes de  $R^2$  en el rango de 0.60 a 0.80. Mientras que con los datos de FCV mayores de 60 %, los  $R^2$  disminuyeron hasta 0.30 en el caso de la parcela 1. Por otra parte, las RCME para valores de FCV de hasta 60 % se situaron de 0.78 a 2.83 unidades de  $SR_R$ . En cambio, para valores de FCV mayores del 60 %, las RCME se encontraron entre 1.50 y 2.79 unidades de  $SR_R$ . Para valores de FCV menores o iguales del 60%, la parcela 5 presentó el menor  $R^2$  y la mayor RCME. Esta situación se atribuye a que en la fecha en que se iniciaron los muestreos de campo (Etapa V7), las plantas ya presentaban una FCV alta, cercana al 60 %. Por otro lado, los mayores valores de  $R^2$  se obtuvieron en las parcelas 4 y 6, las cuales se evaluaron durante todo el ciclo de cultivo.



**Figura 3.** Relación entre la FCV medida con la aplicación Canopeo y el SR<sub>R</sub> estimado con información radiométrica en las seis parcelas estudiadas.

El siguiente IV analizado fue el  $NDVI_R$  (Figura 4). Los valores de  $R^2$  obtenidos indican que el  $NDVI_R$  se relacionó mejor con la FCV que el  $SR_R$ . Asimismo, las RCME bajas encontradas sugieren que existe una mínima sobreestimación de la FCV. Para valores de FCV de hasta 60 %, la parcela 3 arrojó el mayor ajuste ( $R^2 = 0.96$ ); en cambio, en la parcela 5, se encontró el menor ajuste ( $R^2 = 0.70$ ), situación que se atribuye a que en tal parcela solo se realizó una visita de campo cuando el cultivo tenía una FCV menor del 60 %. Por otra parte, los resultados de  $R^2$  para valores de FCV mayores del 60 % fueron más bajos que los obtenidos con el  $SR_R$ , situándose entre 0.34 y 0.63. En ese sentido, Campos, Neale, López, Balbontín y Calera (2014) reportaron un  $R^2$  de 0.93, al relacionar la FCV de viñedos con el NDVI estimado con imágenes de Landsat 5 TM. El  $R^2$  obtenido por estos autores es semejante al encontrado en este trabajo.

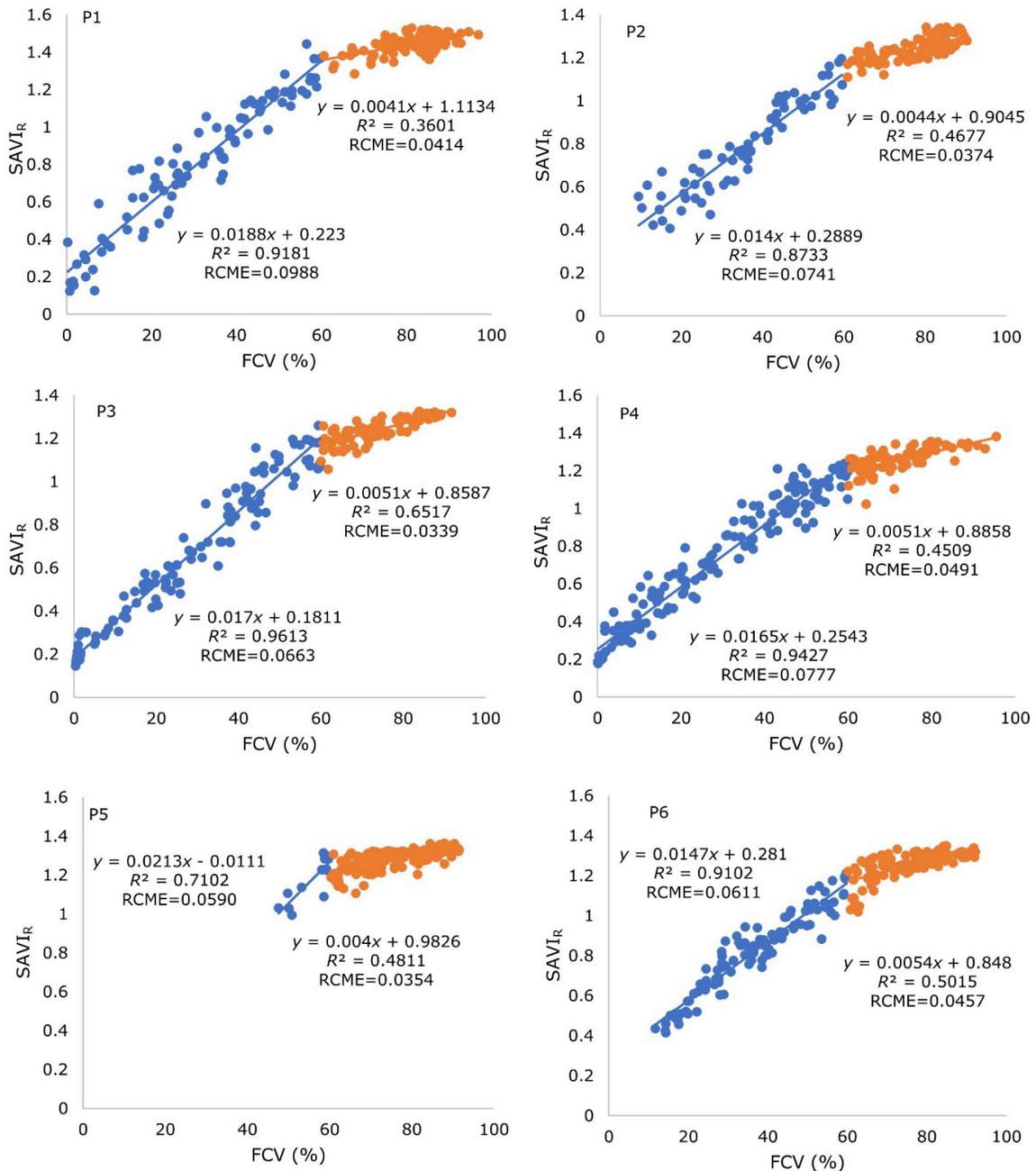


**Figura 4.** Relación entre la FCV medida con la aplicación Canopeo y el NDVI<sub>r</sub> estimado con información radiométrica en las seis parcelas evaluadas.

Los  $R^2$  menores cuando la FCV es mayor del 60 %, de acuerdo con Aparicio, Villegas, Casadesus, Araus y Royo (2000), se presenta por la saturación de la reflectancia en la banda del rojo, situación que provoca que el NDVI se vuelva insensible a coberturas mayores del 60 %. Por otro lado, Purevdorj, Tateish, Ishiyama y Honda (1998), quienes hicieron un estudio en pastos usando el NDVI, señalan que la superposición de hojas causa grandes errores al estimar la FCV. En praderas, dichos autores encontraron que a partir del 40 % de FCV, el error en la estimación de esta variable se incrementa. De acuerdo con Schlemmer *et al.* (2013), en la banda roja el coeficiente de absorción de la clorofila es alto, por lo que al alcanzarse un contenido de clorofila cercano a  $0.8 \text{ g m}^{-2}$ , lo cual ocurre a valores de índice de área foliar (IAF) cercanos a 2.0, la reflectancia en esta banda se satura. De manera que el NDVI crece de forma lineal en las etapas tempranas de crecimiento y se vuelve asintótico cuando el IAF se incrementa (De-la-Casa, Ovando, Ravelo, Abril, & Bergamaschi, 2014; Jiang *et al.*, 2006).

En la Figura 5 se muestra la correlación entre la FCV y el  $\text{SAVI}_R$  de cada parcela evaluada. De nuevo, los valores más altos de  $R^2$  corresponden a los datos de FCV menores o iguales del 60 %, situándose entre 0.71 y 0.96. Estos  $R^2$  son parecidos a los reportados por Campos *et al.* (2014), quienes, al relacionar la FCV en vid con el SAVI estimado usando imágenes de Landsat 5 TM reportaron un  $R^2$  de 0.91. En cambio, para la FCV mayor del 60 %, los  $R^2$  fueron más bajos (0.36 a 0.65). De acuerdo con Venancio *et al.* (2019), el SAVI es un buen estimador de la

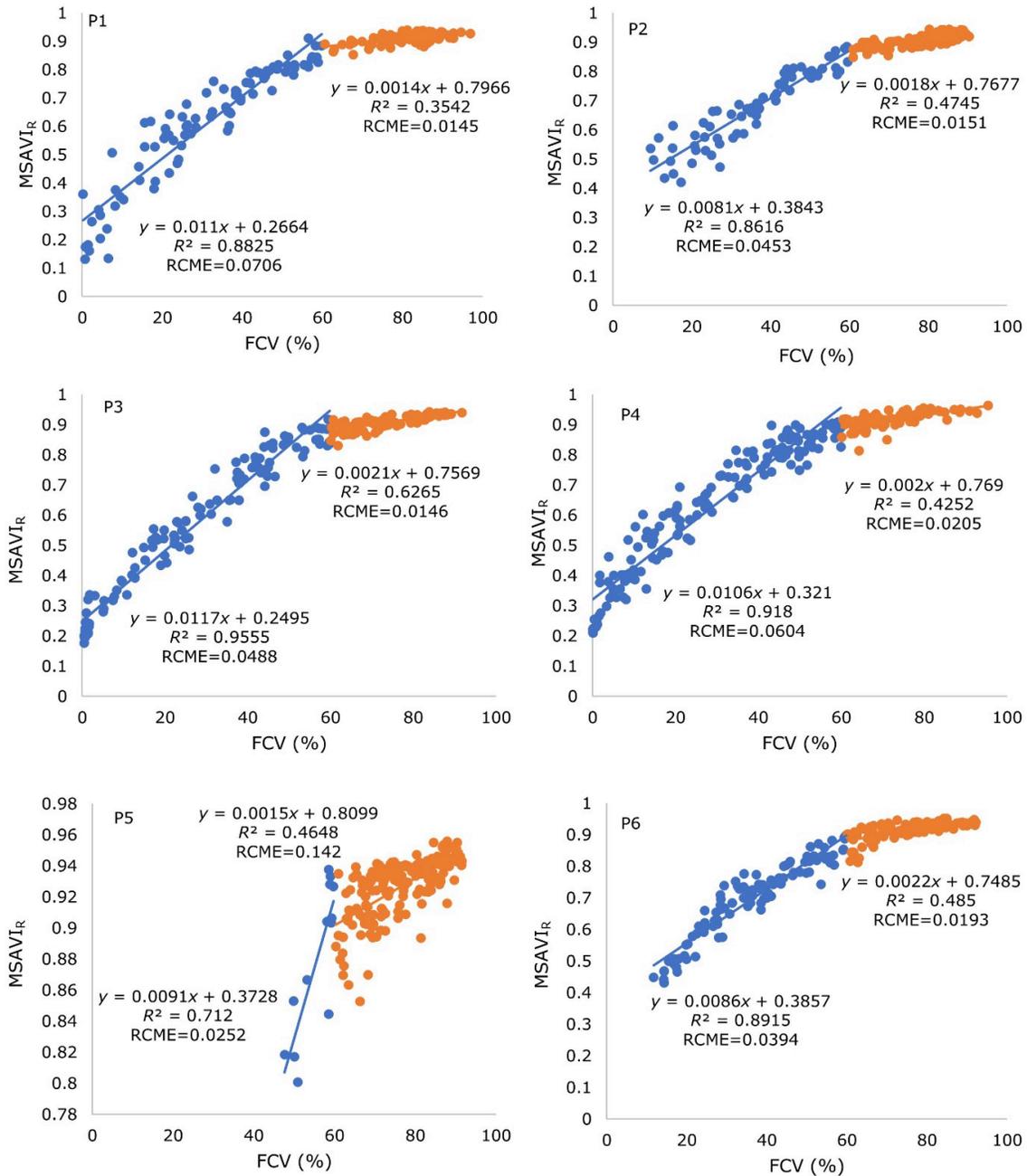
FCV, ya que contempla un factor de corrección por la exposición del suelo. Sin embargo, se observó que los datos de FCV mayores del 60 % siguen la misma tendencia asintótica que en el caso del NDVI<sub>R</sub>. Esta característica se debe a que el SAVI fue creado a partir del NDVI con el fin de minimizar la influencia de la geometría solar, la geometría de visualización, el fondo del suelo y los efectos atmosféricos (Rondeaux, Steven, & Baret, 1996). No obstante, presenta las mismas limitaciones que el NDVI debido a que la banda R se satura muy rápido.



**Figura 5.** Relación entre la FCV medida con la aplicación Canopeo y el SAVI<sub>r</sub> estimado con información radiométrica en las seis parcelas evaluadas.

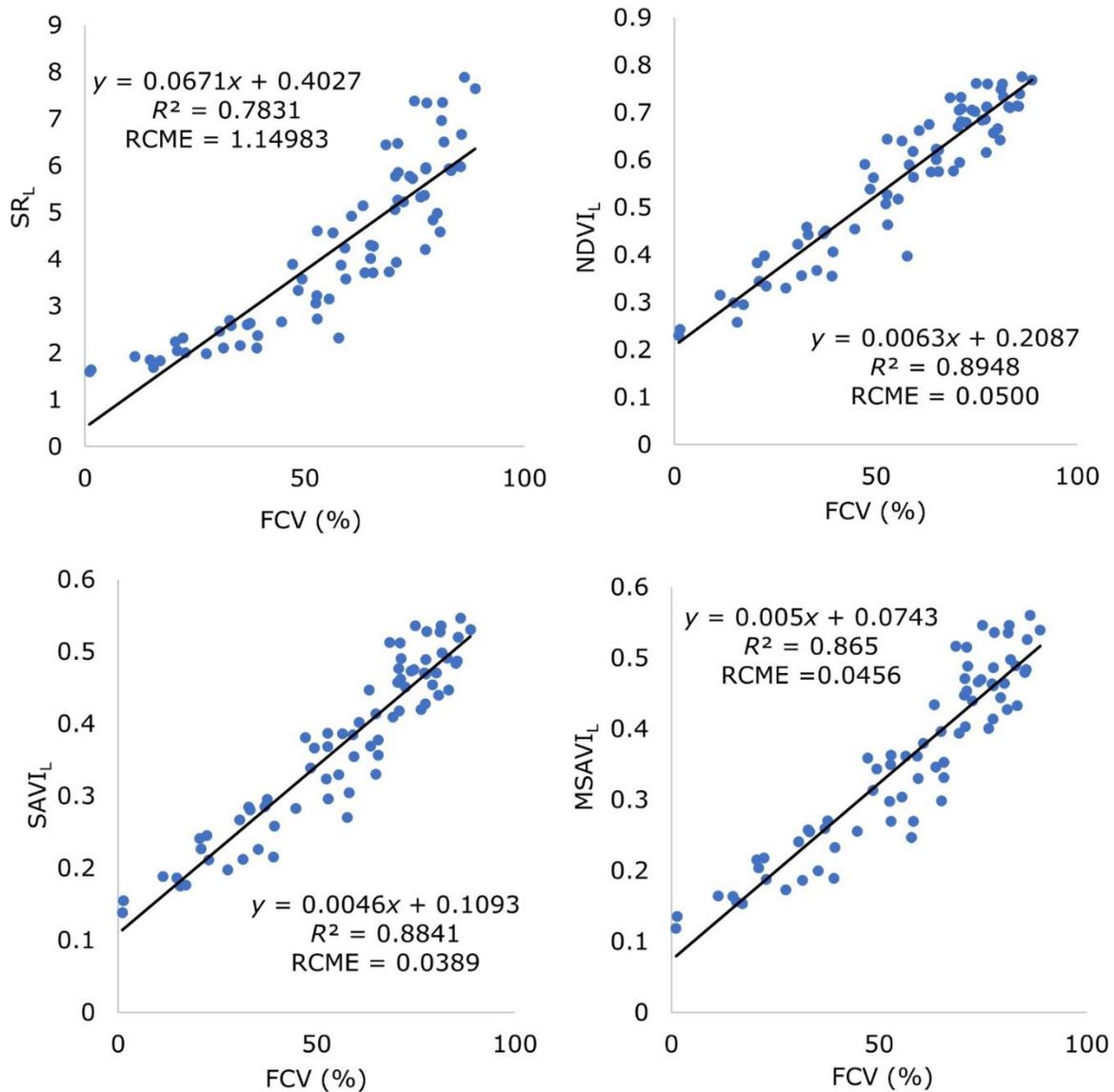
Con respecto a la RCME, los valores más altos se obtuvieron cuando la FCV fue inferior al 60 %, lo cual se atribuye a que en esta etapa se presentó una mayor dispersión de los datos, probablemente debida a la mayor influencia del suelo en los valores de reflectancia medidos y a que se tomó un valor fijo para el factor de corrección de brillo del suelo ( $L = 0.5$ ) recomendado para condiciones de cobertura vegetal intermedia (Huete, 1988). En cambio, para los datos de FCV mayores del 60 %, las RCME fueron menores, lo cual indica que en esta etapa existe menor variabilidad debido a que el efecto de la reflectancia del suelo y su variabilidad (humedad, color, etc.) es mínimo (Paz, 2018).

En la Figura 6 se presenta la correlación entre la FCV y el  $MSAVI_R$ . El  $MSAVI$  es producto de una modificación del  $SAVI$ , la cual se realizó para incrementar el rango dinámico de la señal de la vegetación y minimizar la influencia óptica del fondo del suelo (Jiang *et al.*, 2006). Los valores de  $R^2$  fueron mayores para los valores de FCV menores del 60 %, situándose entre 0.71 y 0.95, y menores para la FCV mayor del 60 %. En ese sentido, al relacionar diferentes IV con la FCV de praderas, Purevdorj *et al.* (1998) obtuvieron valores de  $R^2$  de 0.92, 0.89 y 0.89, para el  $NDVI$ ,  $SAVI$  y  $MSAVI$ , respectivamente. Con respecto al  $MSAVI_R$ , los valores de  $R^2$  de las parcelas 3 y 4 fueron superiores, mientras que los de las parcelas 1, 2 y 6 fueron similares. Por otro lado, los valores más bajos del CME se obtuvieron cuando la FCV fue mayor del 60 %, lo cual se debe a la tendencia asintótica, que provoca una menor variabilidad del  $MSAVI_R$ .



**Figura 6.** Relación entre la FCV medida con la aplicación Canopeo y el MSAVI<sub>R</sub> estimado con información radiométrica en las seis parcelas evaluadas.

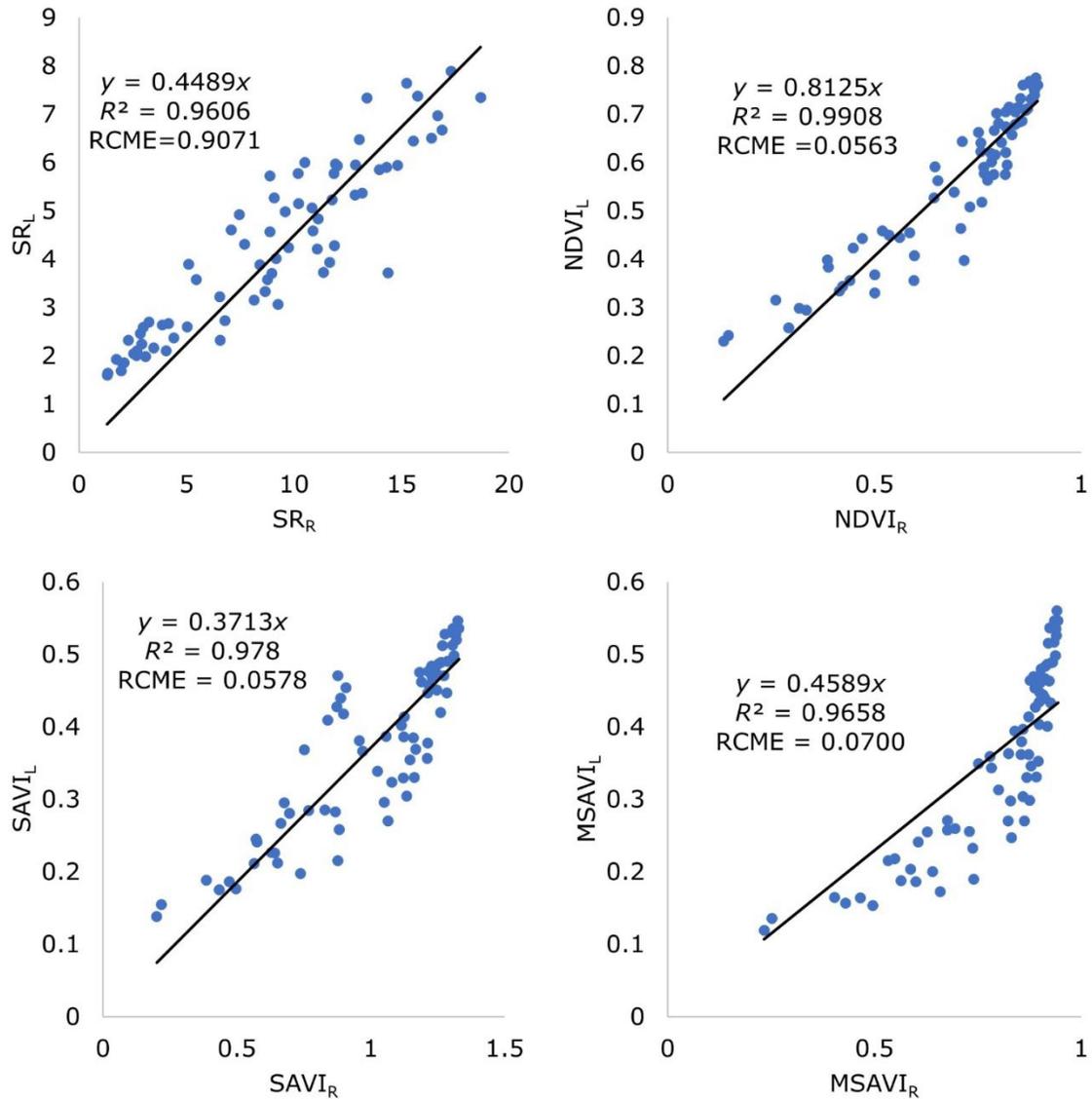
La comparación entre los IV estimados a partir de las imágenes Landsat 8 y la FCV medida con la aplicación Canopeo se presenta en la Figura 7. En ésta se observa que existe un  $R^2$  mayor a 0.86 entre los datos de FCV medidos y los datos de los IV satelitales estimados, con excepción del índice  $SR_L$ , que presenta un ajuste  $R^2$  de 0.78. En general, los resultados obtenidos al comparar la FCV medida en campo y la tendencia de los índices obtenidos mediante imágenes satelitales presentan buenas estimaciones, siendo el  $NDVI_L$  el índice con mayor ajuste ( $R^2 = 0.89$ ). Estos datos concuerdan con los obtenidos por De-la-Casa *et al.* (2014), quienes, al realizar la misma comparación en maíz bajo diferentes condiciones de humedad de suelo, usando el NDVI y el SAVI, obtuvieron un  $R^2$  de 0.875 y 0.864, respectivamente. Mientras que con imágenes Prova-V (100 m de resolución espacial), De-la-Casa *et al.* (2018) obtuvieron un  $R^2$  de 0.94 para el NDVI, mayor en este caso respecto al reportado en la Figura 5. En cambio, mediante el uso de imágenes HJ-1A/B, con resolución espacial de 30 m, Jin *et al.* (2017) reportaron un  $R^2$  de 0.58 al relacionar la FCV de trigo con el índice triangular modificado 2 (MTVI2). El resultado obtenido por dichos autores fue inferior al encontrado en este trabajo, pues el mínimo ajuste encontrado en el  $SR_L$  fue de 0.78.



**Figura 7.** Correlaciones entre la FCV medida en campo y los IV obtenidos de imágenes Landsat 8.

En la Figura 8 se muestra la correlación entre los IV estimados usando la información radiométrica levantada en campo y los

considerados usando las imágenes Landsat 8. Se observa que la correlación entre los promedios de los IV estimados con las imágenes Landsat 8 y los IV estimados con información radiométrica de campo es alta para los cuatro índices analizados ( $R^2 > 0.96$ ), lo cual confirma su alta confiabilidad para ser utilizada en la estimación de la FCV. Paz (2018) menciona que los IV han sido empleados para estimar la FCV, siendo el NDVI el índice más estudiado y comparado con simulaciones de radiación y mediciones de campo. Sin embargo, se ha encontrado que las grandes dispersiones en las correlaciones se deben, en particular, a la variación de las propiedades ópticas de las hojas y su distribución angular. El mejor ajuste (mayor  $R^2$  y menor RCME) entre los IV de campo y los IV calculados con datos de Landsat 8 correspondió al NDVI.



**Figura 8.** Correlación de los IV obtenidos con datos del radiómetro y los IV estimados con las imágenes Landsat 8.

## Discusión

Los valores elevados de la RCME obtenidos en el caso del SR indican que con este IV se pueden sobreestimar ampliamente los valores de FCV a pesar de tener un  $R^2$  alto. De acuerdo con Pinty y Verstraete (1992), los constituyentes atmosféricos tienden a reducir el valor del SR, y su variabilidad espacial y temporal hace que las correcciones atmosféricas sean aún más necesarias y difíciles de aplicar en campo. Pese a las limitaciones del SR, Aparicio *et al.* (2000) lo relacionaron con el rendimiento de diferentes genotipos de trigo, y encontraron que este IV se correlacionó mejor que el NDVI con el crecimiento del cultivo en condiciones de secano.

En ese sentido, Bocco, Ovando, Sayago y Willington (2013) desarrollaron un modelo a partir del SR para estimar la FCV en cultivo de soya y maíz usando imágenes MODIS-Aqua. Estos autores obtuvieron un  $R^2$  de 0.68 con un modelo lineal y un  $R^2$  de 0.89 con un modelo exponencial. En el caso del modelo lineal, los  $R^2$  obtenidos para valores de FCV menores del 60 % son superiores al  $R^2$  de dichos autores. Tales diferencias pueden estar relacionadas con la superficie del área de estudio, ya que Bocco *et al.* (2013) utilizaron lotes de aproximadamente 50 ha, mientras que este estudio se realizó con parcelas de cerca de 1 ha, que presentaban una gran heterogeneidad provocada en parte por la salinidad de los suelos y la escasez de lluvias.

Los resultados de la relación entre el NDVI y la FCV fueron similares a los obtenidos por De-la-Casa *et al.* (2014), quienes reportaron un  $R^2$  de

0.87 al evaluar modelos de estimación de la FCV de maíz a partir de datos MODIS-Aqua, así como una RCME de 9.8 %, superior al obtenido en este estudio. Por otra parte, Bocco *et al.* (2013), al estimar la FCV con el NDVI usando un modelo lineal, obtuvieron una RCME de 11.7 %, y un  $R^2$  de 0.76, siendo inferior este último a los  $R^2$  encontrados cuando la FCV fue menor del 60 %. Las diferencias entre dichos autores y la presente investigación se atribuyen a que sus imágenes tuvieron una resolución espacial de 250 m en las bandas ubicadas en el R y NIR. Por otra parte, Zhang, Smith y Hill (2011), al estimar la FCV a partir de fotografías digitales de pastizales en Canadá, utilizando una relación lineal con el NDVI calculado con imágenes de Landsat 5 TM, obtuvieron un  $R^2$  de 0.55, el cual fue menor al obtenido en este trabajo.

Con respecto al SAVI, los valores de  $R^2$  y RCME generados en la presente investigación concuerdan con los reportados por Bocco *et al.* (2013), con un  $R^2$  de 0.83. Asimismo, usando el SAVI para estimar la FCV, De-la-Casa *et al.* (2014) obtuvieron valores de  $R^2$  de 0.86 y una RCME de 10.2 %, similares a los encontrados en este estudio. De acuerdo con Venancio *et al.* (2019), los datos mínimos de SAVI están entre 0.12 a 0.20, en función del tipo de suelo y las prácticas agrícolas; mientras que los valores máximos van de 0.68 a 0.70. Por otro lado, Huete (1988) menciona que el rango del SAVI debe ir de 0 a 1; sin embargo, en este trabajo se encontraron valores superiores a 1.3 en todas las parcelas evaluadas, lo cual se explica en función de las bases algebraicas con las que fue creado el SAVI, que incluye un factor de ajuste óptimo para reducir el ruido del suelo sobre el dosel vegetal (Huete, 1988; Rondeaux *et al.*, 1996; Ren, Zhou, & Zhang, 2018; Venancio *et al.*, 2019). Así, los

valores más altos de SAVI encontrados en este trabajo se atribuyen a que se utilizó una L constante durante todo el ciclo de cultivo.

Por su parte, Bocco *et al.* (2013) reportaron un  $R^2$  de 0.83 entre el MSAVI y la FCV, y una RCME de 10.3 %, semejante a la obtenida en este trabajo. Mientras que Chen *et al.* (2019), al relacionar la FCV con el MSAVI, encontraron un  $R^2$  de 0.77 y una RCME de 7.8 % con un modelo lineal. Lo anterior muestra que la manera en que se relaciona el MSAVI en el espectro con la banda R y la banda NIR en condiciones de campo supera la relación propuesta por Chen *et al.* (2019). La discrepancia con los autores anteriores puede atribuirse a la resolución de las imágenes utilizadas.

Pese a la buena relación entre la FCV y los IV analizados, Paz *et al.* (2015) señalan que la mayoría de IV tiene limitaciones en el diseño. En ese sentido, dichos autores encontraron que los IV lineales son equivalentes, situación que se cumple en los índices analizados en este trabajo. Además, señalan que el hecho de que un IV dé mejores resultados que otro depende del caso particular estudiado y del criterio de aceptación que se tome, por lo cual estas metodologías se deben utilizar con precaución.

## Conclusiones

El mejor ajuste de los índices de vegetación evaluados en este trabajo con información de campo se presentó con valores de fracción de cobertura vegetal menores del 60 %. Después del 60 % se observó el

efecto asintótico de estos índices atribuido a la saturación de la banda roja del espectro electromagnético. El mejor ajuste (un mayor  $R^2$  y una menor RCME) entre los índices de vegetación calculados con datos radiométricos de campo y los índices de vegetación calculados con datos de imágenes de Landsat 8 correspondió al NDVI.

Al comparar la fracción de cobertura vegetal medida contra los índices de vegetación estimados con imágenes de Landsat 8 se obtuvo un coeficiente de determinación mayor a 0.78 en todas las parcelas. Esta buena correlación se atribuye a que la relación entre los índices de vegetación estimados con la información radiométrica de campo y con información de las imágenes satelitales también fue alta. Por estas razones, es posible estimar variables como la fracción de cobertura vegetal usando imágenes Landsat 8 con buena precisión, incluso en parcelas de maíz con superficies cercanas a una hectárea.

### Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (Conacyt) por la beca otorgada para los estudios de maestría de José Miguel Muñoz Pérez.

### Referencias

Aparicio, N., Villegas, D., Casadesus, J., Araus, J. L., & Royo, C. (2000). Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agronomy Journal*, 92(1), 83-91. DOI: <https://doi.org/10.2134/agronj2000.92183x>

- Bocco, M., Ovando, G., Sayago, S., & Willington, E. (2013). Simple models to estimate soybean and corn percent ground cover with vegetation indices from modis. *Revista de Teledetección*, 39(39), 83-91.
- Campos, I., Neale, C. M. U., López, M. L., Balbontín, C., & Calera, A. (2014). Analyzing the effect of shadow on the relationship between ground cover and vegetation indices by using spectral mixture and radiative transfer models. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(083562), 1-21. DOI: 10.1117/1.JRS.8.083562
- Chavez, P. S. (1996). Image-based atmospheric corrections-revisited and improved. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 62(9), 1025-1035.
- Chen, X., Guo, Z., Chen, J., Yang, W., Yao, Y., Zhang, C., Cui, X., & Cao, X. (2019). Replacing the Red Band with the Red-SWIR Band ( $0.74\rho_{red} + 0.26\rho_{swir}$ ) can reduce the sensitivity of vegetation indices to soil background. *Remote Sensing*, 11(7), 851. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11070851>
- Cuesta, A., Montoro, A., Jochum, A. M., López, P., & Calera, A. (2005). Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes satelitales. *ITEA*, 101, 212-224.
- De-la-Casa, A. C., Ovando, G. G., Ravelo, A. C., Abril, E. G., & Bergamaschi, H. (2014). Estimating maize ground cover using spectral data from Aqua-MODIS in Córdoba, Argentina. *International Journal of Remote Sensing*, 35(4), 1295-1308. DOI: 10.1080/01431161.2013.876119
- De-la-Casa, A., Ovando, G., Bressanini, L., Martínez, J., Díaz, G., & Miranda, C. (2018). Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 531-547. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.10.018>

- Gilabert, M., González-Piqueras, J., & García-Haro, J. (1997). Acerca de los índices de vegetación. *Revista de Teledetección*, 8. Recuperado de [https://www.researchgate.net/publication/39195330\\_Acerca\\_de\\_los\\_indices\\_de\\_vegetacion/link/00b7d5187635eb5a1a000000/download](https://www.researchgate.net/publication/39195330_Acerca_de_los_indices_de_vegetacion/link/00b7d5187635eb5a1a000000/download)
- Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(295-309). Recuperado de [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Jiang, Z., Huete, A. R., Chen, J., Chen, Y., Li, J., Yan, G., & Zhang, X. (2006). Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 101(3), 366-378. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.003>
- Jin, X., Li, Z., Yang, G., Yang, H., Feng, H., Xu, X., Wang, J., Li, X., & Luo, J. (2017). Winter wheat yield estimation base on multi-source medium resolution optican and radar imaging data and AquaCrop model using the particle swarm optimization algorithm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126, 24-37. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.02.001>
- Johnson, L. F., & Trout. T. J. (2012). Satellite NDVI assisted monitoring of vegetable crop evapotranspiration in California's San Joaquin Valley. *Remote Sensing*, 4(2), 439-455. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs4020439>
- Jordan, C. F. (1969). Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50(4), 663-666. DOI: <https://doi.org/10.2307/1936256>
- Marcial, M. J., Ojeda, W., González, A., & Jiménez, S. (2017). *Estimación de la cobertura vegetal usando imágenes RGB obtenidas desde un dron*. III Congreso Nacional de riego y drenaje COMEII 2017, COMEI-17048.
- Patrignani, A., & Ochsner, T. E. (2015). Canopeo: A powerful new tool for measuring fractional green canopy cover. *Agronomy Journal*, 107(6), 2312-2320. DOI: <https://doi.org/10.2134/agronj15.0150>

- Paz, F. (2018). Estimación de la cobertura aérea de la vegetación herbácea usando sensores remotos. *Terra Latinoamericana*, 36(3), 239-259. DOI: <https://doi.org/10.28940/terra.v36i3.399>
- Paz, F., Romero, M. E., Palacios, E., Bolaños, M., Valdez, J. R., & Aldrete, A. (2014). Alcances y limitaciones de los índices espectrales de la vegetación: marco teórico. *Terra Latinoamericana*, 32(3), 177-194. Recuperado de <https://www.terralatinoamericana.org.mx/index.php/terra/article/view/22/20>
- Paz, F., Romero, M., Palacios, E., Bolaños, M., Valdez, J., & Aldrete, A. (2015). Alcances y limitaciones de los índices espectrales de la vegetación: análisis de índices de banda ancha. *Terra Latinoamericana*, 33, 27-49. Recuperado de <http://www.scielo.org.mx/pdf/tl/v33n1/2395-8030-tl-33-01-00027.pdf>
- Pinty, B., & Verstraete, M. M. (1992). GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetation*, 101, 15-20. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF00031911>
- Purevdorj, T., Tateish, R., Ishiyama, T., & Honda, Y. (1998). Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *International Journal Remote Sensing*, 19(18), 3519-3535. DOI: <https://doi.org/10.1080/014311698213795>
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A., Kerr, Y., & Sorooshian, S. (1994). A Modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 48, 119-126. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90134-1](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90134-1)
- Ren, H., Zhou, G., & Zhang, F. (2018). Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands. *Remote Sensing of Environment*, 209, 439-445. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.068>

- Rondeaux, G., Steven, M., & Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55(2), 95-107. DOI: 10.1016/0034-4257(95)00186-7
- Rouse, J. W., Hass, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. (1974). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation*. NASA/GSFC, Type III, Final report, Greenbelt, MD. (pp. 1-390). Recuperado de <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19750020419/downloads/19750020419.pdf>
- Schlemmer, M., Gitelson, A., Schepers, J., Ferguson, R., Peng, Y., Shanahan, J., & Rundquist, D. (2013). Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 25, 47-54. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.003>
- Song, W., Mu, X., Ruan, G., Gao, Z., Li, L., & Yan, G. (2017). Estimating fractional vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation with a physically based method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 58, 168-176. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.015>
- Venancio, L. P., Mantovani, E. C., Amaral, C. H., Neale, C. M. U., Gonçalves, I. Z., Filgueiras, R., & Campos, I. (2019). Forecasting corn yield at the farm level in Brazil based on the FAO-66 approach and soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Agricultural Water Management*, 225 (105779). DOI: <http://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.105779>
- Zhang, Y., Smith, A. M., & Hill, M. J. (2011). Estimating fractional cover of grassland components from two satellite remote sensing sensors. *Proceedings of 34th International Symposium on Remote Sensing of Environment* (pp. 10-15). Sydney, Australia. Recuperado de <https://www.isprs.org/proceedings/2011/isrse-34/211104015Final00252.pdf>