

Estimación de Variables Biofísicas en Alfalfa (*Medicago sativa* L.) Mediante Información Espectral y Modelos de Regresión Lineal Simple Estimation of Biophysical Variables in Alfalfa (*Medicago sativa* L.) using Spectral Information and Simple Linear Regression Models

Sergio Antonio Varela-de Gante¹ , Martín A. Bolaños-González^{2†} ,
José Manuel Salvador-Castillo² , Juan Manuel Barrios-Díaz¹  y
Guillermo Jesuita Pérez-Marroquín² 

¹ Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Facultad de Ingeniería Agrohidráulica. Av. Universidad s/n, San Juan Acateno. 73965 Teziutlán, Puebla, México; (S.A.V.G.), (J.M.B.D.).

² Colegio de Postgraduados, Posgrado en Hidrociencias, Campus Montecillo. Carretera México-Texcoco km 36.5, Montecillo. 56264, Texcoco, Estado de México, México; (M.A.B.G.), (J.M.S.C.), (G.J.P.M.).

† Autor para correspondencia: martinb72@gmail.com

RESUMEN

La fracción de cobertura vegetal (FCV) y el índice de área foliar (IAF) son variables biofísicas relacionadas estrechamente con la tasa de evapotranspiración de los cultivos y su producción de biomasa. A pesar de su importancia, usualmente no se miden de manera directa debido al tiempo invertido y costo; sin embargo, se pueden estimar a gran escala y en tiempo casi real mediante información espectral captada en imágenes de satélite, pero esto requiere de su validación a nivel de campo. Se desarrollaron y validaron modelos de regresión lineal simple utilizando 13 índices de vegetación (IV) relacionados con el IAF y la FCV en alfalfa (*Medicago sativa*). Se usaron tres fuentes de información espectral: (i) La reflectancia para derivar los IV; (ii) fotografías digitales procesadas con Canopeo para estimar la FCV; y (iii) mediciones del IAF utilizando un ceptómetro. Se realizaron seis muestreos de campo entre marzo y junio de 2020, en cuatro parcelas de alfalfa situadas en Palmar de Bravo, Puebla, México. Para evaluar cada IV, se utilizó el coeficiente de determinación (R^2) y la raíz del cuadrado medio del error (RCME). Se encontró que el IV más apropiado para estimar la FCV fue el VI_{green} (*Green Vegetation Index*, $R^2 = 0.987$ y $RCME = 0.093$). En el caso del IAF, el IV que presentó el mejor desempeño fue el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), $R^2 = 0.935$ y $RCME = 0.746$). Los resultados mostraron la aptitud y utilidad práctica de la información espectral para estimar las variables biofísicas en el cultivo de alfalfa y su monitoreo.

Palabras clave: cobertura vegetal, índice de área foliar, índices de vegetación, reflectancia.

SUMMARY

The fraction of vegetation cover (FVC) and the Leaf Area Index (LAI) are biophysical variables closely related to the evapotranspiration rate of crops and their biomass production. Despite their importance, they are usually not measured directly due to their time-consuming and costly nature; however, they can be estimated on a large scale and near-real-time using spectral information captured in satellite images, although this requires prior validation at the field level. Simple linear regression models were developed and validated using 13 vegetation indices (VI) related to LAI and FVC in alfalfa (*Medicago sativa*). Three spectral information sources were used: (i) reflectance to derive the VI; (ii) digital photographs processed with the Canopeo application to estimate FVC; and (iii) direct LAI measurements using a ceptometer. Six



Cita recomendada:

Varela-de Gante, S. A., Bolaños-González, M. A., Salvador-Castillo, J. M., Barrios-Díaz, J. M., & Pérez-Marroquín, G. J. (2024). Estimación de Variables Biofísicas en Alfalfa (*Medicago sativa* L.) Mediante Información Espectral y Modelos de Regresión Lineal Simple. *Terra Latinoamericana*, 42, 1-13. e1782. <https://doi.org/10.28940/terra.v42i0.1782>

Recibido: 7 de septiembre de 2023.

Aceptado: 13 de noviembre de 2023.

Artículo. Volumen 42.

Febrero de 2024.

Editor de Sección:

Dr. Pedro Antonio Núñez Ramos

Editor Técnico:

Dr. Marco Antonio Camacho Escobar



Copyright: © 2024 by the authors.

Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC ND) License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

field samples were taken between March and June, 2020 in four alfalfa plots located in Palmar de Bravo, Puebla, Mexico. To evaluate each VI, the determination coefficient (R^2) and the root mean square error (RMSE) were used. We found that the most suitable VI for estimating FVC was the VI_{green} (Green Vegetation Index, $R^2=0.987$ and $RMSE = 0.093$). For the LAI, the VI that performed best was the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, $R^2 = 0.935$ and $RMSE = 0.746$). The results showed the suitability and practical utility of spectral information for estimating biophysical variables in alfalfa cultivation and their monitoring.

Index words: *vegetation cover, leaf area index, vegetation indices, reflectance.*

INTRODUCCIÓN

En México el cultivo de alfalfa (*Medicago sativa*) se siembra en una superficie de 397 485.45 ha bajo condiciones de riego (SIAP, 2022). De este total, 79.49% se ubica, en orden descendente, en los siguientes estados: Chihuahua, Guanajuato, Hidalgo, Baja California, Durango, Sonora, Coahuila y Puebla. En estas condiciones de escasas precipitaciones, la alfalfa puede requerir láminas de riego entre 1.4 m año^{-1} y 1.5 m año^{-1} (Montemayor-Trejo *et al.*, 2010).

Las variables biofísicas, como la fracción de cobertura vegetal (FCV) y el índice de área foliar (IAF) se relacionan de manera estrecha con la producción de biomasa (rendimiento) y la capacidad evapotranspirativa (Colaizzi *et al.*, 2017), por lo que el conocimiento de la evolución espacial y temporal de éstas resulta importante para mejorar el manejo de los cultivos (Reji *et al.*, 2021).

La FCV se puede calcular como el porcentaje de píxeles clasificados como vegetación por unidad de superficie de suelo en una fotografía digital (Torres-Sánchez, Peña, de Castro y López, 2014; Patrignani y Oschner, 2015). El cálculo del IAF en alfalfa requiere el uso de ecuaciones para estimar el área de una hoja (Bianco, de Carvalho y Bianco, 2011), además de planímetros polares de compensación (Vinocur, 1990), ecuaciones alométricas (Colaizzi *et al.*, 2017) e integradores de área foliar (Sánchez *et al.*, 2019). Sin embargo, Xie *et al.* (2016) mencionan que las mediciones directas del IAF requieren tiempo y son destructivas, en cambio, las estimaciones de IAF con información espectral proveen aproximaciones a grandes escalas y de forma rápida. Por lo anterior, los índices de vegetación (IV) son una opción plausible para la estimación de la FCV (García-Martínez *et al.*, 2020; Salvador-Castillo *et al.*, 2021) y del IAF (Xie *et al.*, 2015; Xie *et al.*, 2018).

Gitelson (2004), reporta que los IV aprovechan el contraste que presenta la reflectancia de la vegetación en las bandas espectrales del rojo (3 - 5%) e infrarrojo cercano (40 - 60%) del espectro electromagnético. Este conocimiento ha permitido idear combinaciones matemáticas con estas bandas espectrales para conocer el estado de la vegetación (Viña *et al.*, 2004). Así, la mayoría de los IV utilizan las reflectancias en el rojo e infrarrojo cercano (NIR) (Baret y Guyot, 1991; Gitelson, Kaufman, Stark y Rundquist, 2002), mientras que otros emplean combinaciones de diferentes longitudes de onda (Torres-Sánchez *et al.*, 2014). Para Viña, Gitelson, Nguy-Robertson y Peng (2011), el IV resultante es un número semianalítico de una medida de la actividad de la vegetación para conocer las condiciones de ésta en áreas extensas.

Las mediciones directas del IAF y de la FCV en alfalfa son difíciles de realizar, por lo que demandan tiempo y costo. Esto se debe principalmente a la cantidad grande de material vegetal dispuesto en estructuras multihoja y multicapa (Hammond *et al.*, 2023). Por lo tanto, es necesario el uso de técnicas alternas que permitan realizar un análisis rápido, práctico y con un gran número de muestras. Una de estas técnicas que ha sido aplicada extensivamente en la agricultura son las estimaciones no destructivas con información espectral captada con sensores remotos (Reji *et al.*, 2021). Sin embargo, la información espectral de los IV incluye la respuesta de la interacción combinada del follaje-suelo-residuos orgánicos-sombra, y la mayoría de los IV son específicos para cada especie y condición (Viña *et al.*, 2011). Debido a esto, para estimar de manera confiable estas variables biofísicas a gran escala y en tiempo casi real, mediante el uso de información espectral captada en imágenes de satélite, se requiere validar a nivel de campo, sin el efecto atmosférico que distorsiona la información captada a nivel de satélite y originan errores en la estimación de las variables biofísicas (Palacios-Sánchez *et al.*, 2018).

En el contexto presentado anteriormente, el principal objetivo de esta investigación fue emplear la información espectral para estimar la FCV y IAF en el cultivo de alfalfa a nivel de campo. Se analizó el desempeño de 13 IV, algunos de los cuales proporcionaron las estimaciones más precisas y acertadas de estas variables biofísicas. En áreas con escasez de agua, los resultados de este estudio podrían permitir una gestión eficiente en la producción de alfalfa al proporcionar estimaciones precisas del IAF y la FCV, facilitando las decisiones de cuando regar, promoviendo la conservación del agua en zonas áridas y semiáridas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de Estudio

El área de estudio se ubicó en el municipio de Palmar de Bravo, estado de Puebla, a $18^{\circ} 49' 14''$ N, $97^{\circ} 32' 51''$ O y altitud de 2190 m. Según la estación 00021060 Palmar de Bravo, la temperatura promedio del sitio es de 24.3°C , con mínimas de -10.0°C registradas en enero y máximas de 39.0°C registradas en julio, con una precipitación anual promedio de 336.1 mm (SMN, 2022).

En la Figura 1 se presenta el área de estudio y el esquema del levantamiento de la información de campo. En tanto, la información relacionada con la superficie, la fecha de siembra, la variedad establecida y los días en que se realizaron las visitas de campo se presentan en el Cuadro 1. La densidad de siembra fue de 30 kg ha^{-1} , siendo la variedad Atlixco una de las recomendadas en el valle del altiplano de México debido a su alta densidad de tallos, alta relación hoja-tallos y buen rendimiento (Rojas-García *et al.*, 2017).

Levantamiento de la Información de Campo

Se realizaron seis colectas de datos en campo (Cuadro 1). La ubicación de los puntos de muestreo fue diferente en cada visita (Figura 1). En cada punto se tomó una fotografía digital (cámara digital Sony Steadysht DSC-S300 de 10.1 Mpx), información radiométrica (radiómetro multiespectral, CropScan, Inc. MSR16R) y se midió el IAF con un ceptómetro (Decagon AccuPAR LP-80). En total, se realizaron mediciones en 318 puntos durante las seis visitas de campo. Esta información se levantó entre las 11:00 a.m. y 3:00 p.m. (hora local), para evitar amplias variaciones en el ángulo cenital solar (Gitelson *et al.*, 2002), en las fechas y parcelas mostradas en el Cuadro 1. Las fechas de colecta de información de campo se definieron en función de la dinámica de crecimiento del cultivo, de tal forma que en todas las parcelas se tuvieran mediciones en diferentes fases de crecimiento, bajo condiciones contrastantes de cobertura vegetal e IAF; sin embargo, no fue posible medir valores cercanos a cero debido a que después del corte de la alfalfa quedan en pie muchos tallos que contienen clorofila y cubren el suelo, por lo tanto, su respuesta espectral es similar a la del follaje verde.

El radiómetro y la cámara digital se colocaron sobre una estructura de metal unida a 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 tres metros sobre el suelo (Figura 2).

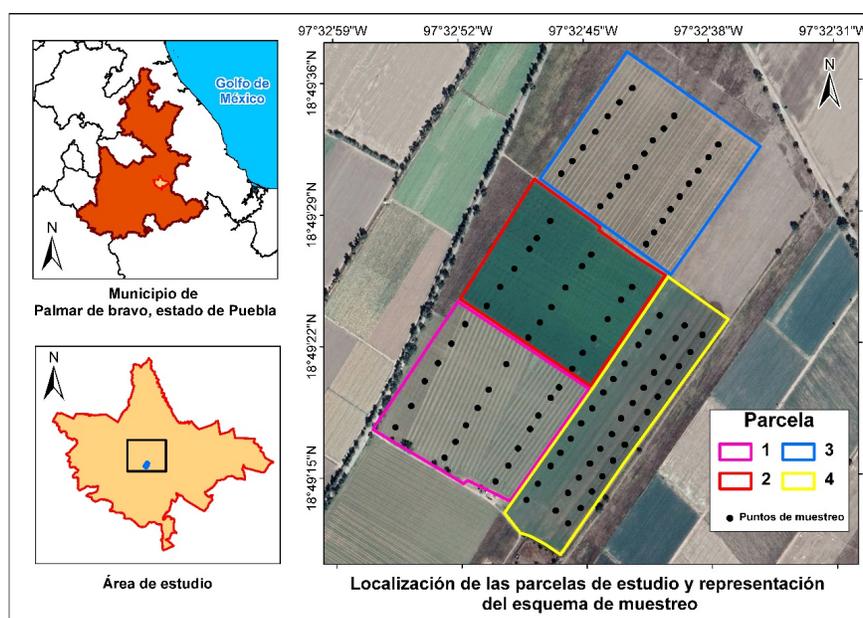


Figura 1. Ubicación de las parcelas utilizadas en el estudio. Elaboración propia.
Figure 1. Location of the plots used in the study. Prepared by the authors.

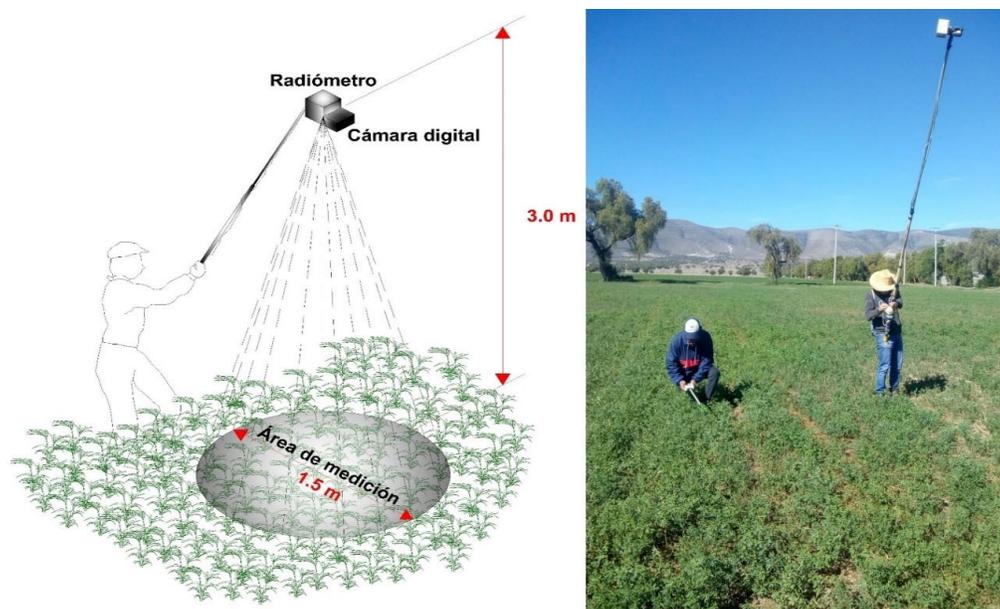


Figura 2. Esquema del área captada por el radiómetro (izquierda) y proceso de levantamiento de la información de campo con radiómetro, cámara digital y ceptómetro (derecha). Elaboración propia.
Figure 2. Scheme of the area captured by the radiometer (left) and process of collecting field information with radiometer, digital camera and ceptometer (right). Prepared by the authors.

Los datos se obtuvieron realizando las mediciones a nadir. En ese sentido, se redujo el efecto del ángulo de visión del sensor sobre la reflectancia captada y, en consecuencia, en el valor de los IV (Walter-Shea, Privette, Cornell, Mesarch y Hays, 1997).

La reflectancia del cultivo se midió en cinco bandas del espectro electromagnético: azul (450 nm - 520 nm), verde (520 nm- 600 nm), rojo (630 nm - 690 nm), infrarrojo cercano (760 nm - 900 nm) e infrarrojo medio (1550 nm - 1750 nm). Se utilizó un radiómetro con dos filtros en cada banda espectral y al momento de registrar la información, uno quedó orientado a cenit y el otro a nadir, midiendo de forma simultánea la radiación incidente y reflejada. Luego, se calculó de manera directa la reflectancia de la superficie medida. En cada punto de muestreo se tomaron tres lecturas radiométricas, y el promedio arrojó el valor de radiación reflejada en las diferentes bandas. A esta información no se le realizó ninguna corrección para considerar el efecto de la sombra sobre el dosel, similar al trabajo realizado en alfalfa por Walter-Shea *et al.* (1997).

El IAF se midió enseguida (Figura 2), se tomó una lectura sobre el dosel, para conocer la radiación fotosintéticamente activa (PAR, por sus siglas en inglés) incidente, y otra en el fondo, para determinar la radiación interceptada, y estimar el IAF (Wilhelm, Ruwe y Schlemmer, 2000).

Cuadro 1. Características de las parcelas estudiadas y fechas en que se realizaron las mediciones de campo.
Table 1. Characteristics of the studied plots and dates of field measurements.

Parcela	Superficie	Fecha de siembra	Variedad	Fecha de muestreo
	ha			Año 2020
1	6.26	Septiembre de 2017	Atlixco	4 de marzo, 30 de marzo, 9 de abril y 16 de junio
2	5.60	Mayo de 2018	Gigante	4 de marzo, 19 de marzo, 26 de mayo y 16 de junio
3	6.50	Abril de 2019	Atlixco	4 de marzo, 19 de marzo, 30 de marzo, 9 de abril, 26 de mayo y 16 de junio
4	5.26	Septiembre de 2019	Atlixco	4 de marzo, 19 de marzo, 30 de marzo, 26 de mayo y 16 de junio

Elaboración propia.
 Prepared by the authors.

Las fórmulas de los IV utilizados se muestran en el Cuadro 2. Estos IV, a su vez, sirvieron como base para desarrollar modelos de regresión lineal vinculados con la FCV y el IAF. La FCV se midió con la aplicación para teléfonos celulares Canopeo (Patrignani y Ochsner, 2015). Esta herramienta se utilizó para estimar la FCV del cultivo de maíz (*Zea mays* L.) con buenos resultados (Salvador-Castillo *et al.*, 2021).

Análisis Estadístico

Los modelos de regresión lineal se obtuvieron utilizando 80% de los datos registrados en las cuatro parcelas (Figura 1) para el entrenamiento del modelo y se validaron con 20% restante, ambos grupos de datos se seleccionaron de manera aleatoria y automática. La información disponible se manejó con hojas de cálculo de Excel®, el software R (versión 4.3.1) y R-studio (versión 2023.6.0.421) para Windows 10 (R Core Team, 2023). Para ello, se calculó la ordenada al origen (β_0), la pendiente de la recta de regresión (β_1) y los límites inferior y superior de ambos parámetros. En la fase de validación, se compararon las estimaciones de IAF y FCV derivadas de los modelos con las observaciones reales tomadas en campo. La concordancia entre los datos estimados y los observados se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2) y la raíz del cuadrado medio del error (RCME).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Relación Entre los IV y la FCV

Los valores mayores de la FCV encontrados en este estudio fueron de 0.975, 0.978, 0.987 y 0.996, mientras que los menores fueron de 0.626, 0.204, 0.227 y 0.200, en las parcelas 1, 2, 3 y 4, respectivamente (Figura 1). Los valores de la FCV máxima fueron muy parecidos a los encontrados por Oñate y Flores (2019), con valores de FCV de 0.997 en alfalfa.

Los R^2 explicaron hasta 77.9% de la variación de la FCV en el caso del NDVI; en cambio, el MSR solo explicó 12.4% (Cuadro 3). En cebada, maíz y remolacha azucarera (*Beta vulgaris* L.) con diferentes condiciones de riego Calera, Martínez y Meliá (2001) encontraron que la FCV y el NDVI presentaron una fuerte relación lineal. Una relación similar entre estas variables fue reportada por Er-Raki, Rodríguez, Garatuza, Watts y Chehbouni (2013) en viñedos de uva de mesa (*Vitis vinifera* L., cvs. Perlette y Superior) localizados en la región semiárida del Noroeste de México.

La relación entre los IV y la FCV es más evidente en las etapas tempranas de crecimiento (García-Martínez *et al.*, 2020). Además, Gitelson *et al.* (2002), observaron una adecuada respuesta del NDVI en cuatro variedades de trigo (*Triticum aestivum*) con diferentes alturas y densidades de dosel, en especial cuando la FCV fue inferior al 60%. Del mismo modo, Gitelson (2004) identificó una mayor sensibilidad del NDVI para trigo, maíz (*Zea mays*) y soya (*Glycine max*) en un rango de FCV del 0 al 40-50%. Salvador-Castillo *et al.* (2021) reportaron hallazgos similares en maíz, donde el NDVI reflejó de forma adecuada una FCV de menos del 60%. Estos autores subrayan que, más allá de esos niveles de FCV, los IV tienden a saturarse, complicando la estimación precisa de la FCV. En el caso específico de la alfalfa, no se identificó literatura referente que discutiera la sensibilidad de los IV en relación con la FCV.

Validación de los Modelos para Estimar la FCV

El NDVI y el VI_{green} presentaron el R^2 más elevado con un valor de 0.987, seguido muy de cerca por el MSAVI con 0.980 (Cuadro 4). En cuanto a la precisión de los modelos, los valores más bajos de RCME se obtuvieron para el VI_{green} con 0.093, el NDVI con 0.094 y el MSAVI con 0.118.

El VARI también presentó un buen desempeño para estimar la FCV, que según Gitelson *et al.* (2002) se explica por la inclusión de la banda azul, que le confiere una sensibilidad hasta 32% mayor que el VI_{green} , en especial cuando la FCV es mayor de 50% relacionándose de forma más lineal con ésta. Sin embargo, tal situación no se observó en el presente estudio, ya que el VI_{green} arrojó un mejor ajuste que el VARI. Dichos autores obtuvieron un R^2 de 0.89 y un error en la predicción de 9.4%, en cuatro variedades de trigo, siendo el R^2 menor al obtenido en este estudio. Por su parte, Viña *et al.* (2004), encontraron una R^2 de 0.96 y una RCME de 0.0704; para el mismo IV. Sus RCME menores se atribuye a que ellos analizaron todo el ciclo de crecimiento del maíz (*Z. mays*).

Con respecto a la estimación de la FCV, Gitelson *et al.* (2002), señalan que con el análisis de las imágenes digitales para estimar la FCV se debe clasificar de forma correcta el suelo sombreado. Sin embargo, cuando la FCV es casi completa, las hojas superiores provocan el sombreado de las hojas inferiores dificultando la estimación de la FCV, tal como lo reportaron Calera *et al.* (2001) en cebada (*Hordeum vulgare*), maíz y remolacha azucarera, y Choi *et al.* (2016) en un área de dunas de arena, con una cobertura y respuesta espectral diversa, ocupada por árboles, arena, pastos, rocas y estructuras artificiales.

Cuadro 2. Índices de vegetación analizados.
Table 2. Analysed vegetation indices.

IV	Fórmula	Referencia
NDVI	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}$	Rouse, Hass, Schell, Deering y Harlan (1974)
VI _{green}	$\frac{\rho_{Green} - \rho_{Red}}{\rho_{Green} + \rho_{Red}}$	Gitelson, Kaufman, Stark y Rundquist (2002)
VARI	$\frac{\rho_{Green} - \rho_{Red}}{\rho_{Green} + \rho_{Red} - \rho_{Blue}}$	Gitelson <i>et al.</i> (2002)
MCARI1	$1.2[2.5(\rho_{NIR} - \rho_{Red}) - 1.3(\rho_{NIR} - \rho_{Green})]$	Haboudane, Miller, Pattey, Zarco y Strachan (2004).
SAVI	$\left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L} \right) (1 + L)$	Huete (1988)
RDVI	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\sqrt{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}}$	Roujean y Breon (1995)
MCARI2	$\frac{1.5[2.5(\rho_{NIR} - \rho_{Red}) - 1.3(\rho_{NIR} - \rho_{Green})]}{\sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - (6\rho_{NIR} - 5\sqrt{\rho_{Red}}) - 0.5}}$	Haboudane <i>et al.</i> (2004)
MTVI2	$\frac{1.5[1.2(\rho_{NIR} - \rho_{Green}) - 2.5(\rho_{Red} - \rho_{Green})]}{\sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - (6\rho_{NIR} - 5\sqrt{\rho_{Red}}) - 0.5}}$	Haboudane <i>et al.</i> (2004)
TGI	$-0.5[190(\rho_{Red} - \rho_{Green}) - 120(\rho_{Red} - \rho_{Blue})]$	Hunt <i>et al.</i> (2013)
MSR	$\frac{\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red} - 1}}{\sqrt{\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red} + 1}}}$	Chen (1996)
SARVI2	$2.5 \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{1 + \rho_{NIR} + 6\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue}}$	Huete, Liu, Batchily y Van Leeuwen (1997)
SR	$\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}}$	Jordan (1969)
MSAVI	$\frac{2\rho_{NIR} + 1 - \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}}{2}$	Qi, Chehbouni, Huete, Kerr y Sorooshian. (1994)

IV = índice de vegetación; NDVI = normalized difference vegetation index; VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; ρ_{NIR} = reflectancia en la banda del infrarrojo cercano, ρ_{Red} = reflectancia en la banda del rojo, ρ_{Green} = reflectancia en la banda del verde, ρ_{Blue} = reflectancia en la banda del azul, L = factor de ajuste que minimiza la influencia del suelo en el índice.

IV = vegetation index; NDVI = normalized difference vegetation index; VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; ρ_{NIR} = reflectance in the near infrared band, ρ_{Red} = reflectance in the red band, ρ_{Green} = reflectance in the green band, ρ_{Blue} = reflectance in the blue band, L = adjustment factor minimizing the influence of soil on the index.

Cuadro 3. Resultados de la regresión lineal entre los IV y la FCV (β_0 , β_1 , límites inferiores y superiores de β_0 y β_1 , y R^2).
Table 3. Linear regression results between the VIs and the FCV (β_0 , β_1 , lower and upper limits of β_0 and β_1 , and R^2).

IV	$\hat{\beta}_0$	$L_{\hat{\beta}_0}$	$\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$	$\hat{\beta}_1$	$L_{\hat{\beta}_1}$	$\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$	R^2
NDVI	-0.129	-0.192	-0.067	1.147	1.071	1.223	0.779
VI _{green}	-0.113	-0.202	-0.023	1.126	1.017	1.235	0.620
VARI	-0.215	-0.328	-0.102	1.129	1.004	1.254	0.556
MCARI1	0.493	0.436	0.551	0.216	0.177	0.255	0.323
SAVI	0.220	0.163	0.278	0.895	0.808	0.982	0.622
RDVI	0.241	0.183	0.299	0.904	0.813	0.995	0.602
MCARI2	0.317	0.264	0.371	0.358	0.320	0.396	0.575
MTVI2	0.331	0.273	0.388	0.350	0.309	0.392	0.523
TGI	0.592	0.528	0.656	0.005	0.003	0.006	0.150
MSR	0.373	0.232	0.514	-0.548	-0.729	-0.367	0.124
SARVI2	0.314	0.261	0.367	0.594	0.531	0.656	0.583
SR	0.555	0.522	0.588	0.016	0.014	0.018	0.519
MSAVI	0.275	0.225	0.325	0.763	0.693	0.834	0.641

IV = índice de vegetación; NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI: visible atmospherically resistant index; MCARI1: modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio, MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; $\hat{\beta}_0$ = estimación para el intercepto; $L_{\hat{\beta}_0}$ = límite inferior del intervalo de confianza para el intercepto; $\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$ = límite superior del intervalo de confianza para el intercepto; $\hat{\beta}_1$ = estimación para la pendiente; $L_{\hat{\beta}_1}$ = límite inferior del intervalo de confianza para la pendiente, $\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$ = límite superior del intervalo de confianza para la pendiente; R^2 = coeficiente de determinación.

IV = vegetation index; NDVI = normalized difference vegetation index; VI_{green} = green vegetation index; VARI: visible atmospherically resistant index; MCARI1: modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio, MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; $\hat{\beta}_0$ = estimate for intercept; $L_{\hat{\beta}_0}$ = lower bound of confidence interval for intercept; $\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$ = upper bound of confidence interval for intercept; $\hat{\beta}_1$ = estimate for slope; $L_{\hat{\beta}_1}$ = lower bound of confidence interval for slope, $\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$ = upper bound of confidence interval for slope; R^2 = coefficient of determination.

En ese sentido, Purevdorj, Tateishi, Ishiyama y Honda (1998) observaron que, en pastizales de Mongolia (con las especies *Stipa gobica*, *S. glareosa*, *Cleistogenes squarrosa*, *S. klemenzii* y *C. songorica*) y Japón (con *Acorus gramineus* Soland, *Daphniphyllum macropodium*, *Ixeris polycephala*, *Carex japonica* y *Viola acuminata*) como especies dominantes, se incrementaron los errores en la estimación de la FCV cuando esta fue superior al 40%. Según Firman y Allen (1989), otra condición que podría provocar una subestimación de la FCV es la evapotranspiración, ya que, debido a la pérdida de turgencia de las hojas, la FCV estimada se puede reducir hasta 5% en el cultivo de papa (*Solanum tuberosum*). Así, con las fotografías tomadas antes del mediodía se podrían obtener mayores valores de FCV.

La estimación de la FCV a través de la información espectral a menudo enfrenta problemas de saturación de los IV. En trigo, cuando la FCV no supera el 50%, la reflectancia en el rojo baja mientras que en el NIR aumenta. Pero, al pasar 60% de FCV, la reflectancia en el NIR tiende a estabilizarse (Gitelson et al., 2002). Esta dinámica está vinculada a la absorción de luz por pigmentos fotosintéticos y las características estructurales de la vegetación (Kirchner, Kimes y McMurtrey III, 1982; Nguy-Robertson et al., 2012). Esta complejidad lleva a que la mayoría de los IV tengan especificidad según la especie vegetal (Viña et al., 2011).

Gitelson (2004) encontró en cultivos como trigo, maíz y soya, una reacción del NDVI ante variaciones en el NIR, cuando la reflectancia roja está entre 2 y 7%. Sin embargo, esta sensibilidad se reduce cuando la reflectancia en NIR sobrepasa 30 por ciento.

En relación con la banda azul, Gitelson et al. (2002) observaron una disminución en la reflectancia hasta una FCV de 50%, estabilizándose alrededor del 2.5% - 3.0% a una FCV de 60%, lo que sugiere la saturación de los IV que utilizan esta banda. Un comportamiento similar con la banda roja fue observado por García-Martínez et al. (2020) en maíz y Xie et al. (2015) en trigo de invierno. De forma adicional, Xie et al. (2014), señalan que la saturación puede deberse a la similitud en la construcción de IV con bandas de reflectancia usadas en otros IV.

Cuadro 4. Validación de los modelos de regresión lineal simple para estimar la FCV.
Table 4. Validation of simple linear regression models to estimate FCV.

IV	Ecuación de la recta	R ²	RCME
NDVI	0.997x	0.987	0.094
VI _{green}	0.985x	0.987	0.093
VARI	0.984x	0.977	0.124
MCARI1	0.979x	0.914	0.246
SAVI	1.009x	0.975	0.133
RDVI	1.010x	0.97	0.145
MCARI2	0.991x	0.978	0.123
MTVI2	0.985x	0.977	0.124
TGI	0.944x	0.9	0.262
MSR	0.990x	0.93	0.223
SARVI2	1.020x	0.96	0.172
SR	0.841x	0.887	0.279
MSAVI	1.002x	0.98	0.118

IV = índice de vegetación; NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index, x = valor de la FCV medida; R² = coeficiente de determinación; RCME = raíz del cuadrado medio del error.

IV = vegetation index; NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index, x = measured FCV value; R² = coefficient of determination; RCME = root mean square error.

Relación Entre los IV y el IAF

Los valores mayores de IAF fueron de 3.50, 3.20, 3.67 y 4.00, mientras que los valores mínimos fueron de 1.56, 1.26, 0.61 y 0.27, en las parcelas 1, 2, 3 y 4, respectivamente (Figura 1). Los valores máximos de IAF concuerdan con los reportados por Sánchez *et al.* (2019), en alfalfa de la variedad Aragón (3.3 en primavera y 4.3 en verano) sembrada a una densidad de 30 kg ha⁻¹, establecidas en abril de 2008 y evaluadas durante un año; y con los de Zaragoza-Esparza *et al.* (2009) en alfalfa variedad Cuf-101 sembrada a una densidad de 15 kg ha⁻¹ (3.5 en primavera y 2.8 en verano), estudio realizado de julio de 2002 a junio de 2003.

En cambio, los IAF máximos en este trabajo fueron mayores a los reportados por Villegas-Aparicio *et al.* (2004) en alfalfa, variedad Valenciana (2.1 en primavera y 1.4 en verano) y Oaxaca (2.1 en primavera y 1.3 en verano), aunque la densidad de siembra fue similar. No obstante, los IAF máximos encontrados en este trabajo fueron menores a los de Walter-Shea *et al.* (1997), quienes hallaron valores máximos de IAF de 4.7. En el Cuadro 5 se presentan los resultados de los modelos de regresión lineal obtenidos entre los IV y el IAF.

En este estudio, se emplearon modelos de regresión lineal del tipo $y = \beta_0 + \beta_1 x$ para describir la relación entre los IV y el IAF. Sin embargo, otros estudios han utilizado distintos tipos de modelos. Walter-Shea *et al.* (1997) y Xie *et al.* (2018) aplicaron modelos logarítmicos en cultivos como alfalfa, trigo de invierno, cebada y maíz. Por su parte, Hancock y Dougherty (2007), Viña *et al.* (2011) y Xie *et al.* (2014), utilizaron modelos exponenciales, en maíz, soya, alfalfa y trigo de invierno. Modelos potenciales fueron adoptados por Xie *et al.* (2018) en trigo de invierno, cebada, alfalfa y maíz. En cuanto a modelos polinómicos, Nguy-Robertson *et al.* (2014) y Xie *et al.* (2016) los utilizaron en cultivos como trigo, papa, maíz y soya. Por último, modelos lineales han sido aplicados por Viña *et al.* (2011) y Nguy-Robertson *et al.* (2012) en maíz y soya. Esta diversidad de modelos utilizados para estimar el IAF en diferentes cultivos resalta la necesidad de considerar las características específicas de cada planta y su forma de crecimiento. Así, los investigadores han explorado distintos enfoques para modelar las relaciones entre los índices de vegetación y el IAF, lo que evidencia su complejidad.

Cuadro 5. Resultado de la regresión lineal entre los IV y el IAF (β_0 , β_1 , límites inferiores y superiores de β_0 y β_1 , y R^2).
Table 5. Linear regression results between the VIs and the LAI (β_0 , β_1 , lower and upper limits of β_0 and β_1 , and R^2).

IV	$\hat{\beta}_0$	$\underline{L}_{\hat{\beta}_0}$	$\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$	$\hat{\beta}_1$	$\underline{L}_{\hat{\beta}_1}$	$\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$	R^2
NDVI	-0.813	-1.339	-0.287	4.095	3.453	4.737	0.385
VI _{green}	-0.928	-1.526	-0.331	4.237	3.506	4.968	0.341
VARI	-1.391	-2.104	-0.679	4.334	3.546	5.122	0.318
MCARI1	1.165	0.855	1.475	0.948	0.739	1.156	0.240
SAVI	0.238	-0.140	0.615	3.502	2.935	4.070	0.369
RDVI	0.315	-0.058	0.688	3.542	2.954	4.129	0.359
MCARI2	0.531	0.202	0.860	1.465	1.229	1.700	0.373
MTVI2	0.551	0.210	0.891	1.462	1.216	1.707	0.353
TGI	1.491	1.165	1.818	0.023	0.016	0.030	0.140
MSR	0.327	-0.388	1.043	-2.803	-3.719	-1.887	0.126
SARVI2	0.479	0.156	0.802	2.478	2.097	2.860	0.394
SR	1.526	1.326	1.726	0.065	0.053	0.077	0.322
MSAVI	0.436	0.102	0.771	3.011	2.541	3.481	0.387

IV = índice de vegetación; NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio, MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; $\hat{\beta}_0$ = estimación para el intercepto; $\underline{L}_{\hat{\beta}_0}$ = límite inferior del intervalo de confianza para el intercepto; $\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$ = límite superior del intervalo de confianza para el intercepto; $\hat{\beta}_1$ = estimación para la pendiente; $\underline{L}_{\hat{\beta}_1}$ = límite inferior del intervalo de confianza para la pendiente; $\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$ = límite superior del intervalo de confianza para la pendiente; R^2 = coeficiente de determinación. IV = vegetation index; NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio, MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; $\hat{\beta}_0$ = estimate for the intercept; $\underline{L}_{\hat{\beta}_0}$ = lower bound of the confidence interval for the intercept; $\bar{L}_{\hat{\beta}_0}$ = upper bound of the confidence interval for the intercept; $\hat{\beta}_1$ = estimate for the slope; $\underline{L}_{\hat{\beta}_1}$ = lower bound of the confidence interval for the slope; $\bar{L}_{\hat{\beta}_1}$ = upper bound of the confidence interval for the slope; R^2 = coefficient of determination.

El mayor R^2 se obtuvo con el SARVI2 (0.394), seguido del MSAVI (0.387) y del NDVI (0.385), según la información presentada en el Cuadro 5. Estos valores son inferiores al $R^2 = 0.478$ reportado por Xie *et al.* (2018), quienes relacionaron el IAF de trigo de invierno, cebada, alfalfa y maíz con el NDVI; sin embargo, son superiores al $R^2 = 0.258$ que lograron usando el MSR para los mismos cultivos. Esta similitud puede deberse a que, al igual que en el presente estudio, Xie *et al.* (2018), tampoco realizaron un seguimiento completo del ciclo de cultivo en su investigación. En cambio, al realizar tomas de datos en tres fechas distintas en trigo, Xie *et al.* (2015), encontraron valores de R^2 mayores a los del presente trabajo con el NDVI (0.762), el MSAVI (0.7333), el MTVI2 (0.7081), el EVI (0.6805), el MSR (0.6287) y el SR (0.3886); similar a lo reportado por Xie *et al.* (2014) y Xie *et al.* (2016). Por otro lado, los R^2 fueron muy bajos en comparación con los obtenidos por Nguy-Robertson *et al.* (2014) en soya, papa y trigo, un $R^2 \geq 0.76$ con el SR.

Validación de los Modelos para Estimar el IAF

El mayor R^2 se obtuvo con el NDVI (0.935) y el VI_{green} (0.935), continuando con el MSAVI (0.930) y el VARI (0.930), Cuadro 6. En cuanto a la RCME el menor valor se alcanzó con el NDVI (0.746), seguido del VI_{green} (0.753) y del MSAVI (0.767). Al respecto, Viña *et al.* (2011) obtuvieron, en maíz y soya, valores de RCME mayores para el NDVI (1.176) y similares para el SR (1.095). Esto es notable considerando que los autores mencionados utilizaron un radiómetro de mayor resolución (1.5 nm en el rango de 400 nm a 1100 nm) para calcular los IV. Sin embargo, los resultados del presente estudio respaldan al NDVI como el índice de vegetación más prometedor para estimar el IAF, ya que obtuvo el R^2 más alto y la RCME más baja en comparación con los otros IV analizados.

Por otro lado, Xie *et al.* (2018) compararon el IAF estimado empleando el NDVI con el IAF medido en campo, para trigo de invierno, cebada, alfalfa y maíz, reportaron $R^2 = 0.314$ y RCME = 1.255. Al emplear el MSR, obtuvieron $R^2 = 0.240$ y RCME = 1.339. Estos valores contrastan con los resultados de esta investigación, donde se encontraron valores de R^2 más altos para ambos IV y una RCME menor.

Cuadro 6. Validación de los modelos de regresión lineal simple para estimar el IAF.
Table 6. Validation of simple linear regression models to estimate LAI.

IV	Ecuación de la recta	R ²	RCME
NDVI	0.877x	0.935	0.746
VI _{green}	0.867x	0.935	0.753
VARI	0.868x	0.930	0.780
MCARI1	0.869x	0.858	1.076
SAVI	0.892x	0.921	0.808
RDVI	0.893x	0.916	0.831
MCARI2	0.883x	0.929	0.773
MTVI2	0.878x	0.928	0.779
TGI	0.834x	0.838	1.148
MSR	0.865x	0.863	1.056
SARVI2	0.915x	0.922	0.800
SR	0.765x	0.864	1.097
MSAVI	0.889x	0.930	0.767

IV = índice de vegetación, NDVI = normalized difference vegetation index, VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; x = valor del IAF medido; R² = coeficiente de determinación; RCME = raíz del cuadrado medio del error.

IV = vegetation index; NDVI = normalized difference vegetation index; VI_{green} = green vegetation index; VARI = visible atmospherically resistant index; MCARI1 = modified chlorophyll absorption ratio index 1; SAVI = soil-adjusted vegetation index; RDVI = renormalized difference vegetation index; MCARI2 = modified chlorophyll absorption ratio index 2; MTVI2 = modified triangular vegetation index 2; TGI = triangular greenness index; MSR = modified simple ratio; SARVI2 = soil and atmosphere resistant vegetation index 2; SR = simple ratio; MSAVI = modified soil-adjusted vegetation index; x = measured IAF value; R² = coefficient of determination; RCME = root mean square error.

De forma adicional, Xie *et al.* (2015) reportaron, para trigo, valores más altos de R² y RCME más bajos que los de este estudio para el NDVI, EVI, SR, MSR, MSAVI y MTVI2. Tendencias similares fueron reportadas en los trabajos de Xie *et al.* (2014) y Xie *et al.* (2016) para cultivos como alfalfa, trigo de invierno, papa, maíz y soya al evaluar el MTVI2, MSR, MSAVI, NDVI y SR. Asimismo, Nguy-Robertson *et al.* (2012) encontraron resultados similares al analizar el IAF de maíz y soya con el NDVI, SR y MTVI2.

Las diferencias entre este estudio y los realizados por Xie *et al.* (2014) y Xie *et al.* (2015) se explican por el uso de un radiómetro hiperespectral con una resolución de 5 nm en un rango de 405 nm a 835 nm (126 bandas) por parte de estos autores. Del mismo modo, Nguy-Robertson *et al.* (2012) emplearon un radiómetro con una resolución espectral más alta (1.5 nm en el rango de 400 nm a 1100 nm) en comparación con el presente trabajo. Esta diferencia les permitió utilizar segmentos más estrechos del espectro electromagnético para estimar los IV que aplicaron en su investigación. Lo que, a su vez, les disminuyó en cierta medida el efecto de la saturación logrando notar cambios más sutiles en el IAF. Sin embargo, el uso de bandas más estrechas para el cálculo de los IV no es una solución completa al problema de saturación que enfrentan la mayoría de los IV.

La saturación de los IV cuando se estima el IAF ha sido un reto recurrente en varios estudios; por ejemplo, los trabajos de Baret y Guyot (1991), que analizaron el NDVI con el modelo SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves); Hancock y Dougherty (2007), evaluaron el NDVI en el cultivo de alfalfa; Viña *et al.* (2011), estudiaron el SR, NDVI, EVI y WDRVI en maíz y soya; Nguy-Robertson *et al.* (2012), investigaron el NDVI, WDRVI y MTVI2 en cultivos de maíz y soya; Nguy-Robertson *et al.* (2014), analizaron el NDVI en maíz y soya; mientras que Xie *et al.* (2014); Xie *et al.* (2015); Xie *et al.* (2016) y Xie *et al.* (2018), se centraron en el MSR, NDVI, MTVI2 y MSAVI en trigo de invierno, cebada, alfalfa y maíz. Así, este trabajo se suma a estos estudios al buscar soluciones o enfoques alternativos para abordar este desafío.

Según Xie *et al.* (2018), al relacionar los IAF < 3.0 con el NDVI en cultivos como trigo de invierno, cebada, alfalfa y maíz, obtuvieron R² = 0.81, mientras que para los IAF > 3.0, reportaron R² = 0.04. Dicha situación se presenta porque conforme el IAF aumenta, la reflectancia en el NIR tiende a crecer, mientras que la del rojo decrece, estabilizándose al superar un IAF de 3.0 (Kirchner *et al.*, 1982; Hancock y Dougherty, 2007; Xie *et al.*, 2018). Gitelson (2004) destacó que con IAF superiores a 2.0, la reflectancia en el rojo no mostró variaciones

significativas. Esta característica reduce la pendiente entre los IV y el IAF, haciendo que pequeñas alteraciones en los IV impliquen grandes cambios en el IAF (Baret y Guyot, 1991; Nguy-Robertson *et al.*, 2012). En concordancia, Nguy-Robertson *et al.* (2014) evidenciaron que, a pesar de incorporar datos de reflectancia de las bandas verde y borde rojo, el NDVI muestra saturación al exceder valores de IAF de 2.0 en cultivos como maíz, soya, trigo y papa. Esta observación fue respaldada por Gitelson, Viña, Arkebauer, Rundquist y Keydan (2003), quienes notaron que el NDVI pierde sensibilidad cuando el IAF supera el umbral de 2.0. De forma adicional, factores intrínsecos del cultivo, como su fenología y estructura, pueden influir en los IV. En ese sentido, Gitelson *et al.* (2003) detectaron una reducción en el VARI como consecuencia de la emergencia de flores femeninas en maíz.

CONCLUSIONES

Los índices de vegetación son herramientas valiosas para inferir el estado de la vegetación de los cultivos con fines de mejorar su manejo con énfasis en mantener un alto rendimiento y hacer un uso eficiente de los recursos, especialmente del agua.

Los errores de estimación del IAF y la FCV en este estudio fueron menores que los encontrados en investigaciones similares. Los IV más apropiados para estimar estas variables biofísicas fueron, el VI_{green} (*Green Vegetation Index*) para la FCV y el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) para el IAF.

La investigación mostró la aptitud y utilidad práctica de la información espectral para estimar las variables biofísicas en el cultivo de alfalfa utilizando modelos de regresión simple, mostrando potencial para seguir su evolución con periodos de retraso muy cortos (1 d - 2 d) debido al tiempo de procesamiento. Esta capacidad podría ampliarse a grandes extensiones si se considera el uso de imágenes de satélite, así como con la inclusión de otras bandas espectrales y, principalmente, con la estimación de otras variables de mucho interés para la actividad agropecuaria, principalmente biomasa y contenido proteico.

DECLARACIÓN DE ÉTICA

No aplicable.

CONSENTIMIENTO PARA PUBLICACIÓN

No aplicable.

DISPONIBILIDAD DE DATOS

Los conjuntos de datos utilizados o analizados durante el estudio actual están en disponibilidad del autor a solicitud razonable.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no tienen intereses en competencia.

FINANCIACIÓN

No aplicable.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

Preparación del borrador original, investigación y análisis formal: S.A.V.G. Conceptualización, metodología, preparación del borrador original: M.A.B.G. Curación de datos, análisis formal, redacción: J.M.S.C. Investigación, redacción: J.M.B.D. Investigación, redacción G.J.P.M.

AGRADECIMIENTOS

No aplicable.

LITERATURA CITADA

- Baret, F., & Guyot, G. (1991). Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3), 161-173. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90009-U](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90009-U)
- Bianco, S., de Carvalho, L. B., & Bianco, M. S. (2011). Determination of alfalfa leaf area by non-destructive method. *Communications in Plant Sciences*, 1(2), 17-20. <https://doi.org/10.26814/cps201117>
- Calera, A., Martínez, C., & Meliá, J. (2001). A procedure for obtaining green plant cover: relation to NDVI in a case study for barley. *International Journal of Remote Sensing*, 22(17), 3357-3362. <https://doi.org/10.1080/01431160010020100>
- Chen, J. M. (1996). Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 22(3), 229-242. <https://doi.org/10.1080/07038992.1996.10855178>
- Choi, S. K., Lee, S. K., Jung, S. H., Choi, J. W., Choi, D. Y., & Chun, S. J. (2016). Estimation of fractional vegetation cover in sand dunes using multi-spectral images from fixed-wing UAV. *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography*, 34(4), 431-441. <https://dx.doi.org/10.7848/ksgpc.2016.34.4.431>
- Colaizzi, P. D., Evett, S. R., Brauer, D. K., Howell, T. A., Tolck, J. A., & Copeland, K. S. (2017). Allometric Method to Estimate Leaf Area Index for Row Crops. *Agronomy Journal*, 109, 883-894. <https://doi.org/10.2134/agronj2016.11.0665>
- Er-Raki, S., Rodríguez, J. C., Garatuza-Payan, J., Watts, C. J., & Chehbouni, A. (2013). Determination of crop evapotranspiration of table grapes in a semi-arid region of Northwest Mexico using multi-spectral vegetation index. *Agricultural Water Management*, 122, 12-19. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2013.02.007>
- Firman, D. M., & Allen, E. J. (1989). Relationship between light interception, ground cover and leaf area index in potatoes. *Journal of Agricultural Science, Cambridge*, 113(3), 355-359. <http://dx.doi.org/10.1017/S0021859600070040>
- García-Martínez, H., Flores-Magdaleno, H., Khalil-Gardezi, A., Ascencio-Hernández, R., Tijerina-Chávez, L., Vázquez-Peña, M. A., & Mancilla-Villa, O. R. (2020). Estimación de la fracción de cobertura de la vegetación en maíz (*Zea mays*) mediante imágenes digitales tomadas por un vehículo aéreo no tripulado (UAV). *Revista Fitotecnia Mexicana*, 43(4), 399-399. <https://doi.org/10.35196/rfm.2020.4.399>
- Gitelson, A. A. (2004). Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *Journal of Plant Physiology*, 161(2), 165-173. <https://doi.org/10.1078/0176-1617-01176>
- Gitelson, A. A., Viña, A., Arkebauer, T. J., Rundquist, D. C., Keydan, G., & Leavitt, B. (2003). Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. *Geophysical Research Letters*, 30(5), 1248. <https://doi.org/10.1029/2002GL016450>
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 76-87. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00289-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00289-9)
- Haboudane, D., Miller, J. R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P. J., & Strachan, I. B. (2004). Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modelling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90(3), 337-352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>
- Hammond, K., Kerry, R., Jensen, R. R., Spackman, R., Hulet, A., Hopkins, B. G., ... & Hansen, N. C. (2023). Assessing Within-Field Variation in Alfalfa Leaf Area Index Using UAV Visible Vegetation Indices. *Agronomy*, 13(5), 1-17. <http://dx.doi.org/10.3390/agronomy13051289>
- Hancock, D. W., & Dougherty, C. T. (2007). Relationships between blue- and red-based vegetation indices and leaf area and yield of alfalfa. *Crop Science*, 47(6), 2547-2556. <https://doi.org/10.2135/cropsci2007.01.0031>
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295-309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., & Van Leeuwen, W. (1997). A comparison of vegetation indices over a global set of TM Images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 59(3), 440-451. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5)
- Hunt, E. R., Doraiswamy, P., McMurtrey, J. E., Daughtry, C. S. T., Perry, E. M., & Akhmedov, B. (2013). A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, 103-112. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.020>
- Jordan, C. F. (1969). Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 50(4), 663-666. <https://doi.org/10.2307/1936256>
- Kirchner, J. A., Kimes, D. S., & McMurtrey III, J. E. (1982). Variation of directional reflectance factors with structural changes of a developing alfalfa canopy. *Applied Optics*, 21(20), 3766-3774. <https://doi.org/10.1364/AO.21.003766>
- Montemayor-Trejo, J. A., Aguirre-Aguiluz, H. W., Olague-Ramírez, J., Román-López, A., Rivera-González, M., Preciado-Rangel, P., ... & Yescas-Coronado, P. (2010). Uso del agua en la alfalfa (*Medicago sativa*) con riego por goteo subsuperficial. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 1(2), 145-156.
- Nguy-Robertson, A. L., Peng, Y., Gitelson, A. A., Arkebauer, T. J., Pimstein, A., Herrmann, I., ... & Bonfil, D. J. (2014). Estimating green LAI in four crops: Potential of determining optimal spectral bands for a universal algorithm. *Agricultural and Forest Meteorology*, 192, 140-148. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.03.004>
- Nguy-Robertson, A., Gitelson, A., Peng, Y., Viña, A., Arkebauer, T., & Rundquist, D. (2012). Green leaf area index estimation in maize and soybean: Combining vegetation indices to achieve maximal sensitivity. *Agronomy Journal*, 104(5), 1336-1347. <https://doi.org/10.2134/agronj2012.0065>
- Oñate, V., & Flores, M. E. (2019). Comportamiento agronómico de tres variedades de alfalfa (*Medicago sativa* L.) con diferentes dosis de fertilización fosfatada. *Pastos y Forrajes*, 42(2), 125-132.
- Patrignani, A., & Ochsner, T. E. (2015). Canopeo: A powerful new tool for measuring fractional green canopy cover. *Agronomy Journal*, 107(6), 2312-2320. <https://doi.org/10.2134/agronj15.0150>
- Purevdorj, Ts., Tateishi, R., Ishiyama, T., & Honda, Y. (1998). Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, 19(18), 3519-3535. <https://doi.org/10.1080/014311698213795>
- Palacios-Sánchez, L. A., Paz-Pellat, F., Oropeza-Mota, J. L., Figueroa-Sandoval, B., Martínez-Menez, M., Ortiz-Solorio, C. A., & Exebio-García, A. (2018). Corrector atmosférico en imágenes Landsat. *Terra Latinoamericana*, 36(4), 309-321. <https://doi.org/10.28940/terra.v36i4.232>
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H., & Sorooshian, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 48(2), 119-126. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90134-1](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90134-1)
- R Core Team (2023). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.
- Reji, J., Nidamanuri, R. R., Ramiya, A. M., Astor, T., Wachendorf, M., & Buerkert, A. (2021). Multi-temporal estimation of vegetable crop biophysical parameters with varied nitrogen fertilization using terrestrial laser scanning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106051. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106051>

- Rojas-García, A. R., Torres-Salado, N., Cancino, S. J., Hernández-Garay, A., Maldonado-Peralta, M. A., & Sánchez-Santillán, P. (2017). Componentes del rendimiento en variedades de alfalfa (*Medicago sativa* L.). *Agrociencia*, 51, 697-708.
- Roujean, J. L., & Breon, F. M. (1995). Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sensing of Environment*, 51(3), 375-384. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00114-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)00114-3)
- Rouse, J. W., Hass, R. H. Schell, J. A. Deering, D. W. & Harlan, J. C. (1974). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Texas, USA: Texas A&M University Remote Sensing Center.
- Salvador-Castillo, J. M., Bolaños-González, M. A., Palacios-Vélez, E., Palacios-Sánchez, L. A., López-Pérez, A., & Muñoz-Pérez, J. M. (2021). Estimación de la fracción de cobertura vegetal y contenido de nitrógeno del dosel en maíz mediante sensores remotos. *Terra Latinoamericana*, 39, 1-11. <https://doi.org/10.28940/terra.v39i0.899>
- Sánchez-Santillán, P., Maldonado-Peralta, M. D. L. Á., Rojas-García, A. R., Torres-Salado, N., Herrera-Pérez, J., Bottini-Luzardo, M. B., ... & Quero-Carrillo, A. R. (2019). Productividad de variedades de alfalfa en el Valle de México. *Acta Universitaria*, 29, 1-11. <https://doi.org/10.15174/au.2019.2202>
- SIAP (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera). (2022). Producción Agrícola. Consultado el 10 de junio, 2022, desde <https://www.gob.mx/siap/acciones-y-programas/produccion-agricola-33119>
- SMN (Servicio Meteorológico Nacional). (2022). Normales Climatológica por Estado (Puebla). Consultado el 8 de abril, 2022, desde <https://smn.conagua.gob.mx/es/informacion-climatologica-por-estado?estado=pue>
- Torres-Sánchez, J., Peña, J. M., de Castro, A. I., & López-Granados, F. (2014). Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103, 104-113. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.009>
- Villegas-Aparicio, Y., Hernández-Garay, A., Pérez-Pérez, J., López-Castañeda, C., Herrera-Haro, J. G., Enríquez-Quiroz, J. F., & Gómez-Vázquez, A. (2004). Patrones estacionales de crecimiento de dos variedades de alfalfa (*Medicago sativa* L.). *Técnica Pecuaria en México*, 42(2), 145-158.
- Vinocur, M. G. (1990). Variación del índice de área foliar en alfalfa (*Medicago sativa* var. Ardiente) durante la sequía ocurrida en 1988/89. *Revista Facultad de Agronomía*, 11, 53-60.
- Viña, A., Gitelson, A. A., Nguy-Robertson, A. L., & Peng, Y. (2011). Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. *Remote Sensing of Environment*, 115(12), 3468-3478. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.010>
- Viña, A., Gitelson, A. A., Rundquist, D. C., Keydan, G., Leavitt, B., & Schepers, J. (2004). Monitoring maize (*Zea Mays* L.) phenology with remote sensing. *Agronomy Journal*, 96(4), 1136-1147. <https://doi.org/10.2134/agronj2004.1139>
- Walter-Shea, E. A., Privette, J., Cornell, D., Mesarch, M. A., & Hays, C. J. (1997). Relations between directional spectral vegetation indices and leaf area and absorbed radiation in alfalfa. *Remote Sensing of Environment*, 61, 162-177. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00250-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00250-7)
- Wilhelm, W. W., Ruwe, K., & Schlemmer, M. R. (2000). Comparison of three leaf area index meters in a corn canopy. *Crop Science*, 40(4), 1179-1183. <https://doi.org/10.2135/cropsci2000.4041179x>
- Xie, Q., Dash, J., Huang, W., Peng, D., Qin, Q., Mortimer, H., ... & Ye, H. (2018). Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(5), 1482-1493. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2813281>
- Xie, Q., Huang, W., Zhang, B., Chen, P., Song, X., Pascucci, S., ... & Dong, Y. (2016). Estimating winter wheat leaf area index from ground and hyperspectral observations using vegetation indices. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(2), 771-780. <https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2489718>
- Xie, Q., Huang, W., Dash, J., Song, X., Huang, L., Zhao, J., & Wang, R. (2015). Evaluating the potential of vegetation indices for winter wheat LAI estimation under different fertilization and water conditions. *Advances in Space Research*, 56(11), 2365-2373. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.09.022>
- Xie, Q., Huang, W., Liang, D., Chen, P., Wu, C., Yang, G., ... & Zhang, D. (2014). Leaf area index estimation using vegetation indices derived from airborne hyperspectral images in winter wheat. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(8), 3586-3594. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2342291>
- Zaragoza-Esparza, J., Hernández-Garay, A., Pérez-Pérez, J., Herrera-Haro, J. G., Osnaya-Gallardo, F., Martínez-Hernández, P. A., ... & Quero C., A. R. (2009). Análisis de crecimiento estacional de una pradera asociada alfalfa-pasto ovillo. *Técnica Pecuaria en México*, 47(2), 173-188.