



## **EFFECTO DE LA SOMBRA EN EL CALCULO DE LA COBERTURA VEGETAL, USANDO IMÁGENES DE DRONES**

**Mariana de Jesús Marcial Pablo<sup>1</sup>; Waldo Ojeda Bustamante<sup>2</sup>; Alberto González  
Sanchez<sup>2</sup>; Sergio Iván Jiménez Jiménez<sup>1\*</sup>**

<sup>1</sup>HidroWorld S.A de C.V. Conrado Castillo 612, Fracc. Sierra Gorda, C.P.87050, Ciudad Victoria,  
Tamaulipas.

serchjimenez.1990@gmail.com - 777 305 3164 (\*Autor de correspondencia)

<sup>2</sup>Coordinación de Riego y Drenaje. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Paseo Cuauhnáhuac  
8532, Progreso, Jiutepec, Morelos, C.P. 62550. México.

### **Resumen**

El mapeo de la vegetación es de mucha importancia en la agricultura de precisión, ya que se relaciona directamente con el crecimiento del cultivo. La determinación de la cobertura vegetal con sensores remotos usando las plataformas tradicionales como son los satélites y aviones no son adecuadas debido a su baja resolución espacial y temporal en las imágenes. Esta problemática ha sido solucionada mediante la implementación de vehículos aéreos no tripulados (VANTS) o drones equipados con cámaras digitales, con los cuales se pueden obtener resoluciones espaciales de centímetro, esto facilita la clasificación automatizada de la vegetación. Sin embargo, la problemática a la que se enfrenta la clasificación automática es a las imágenes que contienen sombra dentro de la vegetación, ya que se desconoce el efecto que tiene dicha sombra en el cálculo de la cobertura.

En esta vertiente, el objetivo principal de este trabajo es estimar la cobertura vegetal del cultivo de maíz mediante un algoritmo de segmentación (Otsu- Valley) y tres índices de vegetación visibles (Exg, Vig, CIVE). En un primer caso se realiza la clasificación de las clases (Cultivo y suelo) sin tomar en cuenta la sombra, y en el segundo se clasifica primero la sombra y después las demás clases. Se analizaron 12 lotes de 15 m x 6 m en tres fechas diferentes de la etapa temprana de crecimiento del maíz. De acuerdo a los resultados, se tiene que tanto la precisión global como el índice kappa mejoran si se clasifica primero la sombra y después las dos clases restantes, este efecto es más notable en el índice Vig.

**Palabras clave adicionales:** Agricultura de precisión, algoritmo de Otsu-Valley, Exg, Vig, CIVE.



## Introducción

La cobertura vegetal es un parámetro de gran importancia en el seguimiento de los cultivos; está relacionado directamente con el crecimiento del cultivo y la evapotranspiración, debido a que la evolución de la cobertura vegetal indica las fases de la evaluación del coeficiente de cultivo (Calera, 2005). La fracción de vegetación (CV) se ha utilizado para estudiar el estado fenológico y fisiológico de la vegetación, monitorear las etapas de desarrollo del cultivo (Yu *et al.*, 2013) y estimar rendimientos esperados de los cultivos (Yang *et al.*, 2006).

La determinación del momento en que se alcanza la cobertura efectiva completa suele ser compleja y costosa, ya que en ocasiones es preciso estimarla en cultivos de varias has de superficie. El procedimiento para estimar la CV con sensores remotos, cuyo uso se está generalizando rápidamente, es mediante la adquisición de imágenes con ayuda de los vehículos aéreos no tripulados (VANTS) o drones; donde el análisis de las imágenes se realiza mediante índices de vegetación (IV) (Xiao & Moody, 2005) y técnicas de segmentación.

Mediante el empleo de los drones es posible realizar vuelos a muy baja altura (<100 m) capturando así imágenes de muy alta resolución espacial (menores al centímetro) permitiendo la detección de suelo desnudo, cultivo y maleza. En el análisis de estas imágenes, es necesario determinar el IV que mejore las diferencias entre los píxeles que contienen vegetación y los píxeles que no las contiene, así como el algoritmo de segmentación que permita separar las clases. Existen distintos algoritmos para segmentar la imagen en base a valores umbrales, estos pueden ser: valor medio del histograma, isotada, porcentaje de píxeles negros, dos picos, Otsu, Otsu-Valley entre otros. Estos algoritmos se han utilizado satisfactoriamente por diversos autores para clasificar a los cultivos en las primeras etapas de su crecimiento.

El objetivo de este estudio es estimar la CV del cultivo de maíz en su etapa temprana de crecimiento usando tres distintos índices de vegetación visibles (ExG, Vig y CIVE) y el algoritmo de segmentación basados en detección de similitudes "Otsu-Valey". Además, se hace un análisis del efecto que tiene la sombra del cultivo en el cálculo de dicha CV.

## Materiales y métodos

### Área de estudio

El estudio se realizó para el cultivo de maíz en el campo experimental Zacatepec del Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), localizado en el municipio de Zacatepec, al sur del Estado de Morelos (coordenadas 18°39' 6.45"N y 99° 11' 59.63"O). El maíz se sembró el 05 de julio del 2016 en veinticuatro lotes de 6 m X 25 m. Para este estudio se seleccionaron al azar 12 lotes.

### Procesamiento y adquisición de las imágenes

El dron empleado para obtener las imágenes fue un hexacóptero DJI A2. Este vehículo realiza un despegue y aterrizaje vertical, posee una autonomía de vuelo de 15 minutos, una capacidad de carga de 2.5 kg. La cámara empleada fue una Sony  $\alpha$  5100 (ILCE-

5100L) con distancia focal de 16 mm, toma las imágenes con un sensor de 24.3 megapíxeles (6,000 x 4,000 píxeles) en color verdadero RGB.

Se colocaron 12 puntos de control fijos claramente identificados sobre el terreno ante de realizar el vuelo; las coordenadas se obtuvieron con un GPS RTK (Real Time Kinematic) cuya precisión es menor de 1 cm en la vertical y horizontal. Estos puntos se usaron para corregir geoméricamente el mosaico generado con las imágenes captadas.

Se realizaron tres vuelos en la etapa temprana de crecimiento del cultivo, a los 17 DDS (Días después de la siembra), 25 DDS y 52 DDS. Las imágenes se adquirieron de manera autónoma según la configuración de vuelo a una altura media de 52 m sobre la superficie (resolución esperada en las imágenes de 1.25 cm/píxel), un traslape lateral y frontal del 75%, una velocidad media de 6 m/s y un tiempo efectivo de 5 min.

La restitución fotogramétrica de las imágenes se realizó con el software PIX4D, el cual combina las imágenes aéreas tomadas por los drones; convirtiéndolas en mapa 2D o 3D, mediante la obtención de nube de puntos, modelo digital de elevaciones y ortomosaicos.



Figura 1. Ortomosaico obtenido a los 52DDS.

### Estimación de la fracción de la cobertura vegetal

Se evaluaron tres índices de vegetación visible: el índice exceso de verde (ExG) (Woebbecke *et al.*, 1995), índice de vegetación verde (Vlg), también conocido como índice de diferencia verde-rojo normalizado (NGRDI) (Gitelson *et al.*, 2002) y el índice de extracción de la vegetación (CIVE) (Kataoka *et al.*, 2003).

$$\text{ExG} = 2g - r - b \quad (1)$$

$$VIg = (G - R)/(G + R) \quad (2)$$

$$CIVE = 0.441 - 0.811g + 0.385b + 18.78745 \quad (3)$$

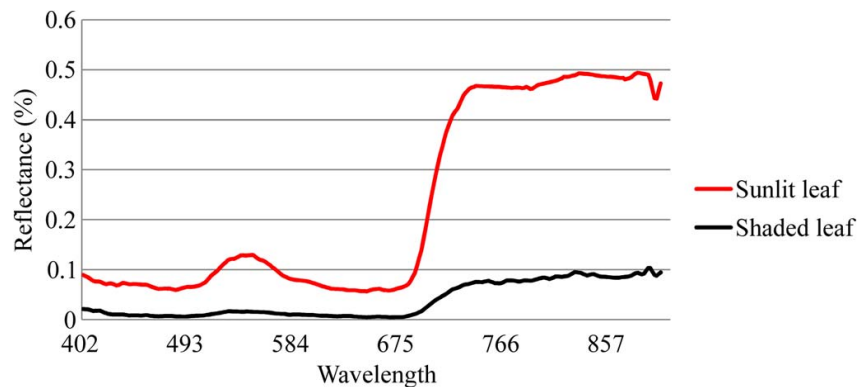
Para el cálculo de los índices de vegetación, se aplicó una normalización del espacio de color, con valores que van 0 a 1 (Gée *et al.*, 2008); este proceso de normalización se describe de la siguiente manera:

$$g = \frac{G}{R + G + B} \quad r = \frac{R}{R + G + B} \quad b = \frac{B}{R + G + B} \quad (4)$$

$$R = \frac{R}{R_{\max}} \quad G = \frac{G}{G_{\max}} \quad B = \frac{B}{B_{\max}} \quad (5)$$

En el caso del análisis tomando en cuenta la sombra (CS), antes de aplicar la normalización, se clasifico dicha clase, usando la expresión (6). En el análisis sin tomar en cuenta la sombra (SS), la normalización se aplicó directamente. De acuerdo a la Figura 2 las áreas sombreadas tienen baja reflectancia en la banda roja, de ahí surge la expresión (6) que indica que los pixeles de la banda roja que tiene un valor de pixel menor a 35 pertenecen a sombra, el valor de 35 surge de una serie de pruebas realizadas. Posteriormente, se compararon los pixeles clasificados como sombra con sus homólogos en los clasificados manualmente, y sí el pixel clasificado como sombra estaba digitalizado como vegetación se reclasifico como vegetación, y sí el clasificado como sombra estaba digitalizado como suelo se reclasificaron los pixeles y se asignaron a la clase suelo.

$$\text{Sí } R(i, j) \leq 35 \quad \text{Clase} = \text{Sombra} \quad (6)$$



**Figura 2.** Curva espectral de cultivo sombreado y soleado (Zhang *et al.*, 2015)

A partir de los histogramas de intensidades de las imágenes en escala de grises, que están definidos por los IV, se calculó el valor umbral que permitió la separación entre las clases cultivo y suelo. Al final de este punto, en el análisis tomando en cuenta la sombra se tienen cuatro clases: cultivo sombreado, suelo sombreado, cultivo y suelo; y sin tomar en cuenta la sombra solo dos: vegetación y suelo.

El valor umbral se determinó de forma automática mediante los algoritmos de segmentación de Otsu-Valley (Hui-Fuang ,2006). Este método es una mejora al método de Otsu y establece que el umbral óptimo para separar la imagen en clases diferenciadas reside en el valor del histograma espectral situado entre sus dos picos máximos.



Posteriormente, se determinó la matriz de confusión de cada clasificación, para así determinar, la vegetación que se clasificó como vegetación y realmente pertenece a vegetación. Además, esta matriz permitió estimar la precisión de la clasificación. Para ello se determinó la precisión global (7) y el índice kappa (8).

$$P = \frac{\sum_{i=1}^m X_{ii}}{N} \tag{7}$$

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^m X_{ii} - \sum_{i=1}^m X_{i\Sigma} X_{\Sigma i}}{N^2 - \sum_{i=1}^m X_{i\Sigma} X_{\Sigma i}} \tag{8}$$

Donde;  $m$  es el número total de clases;  $N$ , es el número total de segmentos en las  $m$  clases de referencia;  $X_{ii}$ , elementos de la diagonal de la matriz de confusión,  $X_{\Sigma i}$ , suma de los segmentos de la clase  $i$  de referencia;  $X_{i\Sigma}$ , suma de los segmentos clasificados como la clase  $i$ .

En base a la clasificación de los píxeles de vegetación que realmente son vegetación, se determinó la fracción de cobertura vegetal para cada lote como la relación entre el área clasificada como vegetación y el área total delimitada.

### Resultados y Discusión

En el siguiente cuadro se muestran los promedios de las precisiones que se obtuvieron en las clasificaciones de las imágenes

**Tabla 1.** Precisión global e índice kappa en las clasificaciones.

DAS	PARAMETRO	EXG		VIG		CIVE	
		CS	SS	CS	SS	CS	SS
17	%	91.00%	91.00%	90.00%	90.00%	90.00%	90.00%
	Kappa	0.58	0.58	0.59	0.58	0.46	0.46
25	%	93.00%	93.00%	93.00%	90.00%	93.00%	93.00%
	Kappa	0.79	0.79	0.8	0.74	0.77	0.76
52	%	79.00%	76.00%	88.00%	72.00%	87.00%	74.00%
	Kappa	0.58	0.51	0.73	0.06	0.7	0.47
media	%	87.67%	86.67%	90.33%	84.00%	90.00%	85.67%
	Kappa	0.65	0.63	0.71	0.46	0.64	0.56

En el primer vuelo, las presiones son similares entre los dos tipos de análisis, ya que la sombra que proyecta el cultivo recae solamente en el suelo. En los otros dos vuelos posteriores se ve más el efecto de considerar la sombra antes de la umbralización, ya que la sombra que refleja las plantas recae tanto en el suelo como en las mismas hojas de las plantas vecinas.

El índice de vegetación y tipo de análisis que mejor precisión arroja es el Vlg considerando en el análisis la sombra, después le sigue el CIVE considerando en el análisis la sombra, y el tercero el EXg considerando en el análisis la sombra, esto indica que al considerar la sombra antes de aplicar el método de umbralización se mejora la precisión en la clasificación.





## Conclusiones

En la estimación de la cobertura vegetal, el índice de vegetación y la selección del valor umbral son los factores más importantes para estimar la cobertura vegetal del cultivo con una alta precisión, además de estos dos factores es conveniente conocer las condiciones de la imagen para darle un tratamiento previo, en este caso la sombra.

A esta investigación falta analizar el valor que tienen los píxeles sombreados de suelo y los de vegetación, para así no depender de una clasificación manual.

## Referencias Bibliográficas

- Calera, A. B. (2005). La evapotranspiración: concepto y metodología de cálculo. *Agua y Agronomía*. 1re edición. Editorial: Mudi-Prensa. Barcelona, España. 163-238.
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G., & Truchetet, F. (2008). Crop/weed discrimination in perspective agronomic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60(1), 49-59.
- Geipel, J., Link, J., & Claupein, W. (2014). Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system. *Remote Sensing*, 6 (11), 10335-10355.
- 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)
- Hui-Fuang, N. (2006). Automatic thresholding for defect detection. *Pattern recognition letters*, 27(14), 1644-1649.
- Kataoka, T., Kaneko, T., Okamoto, H., & Hata, S. (2003). Crop growth estimation system using machine vision. Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003), 2(Aim), 1079–1083. <https://doi.org/10.1109/AIM.2003.1225492>
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Sahoo, P. K., Soltani, S., Wong, A. K., & Chan, Y.C. (1988). A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 41(2), 233-260.
- 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.



- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., & Mortensen, D. A. (1995). Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1), 259-269.
- Xiao, J., Moody, A. (2005). A comparison of methods for estimating fractional Green vegetation cover within a desert-to-upland transition zone in central New Mexico, USA. *Remote Sensing of Environment*, 98, 237–250.
- Yang, C., Everitt, J. H., & Bradford, J. M. (2006). Comparison of QuickBird satellite imagery and airborne imagery for mapping grain sorghum yield patterns. *Precision Agriculture*, 7 (1), 33-44. doi:10.1007/s11119-005-6788-0.
- Yu, Z., Cao, Z., Wu, X., Bai, X., Qin, Y., Zhuo, W., Xiao, Y., Zhang, X., & Xue, H. (2013). Automatic image-based detection technology for two critical growth stages of maize: Emergence and three-leaf stage. *Agricultural and Forest Meteorology*, 174, 65-84.
- Zhang, L., Sun, X., Wu, T., & Zhang, H. (2015). An Analysis of Shadow Effects on Spectral Vegetation Indexes Using a Ground-Based Imaging Spectrometer. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*.  
<http://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2450218>