

---

# ANÁLISIS DE ÍNDICES DE VEGETACIÓN EN EL CULTIVO DE ARROZ EN LA FINCA LA TEBAIDA DEL MUNICIPIO DE CAMPOALEGRE

David Saavedra Mora

Arbey Cubillos Ortiz

Leidy Machado Cuellar

Valentín Murcia Torrejano

Diego Andrés Méndez Pastrana

*Grupo de Investigación Agroindustrial La Angostura*

*Semillero de investigación SEBI*

*Servicio Nacional de Aprendizaje SENA - Regional Huila - Centro de Formación Agroindustrial*

*Correspondencia autores: leidymachadocuellar@gmail.com*

**Resumen:** Un reto de la agricultura de precisión consiste en estudiar por medio de la teledetección el estado de la vegetación a partir de las medidas de reflectividad con independencia de todos los factores que pueden perturbar la radiométrica, como es el suelo. El cultivo de arroz puede cambiar rápidamente el comportamiento fenológico que puede ser monitoreado rápidamente con los IV. En este sentido, el estudio consistió en determinar los índices de vegetación NDVI, GNDVI, RVI, GVI, NGRDI, RG, TVI, NRVI y DVI en el cultivo de arroz, para lo que se realizaron vuelos con un dron DJI Matrice 600, mientras que la captura de fotos se realizó con una cámara multiespectral Parrot Sequoia, y las imágenes se procesaron mediante el software Pix4Dmapper. Se realizó un análisis de coeficiente de correlación múltiple (Pearson) y modelos de regresión lineal entre los índices de vegetación con el programa Infostat. En los resultados se encontró una alta precisión y superposición en el DMS; de igual modo, se encontró una correlación entre todos los IV excepto los RG. Los mejores modelos de regresión lineal para estimar el estado de vegetación presentaron un  $R^2$  por encima del 0,96, que fueron GNDVI, NGRDI, NRVI y DVI. Finalmente, se determinaron tres clústeres con NDVI, el primero con rangos de 0,63 a 0,99, el segundo entre 0,32 a 0,63 y el tercero de 0,1 a 0,3, lo que permitió analizar la vegetación.

**Palabras clave:** Clorofila, NDVI, dron, cámara multiespectral.

## ANALYSIS OF VEGETATION INDEXES IN RICE CULTIVATION ON THE FARM LA TEBADA OF THE MUNICIPALITY OF CAMPOALEGRE

**Abstract:** A challenge of precision agriculture is to study by means of remote sensing the state of the vegetation from the reflectivity measurements regardless of all the factors that can disturb the radiometric as is the soil. Rice cultivation can rapidly change the phenological behavior that can be rapidly monitored with IV. In this sense, the study was to determine the NDVI, GNDVI, RVI, GVI, NGRDI, RG, TVI, NRVI and DVI vein indexes in rice cultivation, for this purpose, a DJI Matrice 600 drone was made and for the capture of photos was used a multispectral camera called sequoia, the images were processed by software Pix4Dmapper. An analysis of multiple correlation coefficient (Pearson) and linear regression models between the vegetation indices with the Infostat program was performed. In the results we found a high precision superposition in the DMS, in the same way we found a correlation between all the IV except RG. The best linear regression models to estimate the vegetation status presented an  $R^2$  above the 0.96 that were GNDVI, NGRDI, NRVI and DVI. Finally, three clusters with NDVI were determined, the first with ranges from 0.63 to 0.99; second between 0.32 to 0.63 and the third 0.1 to 0.3 that allowed to analyze the vegetation.

**Key words:** Chlorophyll, NDVI, drone, multispectral chamber.

### Introducción

La agricultura de precisión se define como el manejo diferenciado de los cultivos a partir del conocimiento de la variabilidad espacial y temporal en una explotación agrícola, para mejorar el retorno económico y minimizar el impacto ambiental (Díaz y Cervigón, 2015; Pavón *et al.*, 2017). Para caracterizar esta variabilidad se utilizan herramientas tecnológicas como los Sistemas de Posicionamiento Global, conocidos como GPS, sensores de medición de planta-clima-suelo e imágenes multiespectrales obtenidas a partir de satélites y aviones o UAS/RPAS (Frankelius *et al.*, 2017; Han *et al.*, 2017), siendo estos los más utilizados en la agricultura de precisión (Khan *et al.*, 2018). El avance con los sistemas de drones permite la captura de grandes cantidades de información de manera precisa y rápida que aporta elementos para la toma de decisiones de los agricultores. Los sensores

de monitoreo permiten realizar controles en grandes extensiones en el desarrollo de los cultivos y mejorar la eficiencia en las prácticas agrícolas (Berrío *et al.*, 2015; Acosta Henríquez *et al.*, 2017), contribuyendo a optimizar la dispersión de compuestos fitosanitarios (herbicidas, fertilizantes y pesticidas) en áreas de interés en función de las condiciones climáticas para reducir el consumo de recursos hídricos (Díaz, 2015; Bright *et al.*, 2016); adicionalmente, se puede determinar variables como las enfermedades, plagas, arvenses y los posibles efectos futuros por las variaciones climáticas, como las heladas o sequías, entre otros.

La captura de información se realiza mediante cámaras con alta definición e información georreferenciada para su ubicación exacta (González *et al.*, 2016). Existen diversos tipos de cámaras o sensores como

RGB estándar, multiespectral, hiperespectral, infrarrojo o térmica, ópticos, 3D y fluorescencia, que permiten la caracterización de índices de vegetación (IV) (Mahlein, 2016; Khan *et al.*, 2018), para calcular estos, se usa las operaciones algebraicas entre las bandas de la imagen tratada respecto a parámetros de distancia y pendiente (Gröll *et al.*, 2007; González *et al.*, 2016). Los índices basados en distancia (Perpendicular Vegetation Index [PVI]) (Huete, 1988; Huete *et al.*, 2002) tienen la finalidad de minimizar el efecto del suelo en los casos donde la vegetación es escasa y los píxeles contienen una mezcla de vegetación verde y suelo de fondo. Los IV de pendiente Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse *et al.*, 1974; Gitelson *et al.*, 1996), Índice de Vegetación Transformado (Deering *et al.*, 1975), Ratio Vegetation Index (RVI), Normalized Ratio Vegetation Index (NRVI) indican tanto el estado como la abundancia de la cobertura y biomasa de la vegetación verde (Abaurrea, 2013; Khan *et al.*, 2018).

Estudios realizados por Dobermann y Fairhurst (2000) estiman el estado fisiológico del cultivo de arroz mediante la presencia o ausencia del color con el uso de tablas de colores (TCC), similar al índice de NDVI para la selección y mejoramiento de especies con capacidad adaptativa y rendimiento. En este contexto, es pertinente realizar estudios sobre el cultivo de arroz (*Oryza sativa*), ya que es el segundo alimento básico de la canasta familiar y de alto nivel comercial para la seguridad alimentaria; es por ello que las proyecciones demográficas de las Naciones Unidas y proyecciones de ingresos del Instituto de Investigación de Política Agrícola y Alimentaria (FAPRI), tienen expectativas con respecto a que la demanda mundial de arroz se incremente de 439 millones de toneladas (arroz elaborado) en el año 2010 a 496 millones de toneladas en el año 2020, y ascienda a 555 millones de toneladas en 2035, teniendo cambios significativos con un crecimiento global del 26% en los siguientes 25 años; pero que podrá declinar con

el paso del tiempo, debido a un crecimiento lento de la productividad y competitividad y manejo inadecuado del cultivo del arroz.

Las tendencias de mercado de arroz en Colombia han estado marcadas por el consumo más que por la oferta, lo que se refleja en las exportaciones e importaciones. Según el Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural (2018), las exportaciones de Colombia para el 2017 fueron de 2.153 t/año, y en el año 2018, hasta el mes de mayo, un total de 1.233 t. Los principales países de destino fueron Venezuela, Curazao, Canadá y Chile, y las importaciones para el 2017 fueron de 127.081 t/año, y en el 2018, hasta el mes de abril, un total de 40.524 t de los países de origen, como Estados Unidos, Ecuador y Tailandia.

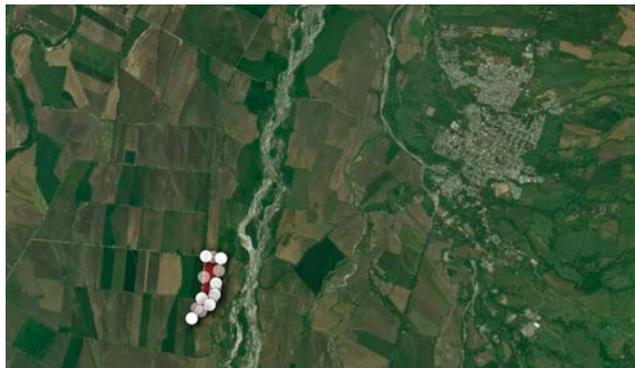
Lo anterior hace evidente que Colombia debe avanzar en mejorar la tecnificación de la producción, para así lograr suplir la demanda propia, teniendo en cuenta que es el segundo producto con mayor consumo de la canasta familiar (DANE, 2015), con un área sembrada del “12% del área cosechada y representa el 30% de los cultivos transitorios, su producción es del 6% del valor de la producción agropecuaria y el 10% de la actividad agrícola en Colombia (FEDEARROZ, 2016).

## Materiales y métodos

### Área de estudio

La investigación se realizó en la vereda La Vuelta, el predio de arroz está ubicado en el municipio de Campoalegre, Huila, localizado a N 2°41'06.30", W -75°19'35.91', a una altitud 612 msnm, en la zona norte del departamento del Huila (figura 1). Las condiciones climáticas de la zona son: temperatura promedio de 28 °C, humedad relativa promedio de 62%, precipitación promedio anual de 1300 a 1800 mm con dos periodos de lluvia, y el resto del año prevalece la sequía (Saavedra *et al.*, 2017). Según Holdridge (1987), la clasificación

ecológica en el municipio de Campoalegre se encuentra en una zona de vida de Bosque Seco Tropical (Bs-T).



**Figura 1.** Área de estudio.

El predio donde se realizó la investigación tiene una extensión de 24 hectáreas, con cultivos de cacao (*Theobroma cacao* L.), mango (*Mangifera indica*), guanábana (*Annona muricata* L.), arroz (*Oryza sativa*) y especies arbóreas en diferentes estratos (*Cecropia peltata* L.; *Ochroma pyramidale* Urb.; *Cordia alliodora* [Ruiz y Pav.] Oeken; *Psidium guajava* L., *Morinda citrifolia* L.) que sirven como sombra. El cultivo de arroz evaluado tiene una extensión de 11,4 hectáreas y para el estudio se dividió en dos zonas, la primera, 6 ha con 45 días de siembra, y la segunda, 5,4 ha con 110 días siembra. El manejo agronómico que se realiza en el área de estudio es control de arvenses de forma manual y sistema de riego por inundación.

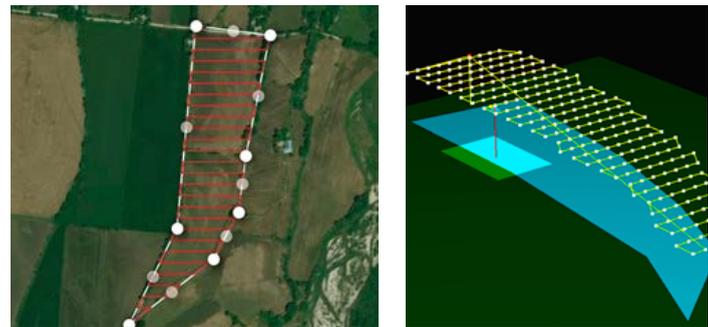
### Equipos para el levantamiento de la información

Se usó una cámara multispectral denominada sequoia que tiene tres principios: precisión excepcional, tamaño y peso mínimo y facilidad de uso. Las bandas espectrales que miden el estado de la vegetación son: verde (550 nm de longitud de onda, 40 nm), roja (660 nm de longitud de onda, 40 nm), banda roja (735 nm de longitud de onda, 10 nm) e infrarrojo cercano (longitud de onda 790 nm, ancho de banda de 40 nm). La toma de

fotografías se realizó por medio de un dron marca DJI Matrice 600, que tiene asistencia de GPS que permite el monitoreo de la ubicación.

### Diseño de vuelo

Para el diseño del vuelo se usó la aplicación con licencia de uso gratuita PrecisionFlight, que facilita la planificación automática del vuelo, permitiendo la recolección de los datos correctos; además, permite la importación de la misión en los dispositivos para volar sin conexión de internet. Los criterios para realizar el vuelo fueron: una altura de 80 m, con una velocidad de 3,4 cm/px. Para el área de evaluación fue de 12 minutos para realizar el recorrido de 11,9 hectáreas (figuras 2a y 2b).



**Figura 2a.** Diseño del área y recorridos en el cultivo de arroz. **Figura 2b.** Selección de criterios del vuelo.

### Determinación de variables

Para determinar los índices de vegetación, se relacionaron las bandas Green, Red, Nir, Red Edge y Near Infrared realizando los cálculos correspondientes:

**Tabla 1.** Índices de vegetación para la determinación de vigorosidad de cultivo

Codificación	Índice de vegetación	Autor
NDVI	Índice normalizado diferencial de vegetación	Rouse <i>et al.</i> , 1974; Gitelson <i>et al.</i> , 1996
GNDVI	Índice de vegetación de diferencia normalizada verde	Kemerer, 2007

RVI	Índice vigor relativo	Pearson y Miller, 1972
GVI	Índice de vegetación verde	Sripada <i>et al.</i> , 2006; Richardson y Wiegand, 1977
NGRDI	Índice de diferencia rojo verde normalizado	Gitelson <i>et al.</i> , 2002
RG	Índice relacionadas con NDVI	García-Cervigon <i>et al.</i> , 2015
TVI	Índice de vegetación transformado	Deering y colaboradores, 1975
NRVI	Índice de vegetación de cociente normalizado	Baret y Guyot, 1991
DVI	Índice de vegetación de diferencia	Richardson y Wiegand, 1977

## Análisis de datos

Para realizar el análisis de los datos se descargaron las imágenes, se eliminaron aquellas que fueron tomadas durante el alza del vuelo y regreso, así como también sobre los bordos fuera del área de monitoreo. Luego, a través del software Pix4Dmapper se generó los mapas indexados y ortomosaicos para permitir el reconocimiento digital y el análisis de datos. Una vez se tuvo los ortomosaicos, se realizaron los cálculos de los índices de vegetación (tabla 1) y se correlacionaron mediante un análisis de coeficiente de correlación múltiple (Pearson) y modelos de regresión lineal entre los índices de vegetación. Los análisis se realizaron empleando el paquete estadístico Infostat (Di Rienzo *et al.*, 2018).

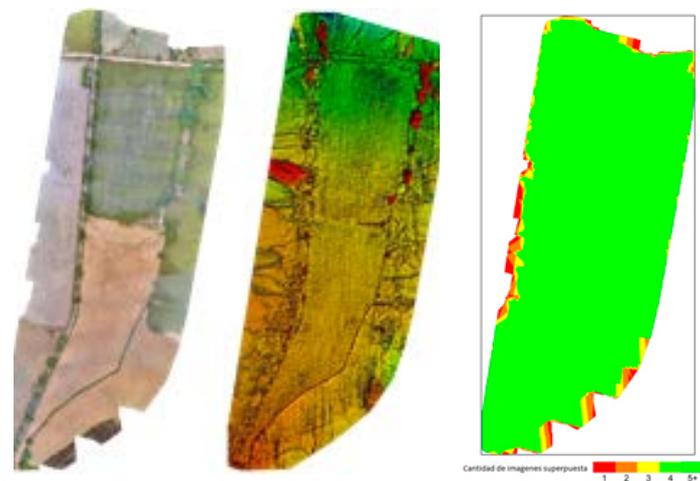
## Resultados

### Calidad de los resultados

Mediante el procesamiento de ortomosaico (DMS) generado con RBG, se obtuvo una calibración de 10180,2 de coincidencias por imagen calibrada, que corresponde a una malla de puntos de 92225 con diferencias relativas del 0,75% entre los parámetros de la cámara interna y la optimizada; así, se logró tener una incertidumbre media

(0,48 ± 0,08) en la orientación y posición de las coordenadas X, Y y Z de la cámara con relación a los ángulos. La precisión de geolocalización fue de 0,024 cm con CV de 1,48 en X, Y y Z lo que permite tener una alta exactitud de los resultados frente a la variación porcentual de los índices de vegetación (IV). Estos resultados tuvieron menor error del píxel frente a estudios realizados por Han *et al.* (2017) mediante el uso de programas para la determinación IV con error de 0,285 cm en el píxel.

En el modelo de superficie digital (DSM) (figura 3a) se estable las zonas verdes y los puntos altos (color rojo), mientras que en la superposición (figura 3b) las áreas rojas y amarillas indican una superposición baja que puede generar resultados pobres. Las áreas verdes indican una superposición de más de cinco (5) imágenes por cada píxel, lo que significa que no hubo incidencia para la determinación de IV en el área de estudio. En estudios realizados por Khan *et al.* (2018) se concluyó que las imágenes RGB proporcionan una fácil solución para la estimación de las IV con alta exactitud que genera un valor agregado para la agricultura de precisión.



**Figura 3a.** Ortomosaico y el escaso modelo de superficie digital (DSM) correspondiente antes de la densificación. **Figura 3b.** Número de imágenes superpuestas calculadas para cada píxel del ortomosaico, en cultivo de arroz en dos etapas fenológicas, la primera 6 ha con 45 días de siembra, y la segunda 5,4 ha con 110 días siembra.

### Análisis de correspondencia de los índices de vegetación

En el análisis de correspondencia múltiple de los índices de vegetación se encontró una alta correlación de 0,99, aunque se puede resaltar los índices de vegetación (NDVI, GNDVI, NGRDI, NRVI y DVI). Sin embargo, el índice RG fue quien tuvo menos relación, variaciones de 0,88 a 0,97 (tabla 2). La correlación entre los índices

y la variabilidad de los datos se debe principalmente a la cantidad de clorofila presente por cada píxel con relación al ajuste del suelo, la cual se define con la malla de puntos realizada con los píxeles del suelo sin vegetación (Thiam e Eastman, 1992; Maya *et al.*, 2004). En estudio realizado en cultivos de maíz encontraron que los NDVI, RVI, GVI y GNDVI tuvieron mayor correlación para la estimación del rendimiento (Cittadini *et al.*, 2016).

**Tabla 2.** Coeficiente de correlación múltiple (Pearson) de los índices de vegetación.

Variables	NDVI	GNDVI	RVI	GVI	NGRDI	RG	TVI	NRVI	DVI
NDVI	1,00								
GNDVI	<b>0,99</b> <.0001	1,00							
RVI	0,95 <.0001	0,96 <.0001	1,00						
GVI	0,95 <.0001	0,97 <.0001	0,99 <.0001	1,00					
NGRDI	<b>0,99</b> <.0001	0,99 <.0001	0,98 <.0001	0,98 <.0001	1,00				
RG	0,92 <.0001	0,94 <.0001	0,96 <.0001	0,96 <.0001	0,95 <.0001	1,00			
TVI	0,95 <.0001	0,95 <.0001	0,89 <.0001	0,99 <.0001	0,94 <.0001	<b>0,88</b> <.0001	1,00		
NRVI	0,95 <.0001	0,96 <.0001	0,99 <.0001	0,99 <.0001	0,98 <.0001	0,96 <.0001	0,89 <.0001	1,00	
DVI	<b>0,98</b> <.0001	<b>0,99</b> <.0001	0,91 <.0001	0,93 <.0001	0,97 <.0001	<b>0,89</b> <.0001	0,96 <.0001	0,91 <.0001	1,00

< Indican coeficientes de correlación altamente significativos (P<0.0001).

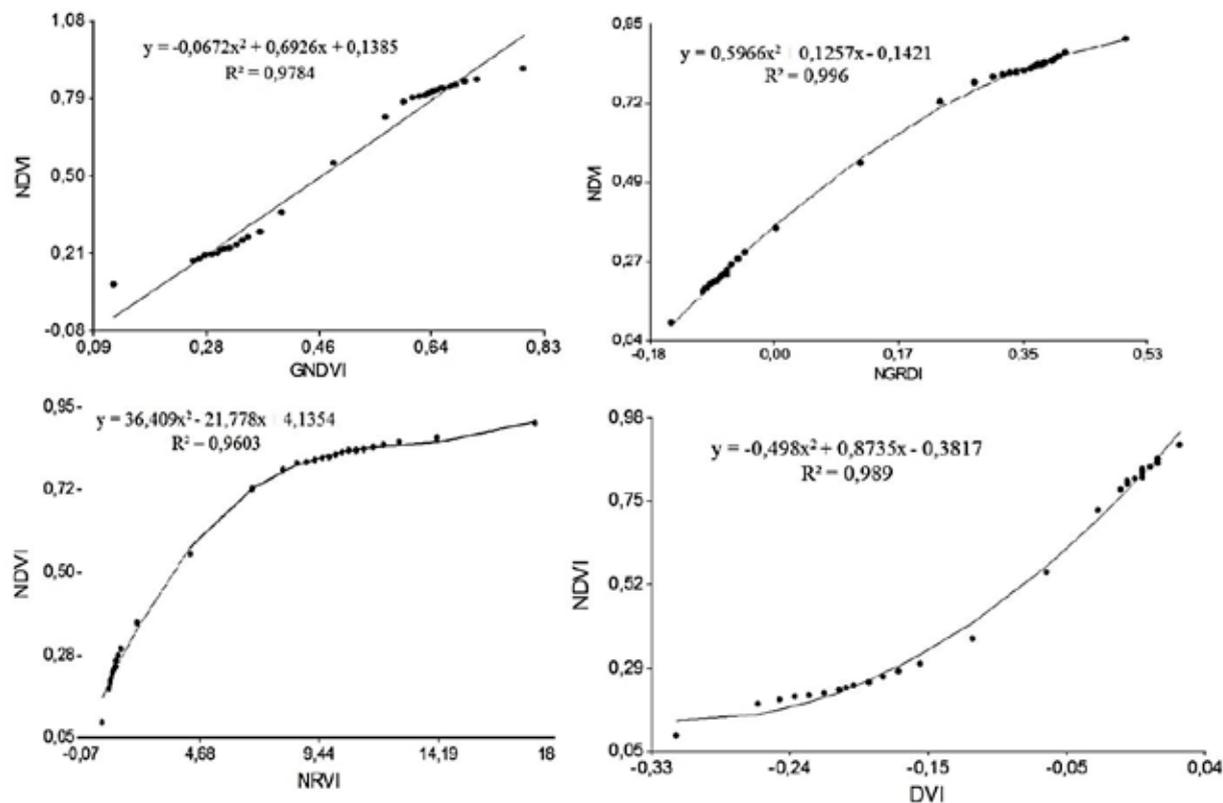
Donde: NDVI: Índice Normalizado Diferencial de Vegetación; GNDVI: Índice de Vegetación de diferencia Normalizada Verde; RVI: Índice de Vigor Relativo; GVI: Índice de Vegetación Verde; NGRDI: Índice de Diferencia Rojo Verde Normalizado; RG: Índice Relacionado con NDVI;

TVI: Índice de Vegetación Transformado; NRVI: Índice de Vegetación de Cociente Normalizado; DVI: Índice de Vegetación de Diferencia.

## Análisis de regresión de los principales índices de vegetación

Con el análisis de regresión lineal con los valores del Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI), en función de los índices de vegetación GNDVI, NGRDI, NRVI y DVI, mediante la determinación del coeficiente  $R^2$  que indica la precisión de los modelos calculados ajustados a la relación NDVI, se encontró una alta correlación superior al 0,95%, que quiere decir que al no tener todas las bandas de la cámara espectral podríamos determinar el

nivel del estado de la cobertura vegetal y estimación de clorofila con estos IV. El índice GNDVI tiene una explicación con  $R^2 = 0,978$ ; para la construcción de este índice se usa las bandas Nir y Green; en el caso de NGRDI, en función de NDVI, fue de  $R^2 = 0,996$ , con bandas de la cámara espectral Green y Red. Con relación al Índice de Vegetación de Cociente Normalizado (NRVI), el modelo de regresión fue de  $R^2 = 0,9603$ , y para DVI con  $R^2 = 0,989$ , estos dos índices se determinan a partir de las bandas Nir y Red.



**Figura 4.** Modelos de regresión lineal con los principales índices de vegetación: GNDVI, NGRDI, NRVI y DVI en función de NDVI. La descripción de la codificación se encuentra en la tabla 1.

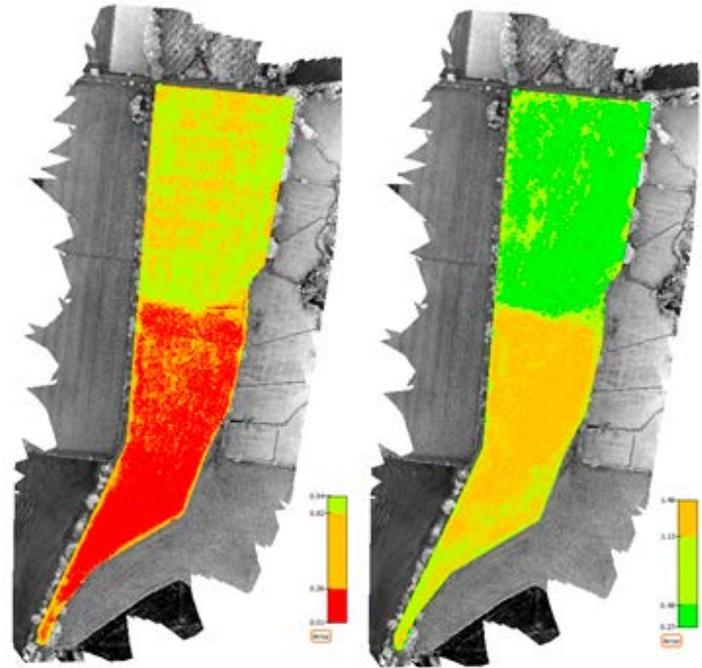
Estudios similares realizados por Díaz García (2015) a partir de imágenes tomadas con dron en cultivos de arroz, reportan una alta correlación entre el índice GNDVI en función de NDVI con un  $R^2 = 0,9508$ ; igual entre GVI con una estimación de  $R^2 = 0,94$ , y en RG sin encontrar una relación importante con  $R^2 = 0,06$  relacionado con la

variación de los datos. De igual forma, en estudios realizados en cultivos de maíz (Abaurrea, 2013), evaluando diferentes índices de distancia y pendiente, determinaron un  $R^2 = 0,94$ , donde los índices que se ajustaron visualmente fueron NRVI y NDVI.

## Vigorosidad del arroz con los principales índices de vegetación

La vigorosidad de la vegetación del arroz mediante índice normalizado diferencial de vegetación (NDVI), en un clúster de clasificación -1 a 1, donde 1 se refiere a zonas más densas o con mayor clorofila, y -1 indica una zona sin vegetación (García y Martínez, 2010), se determinaron tres zonas, la primera en una extensión de 5,84 ha que corresponde al 53,13% del área de estudio, donde estaba sembrado el arroz con 45 días con los valores mayores de 0,63 a 0,94 de NDVI; estos resultados fueron similares a los encontrados por García y Martínez (2010), quienes en estudios de la identificación de arroz por medio de imágenes satelitales determinaron el NDVI con promedio de 0,57. Según Ren *et al.* (2008), los valores altos se deben a los procesos de fotosíntesis activos con rangos de 0,2 a 0,8, y los cultivos entre 0,4 a 0,9 que dependen del índice foliar y del suelo. Por otra parte, los niveles de NDVI están basados en que las hojas con mayor índice foliar pueden reflejar luz en el infrarrojo cercano, y cuando la planta presenta deshidratación o, por el contrario, un desarrollo fenológico avanzado, reflejan menos luz Nir, aunque tengan la misma cantidad de rango visible (Esser *et al.*, 2002), similar a lo encontrado en el área de color rojo. Por lo tanto, los valores intermedios de IV se deben a la presencia de arvenses, plantas de arroz con mayor desarrollo fisiológico y el efecto de encharcamiento de agua por el sistema de riego de inundación.

Al revisar el ortomosaico se determinó un segundo clúster o área que corresponde al arroz sembrado con 110 días, con menor NDVI entre 0,01 a 0,32, y la tercera área de 0,57 ha con valores intermedios de 0,32 a 0,63. Al comparar el GR que tuvo menor correlación con el NDVI, se determinó una sobreestimación del área, y que los clústeres no se ajustan totalmente a las condiciones fisiológicas del cultivo. Los valores bajos se pueden presentar por tres situaciones, según Boken (2005): por



**Figura 5a.** Ortomosaico de reflectancia del Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI). **Figura 5b.** Ortomosaico de reflectancia del Índice Relacionado con NDVI (RG). Ambas correspondientes a un cultivo de arroz en dos etapas fenológicas, la primera 6 ha con 45 días de siembra, y la segunda 5,4 ha con 110 días siembra.

el suelo desnudo que no tiene reflectancia, por una cobertura por debajo del 15%, y por la biomasa en estado de senescencia.

## Conclusiones

Los índices mostraron una buena estimación de las condiciones de dosel del cultivo de arroz, permitiendo tener una alta correlación, en donde sobresalen los índices de vegetación GNDVI, NGRDI, NRVI y DVI respecto al índice NDVI, que servirá como línea base para la estimación en otros cultivos. Al realizar los clústeres, se logró identificar tres predominantes por el tiempo de siembra, estadio fenológico y otra vegetación, aunque se identificó que se requiere la verificación en campo para sobreestimar los resultados; esto permitió tener rangos 0 a 1, que son los niveles normales para cultivos densos.

## Referencias bibliográficas

- Abaurrea P, M. (2013). "Comparación de índices de vegetación en zona semiárida de Navarra". 32 p.
- Acosta Henríquez, G. F. y Mendoza Torres, C. M. (2017). "Aplicaciones de los drones en la agricultura". *Anuario de Investigación*, 6: 351-365.
- Berrío M., V. A.; Mosquera T., J.; y Alzate V., D. F. (2015). "Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión". *@Limen-tech Ciencia Y Tecnología Alimentaria*, 13: 28-40.
- Boken, V. K.; Cracknell, A. P.; y Heathcote, R. L. (2005). *Monitoring and predicting agricultural drought: a global study*. Oxford University Press.
- Bright, L. Z.; Handley, M.; Chien, I.; Curi, S.; Brownworth, L. A.; D'hers, S.; Elman, N. M. (2016). "Analytical models integrated with satellite images for optimized pest management". *Precision Agric*, 17: 628-636.
- Cittadini, M.; Del Boca, A.; Fuentes, L. E.; y Nardi, F. E. (2016). "Relación entre índices de vegetación y rendimiento en maíz" (Bachelor's thesis). Universidad de Córdoba.
- Di Rienzo, J.A.; Casanoves, F.; Balzarini, M. G.; González, L.; Tablada, M.; Robledo, C. W. InfoStat versión (2018). Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. Disponible en: <http://www.infostat.com.ar>
- Díaz, J. y Cervigón, J. (2015). "Estudio de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde UAS/RPAS y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión". Universidad Complutense de Madrid.
- Dobermann, A. y Fairhurst, T. (2000). "Manejo del nitrógeno en arroz". *Revista Informaciones Agronómicas*, 68: 1-6.
- Esser, A.; Ortega, R.; y Santibáñez, O. (2002). "Viticultura de precisión: Nuevas tecnologías para mejorar la eficiencia productiva en viñas". *Agronomía y Foc*, 5(15): 4-9.
- Frankelius, P.; Norrman, C.; y Johansen, K. (2017). "Agricultural Innovation and the Role of Institutions: Lessons from the Game of Drones". *Agric Environ Ethics*, 1-27. Obtenido de <https://doi.org/10.1007/s10806-017-9703-6>
- García, S. A. y Martínez, L. J. (2010). "Satellite image based method for rice (*Oryza sativa* L.) crop identification". *Agronomía Colombiana*, 28(2): 281-290.
- Gitelson, A. A.; Kaufman, Y. J.; y Merzlyak, M. N. (1996). "Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS". *Remote sensing of Environment*, 58(3): 289-298.
- Gitelson, A. A.; Kaufman, Y. J.; Stark, R.; y Rundquist, D. (2002). "Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction". *Remote sensing of Environment*, 80(1): 76-87.
- González, A.; Amarillo, G.; Amarillo, M.; y Sarmiento, F. (2016). "Drones aplicados a la agricultura de precisión". *Revista Especializada en Ingeniería*, 10: 23-37.
- Gröll, K.; Graeff, S.; y Claupein, W. (2007). "Use of vegetation indices to detect plant diseases". In GIL Jahrestagung (pp. 95-98)
- Han, Y. G.; Jung, S. H.; y Kwon, O. (2017). "How to utilize vegetation survey using drone image and image analysis software". *Journal of Ecology and Environment*, 41(1): 18.
- Holdridge, L. R. (1987). "Ecología basada en zonas de vida" (No. 83). *Agroamérica*.
- Huete, A. R. (1988). "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)". *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309.
- Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodríguez, E. P.; Gao, X.; y Ferreira, L. G. (2002). "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices". *Remote sensing of*

- environment*, 83(1-2): 195-213.
- Kemerer, A.; Di Bella, C.; Melchiori, R.; Benech, A.; y Álvarez, R. (2007). "Comparación de índices espectrales para la predicción del IAF en canopeos de maíz". In XII Congreso de Teledetección Google Scholar.
- Khan, Z.; Eichi, V. R.; Haefele, S.; Garnett, T.; y Miklavcic, S. J. (2018). "Estimation of vegetation indices for high-throughput phenotyping of wheat using aerial imaging". *Plant Methods*, 1-11. Obtenido de <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0287-6>
- Khan, Z.; Rahimi-Eichi, V.; Haefele, S.; Garnett, T.; y Miklavcic, S. J. (2018). "Estimation of vegetation indices for high-throughput phenotyping of wheat using aerial imaging". *Plant Methods*, 14(1): 20.
- Mahlein, A. K. (2016). "Plant disease detection by imaging sensors - parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping". *Plant Disease*, 2: 241-251.
- Maya, Y.; Lacaze, B.; Monteforte, M.; y Passini, M. F. (2004). "Análisis de imágenes SPOT: erosión en la región montañosa del sur de la Península de Baja California, México". *Terra Latinoamericana*, 22(1): 23-34.
- Pavón Pulido, N.; López Riquelme, J. A.; Torres, R.; Morais, R.; y Pastor, J. A. (2017). "New trends in precision agriculture: a novel cloud-based system for enabling data storage and agricultural task planning and automation". *Precision Agric*, 18: 1038-1068.
- Pearson, R. L. y Miller, L. D. (1972). "Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie". En *Remote Sensing of Environment*, VIII (p. 1355).
- Ren, J.; Chen, Q.; y Zhou H., Tang (2008). "Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China". *Intl. J. Appl. Earth Observ. Geoinform.* 10: 403-413.
- Richardson, A. J. y Wiegand, C. L. (1977). "Distinguishing vegetation from soil background information". *Photogrammetric engineering and Remote Sensing*, 43(12): 1541-1552.
- Rouse Jr., J.; Haas, R. H.; Schell, J. A.; y Deering, D. W. (1974). *Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS*.
- Saavedra. D.; Machado, L.; Murcia, V.; y Rodríguez, D. (2017). "Incidencia de las condiciones climáticas sobre el cultivo de arroz (*Oryza sativa*) en el Municipio de Campoalegre-Huila". *Rev. Agropecuaria y Agroindustrial La Angostura*. 10-25.
- Sripada, R. P.; Heiniger, R. W.; White, J. G.; y Meijer, A. D. (2006). "Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn". *Agronomy Journal*, 98(4): 968-977.
- Thiam, A. y Eastman, R. (1992). "Vegetation indices". Cap. 13. pp. 1-16. In: Eastman, J.R. (ed.). *User's guide IDRISI Version 4.0*. Clark University. Worcester, MA.