

## Artículo Científico

# Aplicación de 2 modelos basados en teledetección para estimar la producción primaria neta aérea en un sistema pastoril en la Altillanura colombiana

## *Application of 2 models based on remote sensing to estimate aerial net primary production in a pastoral system in the Colombian Altillanura*

RAÚL ALEJANDRO DÍAZ GIRALDO, MAURICIO ÁLVAREZ DE LEÓN†, OTONIEL PÉREZ LÓPEZ, SONIA LUCÍA GUTIÉRREZ PARRADO, Y MIGUEL ANDRÉS ARANGO ARGOTI

C.I. La Libertad, Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia), Villavicencio, Colombia. [agrosavia.co](http://agrosavia.co)

†Fallecido el 24 de mayo de 2023

### Resumen

La evaluación de la Producción Primaria Neta Aérea (PPNA), medida como la cantidad de materia seca (MS) acumulada por las plantas en la biomasa aérea, es fundamental para las decisiones de manejo en sistemas de producción bovina basados en pasturas. Este estudio tuvo como objetivo comparar 2 modelos para estimar la PPNA usando datos colectados usando sensores remotos: uno empírico usando la regresión lineal (MERL) entre índices de vegetación y biomasa vegetal y otro semi-empírico, basado en la eficiencia del uso de la radiación por parte de las plantas (VPM). Se monitorearon 14 potreros de *Urochloa humidicola* CIAT 6133 cultivar 'Llanero' (de 3.1 ha cada uno) manejados bajo pastoreo, con 30 días de descanso. La información espectral se obtuvo de un sensor Sentinel 2 integrado para calcular los índices Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), Índice de Vegetación Mejorado (EVI) y el Índice de Agua de la Superficie Terrestre (LSWI). Los datos de radiación global se obtuvieron de una estación meteorológica de campo. El mejor índice fue el NDVI con un  $R^2$ , error cuadrático medio (RMSE) y error relativo de predicción (RE, %) de 0.68, 99.5 y 16.42 para MERL, y de 0.79, 103.62 y 17.16 para VPM, respectivamente. Los modelos MERL y VPM demostraron ser herramientas potencialmente útiles para la estimación de PPNA a partir de imágenes Sentinel 2A.

**Palabras clave:** Forrajes, NDVI, sabanas tropicales, Sentinel 2A, *Urochloa humidicola*.

### Abstract

The assessment of Net Above-ground Primary Production (NAPP), measured as accumulated dry matter (DM) by plants in above-ground biomass, is crucial for management decisions in cattle production systems based on pastures. This study aimed to compare 2 models for estimating NAPP using data collected via remote sensing: one empirical model using linear regression (ELR) between vegetation indices and plant biomass and another semi-empirical model based on plant radiation use efficiency (RUE). Fourteen pastures of *Urochloa humidicola* CIAT 6133 cultivar 'Llanero' (each 3.1 ha) managed under grazing with 30 days of resting period were monitored. Spectral information was obtained from a Sentinel 2 sensor to calculate the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI), and Land Surface Water Index (LSWI). Global radiation data were collected from a field meteorological station. The best-performing index was NDVI, with  $R^2$ , root mean square error (RMSE), and relative prediction error (RE, %) of 0.68, 99.5, and 16.42 for ELR, and 0.79, 103.62, and 17.16 for RUE, respectively. Both ELR and RUE models demonstrated their potential for use as tools for NAPP estimation from Sentinel 2A images in tropical forage pastures.

**Keywords:** Forages, NDVI, Sentinel 2A, tropical savannas, *Urochloa humidicola*.

**Correspondencia:** Raúl Alejandro Díaz Giraldo, Agrosavia.  
Centro de Investigación La Libertad. Km 17, vía Puerto López,  
Villavicencio, Colombia. E-mail: [mideelcampo@gmail.com](mailto:mideelcampo@gmail.com)

## Introducción

Los pastos constituyen la principal fuente de alimentación que sustenta la producción ganadera en muchas zonas tropicales. En los Llanos Orientales de Colombia, el establecimiento de pastos mejorados, especialmente del género *Urochloa*, antes *Brachiaria* ([Cook y Schultze-Kraft 2015](#); [Rincón et al. 2019](#)), está bastante difundido y esa especie ha contribuido a mejorar la productividad en las fincas ganaderas debido a su amplia gama de adaptación, especialmente por su tolerancia a suelos ácidos y alta producción de biomasa ([Rivas y Holmann 2004](#); [Pardo y Pérez 2010](#); [Rincón y Caicedo 2010](#)).

La producción primaria neta aérea (PPNA) constituye la cantidad de biomasa seca (MS) acumulada por las plantas gracias al proceso de fotosíntesis, la cual se expresa en unidades de peso por espacio y tiempo. En los sistemas ganaderos basados en pasturas, la PPNA es la cantidad de biomasa disponible para el consumo animal, por lo que la estimación de este parámetro se convierte en un dato clave para el manejo sostenible de los pastos ([Cristiano et al. 2012](#); [Rosa y Sano 2013](#); [Yuchao Yang et al. 2018](#)). A nivel de potrero, se han usado con éxito diversos métodos para la estimación directa de PPNA a partir de cortes de biomasa; sin embargo, esa metodología presenta limitaciones para estimaciones a escala regional ([Gallego et al. 2017](#); [Pezzani et al. 2017](#)).

En ese sentido, la teledetección permite abarcar un área mayor para el estudio de las variaciones espaciales y temporales de la cobertura de pastos a partir de sus propiedades ópticas, pero los modelos utilizados para estimar la disponibilidad de biomasa son empíricos o semi-empíricos. Los modelos empíricos generalmente involucran relaciones estadísticas entre índices de vegetación (IV) y mediciones de biomasa efectuadas en campo ([Tucker 1979](#); [Dungan 1998](#); [Marshall et al. 2018](#)). Por ejemplo, en la Altillanura colombiana, Díaz et al. (2019) utilizaron una regresión lineal entre el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) y los datos de disponibilidad de forraje para estimar PPNA. De manera similar, Tucker et al. (1983) utilizaron una regresión lineal y logarítmica para estimar la disponibilidad de biomasa forrajera a partir de índices de vegetación en la región del Sahel en Senegal.

Los modelos semi-empíricos, también conocidos como modelos de fotosíntesis de la vegetación (VPM), se basan en la eficiencia del uso de la radiación ([Monteith 1972](#)), lo que permite utilizar la información espectral proporcionada por plataformas satelitales para estudiar a escala regional diferentes procesos asociados con la

producción de pastos, entre los que se incluye la PPNA ([Paruelo et al. 2000](#); [Awaya et al. 2004](#); [Wu WeiXing et al. 2008](#); [Madugundu et al. 2017](#)). Estos modelos también utilizan los IV y se basan en la radiación fotosintéticamente activa absorbida (APAR) por los tejidos vegetales verdes y la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) para transformar la energía lumínica en materia seca ([Grigera 2011](#); [Paruelo et al. 2011](#); [Gallego et al. 2017](#)). Los modelos semi-empíricos utilizan factores de regulación a la baja como Tesc y Wesc, correspondientes a valores escalares de temperatura y agua, respectivamente ([Xianming Xiao et al. 2004a](#); [Liang et al. 2012](#)).

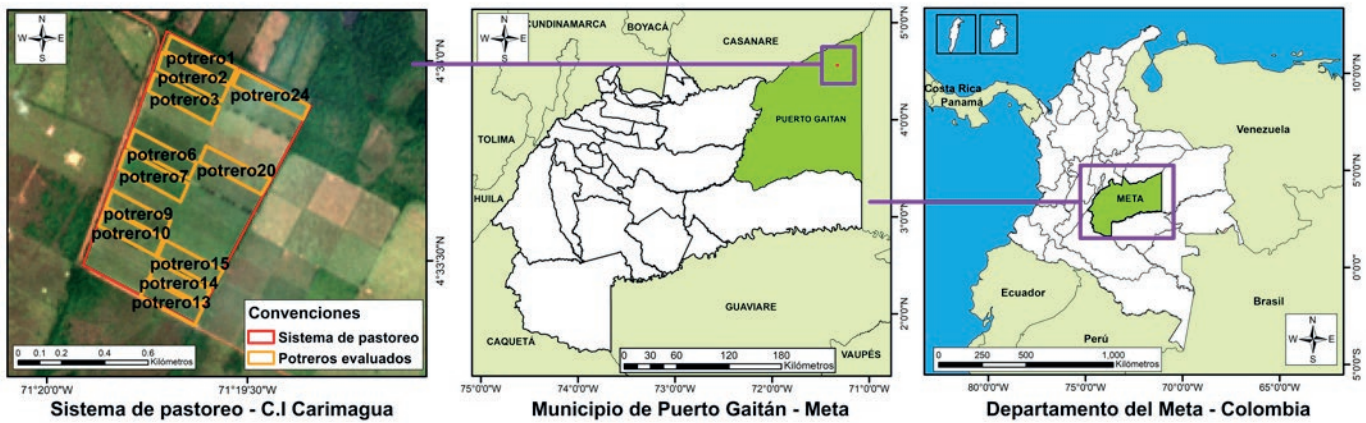
Entre los índices de vegetación, el NDVI ha sido utilizado ampliamente para estimar la PPNA, aunque se reconoce que es sensible al contenido de humedad en el suelo y tiende a saturarse por la alta absorción de los pigmentos de clorofila a medida aumenta la cubierta de hojas ([Carlson y Ripley 1997](#); [Huete et al. 2002](#); [Ollinger 2011](#); [Subhashree et al. 2023](#)). Para superar esas limitaciones se han desarrollado nuevos índices como el EVI (Índice de Vegetación Mejorado), que fue utilizado por Kawamura et al. (2005) en la estepa Xilingol de Mongolia para estimar la disponibilidad de forraje verde y por Hao Shi et al. (2017) para el análisis de rendimiento de cultivos a partir de los datos micro-meteorológicos obtenidos de torres Eddy Covariance, dentro de la red FLUXNET, e imágenes del sensor MODIS. Entre los índices de vegetación disponibles, el NDVI y EVI han sido los más utilizados, porque relacionan el vigor de la vegetación y la biomasa disponible ([Madugundu et al. 2017](#)).

El objetivo de este trabajo fue evaluar el potencial de los índices de vegetación derivados de Sentinel 2A para estimar la PPNA a partir de un modelo de regresión lineal empírico (MERL) y un modelo semi-empírico que considera la actividad fotosintética de la vegetación (VPM).

## Materiales y Métodos

### Ubicación

El estudio se realizó en el Centro de Investigación Carimagua de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia), especializado en sistemas de producción agrícola, agroforestal y vacunos, georreferenciada por las coordenadas 4°34'16.41" N y 71°20'4.69" O, y se encuentra a una altitud de 167 metros sobre el nivel del mar (msnm). El Centro Carimagua está ubicado en la Altillanura del municipio de Puerto Gaitán del departamento del



**Figura 1.** Sitio de estudio en el centro de investigación Carimagua de la corporación colombiana de investigación agropecuaria – Agrosavia, Meta, Colombia.

Meta, Colombia (Figura 1). Durante el período en que se desarrolló el experimento la precipitación media anual fue de 2,345 mm, con una estación seca bien definida desde diciembre a marzo, la temperatura media de 26 °C (máxima 33 °C y mínima 22 °C) y la humedad relativa media anual de 76%.

#### Toma de muestras

El área donde se desarrolló el estudio corresponde a un sistema de pastoreo rotacional de *Urochloa humidicola* CIAT 6133 cultivar 'Llanero' (syn. *Brachiaria humidicola*; antes *Brachiaria dictyoneura*) (Cook y Schultze-Kraft 2015; Rincón et al. 2019), con una carga de 2.0 animales/ha, trabajando con ganado cebuino de cría. La oferta de forraje observada (PPNA<sub>OBS</sub>) se evaluó en potreros (PE) de 3.1 ha, a los 30 días de rebrote, con base en la metodología descrita por Rincón et al. (2018). Las muestras fueron pesadas en fresco y luego secadas en una estufa de aire forzado a 60 °C por 72 horas (Rincón 2011) y pesadas nuevamente para obtener el peso seco y el contenido de MS en las muestras colectadas.

#### Análisis de imágenes y cálculo de índices de vegetación

Las imágenes del área de estudio fueron descargadas en el sitio web de Earth Explorer ([earthexplorer.usgs.gov](http://earthexplorer.usgs.gov)), portal de libre acceso del Servicio Geológico de los Estados Unidos-USGS. Se obtuvieron 3 imágenes del satélite Sentinel 2A libres de nubes para las fechas 8 de diciembre de 2015 (Img1), 7 de enero (Img2) y 15 de noviembre (Img3) del 2016, las cuales coincidieron con la PPNA<sub>OBS</sub> en los 14 potreros evaluados (PE 2, PE 3, PE 6, PE 7, PE 9, PE 10, PE 13 y PE 15 para la Img1; PE 9, PE 13 y PE 14 para la Img2; y PE 1, PE 20 y PE 24 para la Img3).

Se utilizó la caja de herramientas de corrección atmosférica DOS1 en el software libre QGIS 2.18.14 (QGIS 2013); las bandas utilizadas para el estudio de la vegetación correspondieron al azul (B), rojo (R), el infrarrojo cercano (NIR) y el infrarrojo de onda corta (SWIR 1). Los índices de vegetación generados fueron el NDVI (Rouse et al. 1973), el EVI (Huete et al. 1997) y el LSWI (Xianming Xiao et al. 2004b), de acuerdo con las ecuaciones 1, 2 y 3, respectivamente.

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 (NIR - R) / [(NIR + (6 * R) - (7.6 * B)) + 1] \quad (2)$$

$$LSWI = (NIR - SWIR1) / (NIR + SWIR1) \quad (3)$$

donde: R corresponde a la banda espectral del rojo, NIR a la banda del infrarrojo cercano y la banda SWIR1 al infrarrojo de onda corta de Sentinel 2A.

#### Estimación de la PPNA a partir de un modelo empírico lineal (MERL)

Para el modelo MERL se utilizó la ecuación:

$$Y = \alpha + \beta X \quad (4)$$

donde: Y es la PPNA,  $\alpha$  el intercepto,  $\beta$  es el valor de la pendiente de la recta y X es el IV, el cual fue NDVI o EVI.

#### Estimación de la PPNA a partir del modelo de fotosíntesis de la vegetación (VPM)

Según lo descrito por Di Leo et al. (2007), Liang et al. (2012) y Gallego et al. (2017), en la ecuación 5 se usa el VPM en función de la radiación fotosintéticamente activa



(PAR), la fracción de la radiación fotosintéticamente activa (FPAR) y la EUR, y de forma complementaria se adiciona a este modelo un coeficiente de conversión de carbono a materia seca [Coef(ms)] ([White et al. 2000](#)).

$$PPNA_{VPM}(kgDM/ha)=APAR(PAR*FPAR)*EUR*Coef(ms) \quad (5)$$

La  $FPAR_{NDVI}$  (ecuación 6) se calculó a partir de datos de reflectancia de Sentinel 2A como función lineal de NDVI ([Alves 2018](#)) y el  $FPAR_{EVI}$  (ecuación 7) se estimó como función lineal de EVI y el coeficiente  $\lambda$ . En este trabajo,  $\lambda$  se estableció para el desarrollo del modelo VPM siguiendo el procedimiento descrito por Xianming Xiao et al. (2004a), Zheng Wang et al. (2010) y Madugundu et al. (2017); mientras que la PAR se obtuvo mediante los datos de radiación global (RG) de la estación meteorológica ubicada en el C.I. Carimagua (Ecuación 8).

$$FPAR_{NDVI}=0.004+0.9843*NDVI \quad (6)$$

$$FPAR_{EVI}=\lambda*EVI \quad (7)$$

$$PAR=RG*0.5 \quad (8)$$

El valor máximo de eficiencia ( $\epsilon$ ) que se utilizó en este trabajo fue 0.54 gC/MJ, propuesto por Alves (2018) en pasturas de este mismo género *Urochloa* (ecuación 9), y los factores de regulación descendente Tesc y Wesc fueron estimados usando las ecuaciones 10 y 11, respectivamente ([Zheng Wang et al. 2010](#); [Liang et al. 2012](#); [Madugundu et al. 2017](#)).

$$EUR=\epsilon*Tesc*Wesc \quad (9)$$

$$T_{esc}=\frac{(T-Tmin)(T-Tmax)}{[(T-Tmax)(T-Tmax)]-(T-Topt)^2} \quad (10)$$

$$W_{esc}=\frac{1+LSWI}{1+LSWImax} \quad (11)$$

donde: el Tesc representa los efectos de la temperatura sobre la fotosíntesis de la hoja; Tmin, Tmax y Topt son las temperaturas mínima, máxima y óptima para la actividad fotosintética, respectivamente ([Raich et al. 1991](#); [Xianming Xiao et al. 2004a](#); [Liang et al. 2012](#)).

Se acepta que esos parámetros varían según la vía fotosintética de las plantas ( $C_3$  o  $C_4$ ), el tipo de cultivo, la época (lluvias o seca), la altitud y el ciclo diurno ([Madugundu et al. 2017](#)).

El  $LSWI_{max}$  es el valor máximo durante el periodo de crecimiento del pasto utilizado en el estudio (*Urochloa humidicola* CIAT 6133 cultivar 'Llanero'), el mismo que

depende de los datos de teledetección ([Xiao et al. 2004a](#)). El Coef(ms) utilizado en este trabajo fue de 0.00066 kg MS para la conversión de carbono a materia seca ([White et al. 2000](#); [Maselli et al. 2013](#)).

La concordancia entre los datos observados y estimados por los modelos MERL y VPM, se analizó mediante el  $R^2$ , el error cuadrático medio (RMSE) y error relativo de predicción (ER) por medio de las librerías MASS ([Ripley et al. 2024](#)) y Metrics ([Hamner et al. 2022](#)) con el software R (R Core Time 2016).

## Resultados

### Análisis de los índices de vegetación

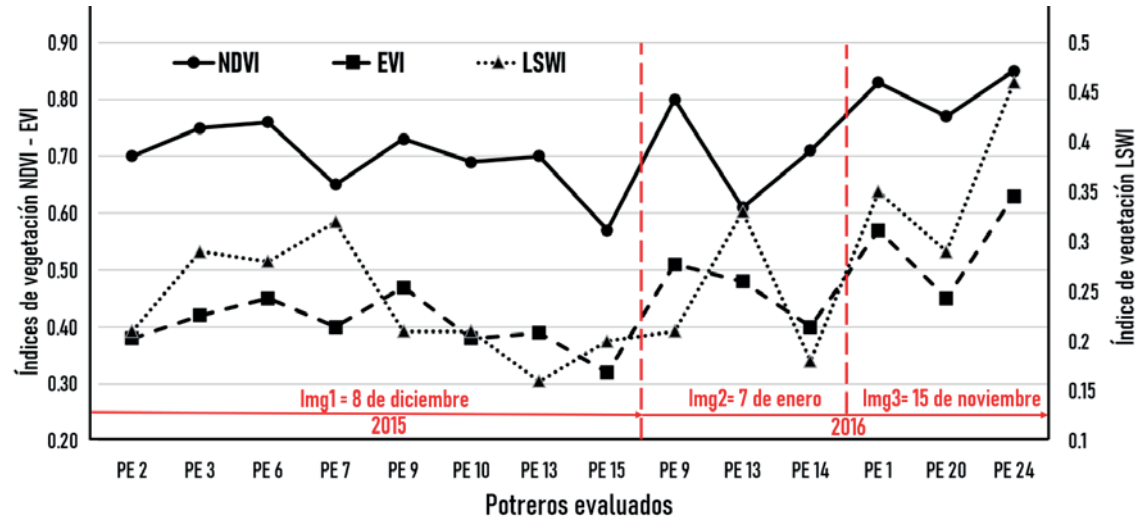
Los valores promedio de los índices de vegetación son el resultado de la extracción de 310 píxeles (Resolución espacial de  $10 \times 10$  m) del sensor a bordo de Sentinel 2A, correspondientes al área de cada potrero ([Fernández, 2019](#); [Díaz et al. 2021](#)). Los datos observados de NDVI y EVI tuvieron variaciones similares (Figura 2) en los potreros evaluados (PE), con valores promedios para la *Img1*, *Img2* y *Img3* de 0.694, 0.707 y 0.817 (NDVI) y 0.401, 0.463 y 0.550 (EVI), respectivamente. Estos valores se mantuvieron constantes, en especial en los potreros correspondientes a la *Img1* e *Img2*, pero presentaron un aumento en la respuesta espectral en la *Img3*. Por otro lado, el LSWI presentó valores promedio constantes de 0.235 y 0.240 en los PE de la *Img1* y *Img2*, pero un valor mayor (0.367) en los PE de la *Img3*, lo cual concordó con el aumento en la precipitación (Cuadro 1).

### PPNA observado

Los resultados promedio mostraron que la  $PPNA_{OBS}$  tendió a aumentar con la fecha de evaluación, lo cual coincidió con el aumento en la precipitación acumulada, la cual cambió de 2.2 a 3.1 y a 7.7 mm a lo largo de los 30 días de rebrote; y los valores correspondientes de  $PPNA_{OBS}$  fueron de 501, 626 y 855 kg MS/ha, respectivamente (Cuadro 1).

### PPNA estimada por los modelos MERL y VPM

La Figura 3 muestra los valores de producción de  $PPNA_{OBS}$  (kg MS/ha) y los obtenidos por los modelos MERL y VPM en cada potrero evaluado. Se observa que los resultados predichos por esos modelos tienden a subestimar la PPNA en comparación a la producción de forraje evaluada en campo, en especial las obtenidas



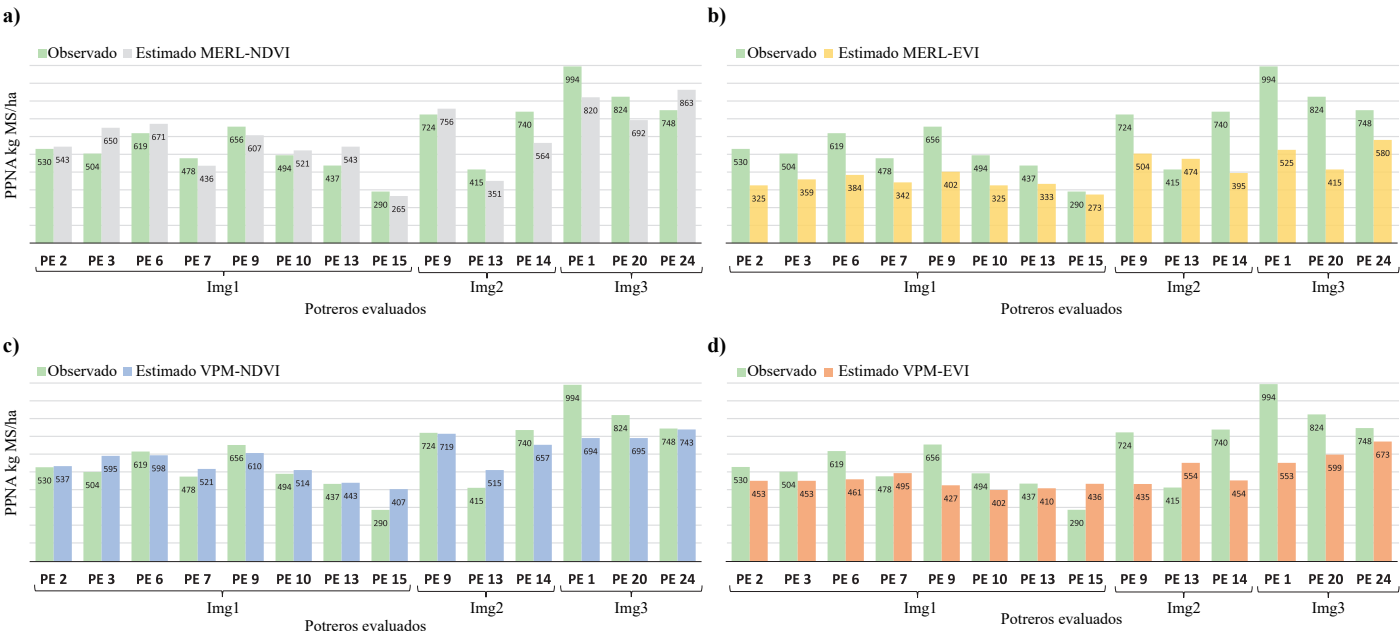
**Figura 2.** Cambios en los índices de vegetación en las 3 imágenes y potreros evaluados (PE). *NDVI= Índice de vegetación de diferencia Normalizada; EVI= Índice de vegetación mejorado; LSWI= Índice de agua en la superficie terrestre; Img= Imágenes obtenidas; PE=Potreros evaluados.*

**Cuadro 1.** Valores de PPNA, PAR y Precipitación para cada uno de los puntos evaluados.

Imagen	PPNA <sub>OBS</sub>	PPNA <sub>MERL-NDVI</sub>	PPNA <sub>MERL-EVI</sub>	PPNA <sub>VPM-NDVI</sub>	PPNA <sub>VPM-EVI</sub>	*PAR (MJ/m <sup>2</sup> )	*Precipitación (mm)
Img 1	501	529	343	528	442	240	2.2
Img 2	626	557	458	630	481	277	3.1
Img 3	855	792	507	711	608	259	7.7

\*Valores acumulados a 30 días

PPNA<sub>OBS</sub> = es la oferta de forraje evaluada en los potreros; PPNA<sub>MERL-NDVI</sub> = es la PPNA estimada con el modelo empírico lineal y el índice NDVI; PPNA<sub>MERL-EVI</sub> = es la PPNA estimada con el modelo empírico lineal y el índice EVI; PPNA<sub>VPM-NDVI</sub> = es la PPNA estimada con el modelo de fotosíntesis de la vegetación y el índice NDVI; PPNA<sub>VPM-EVI</sub> = es la PPNA estimada con el modelo de fotosíntesis de la vegetación y el índice EVI.



**Figura 3.** (a) PPNA a partir del modelo MERL-NDVI, (b) PPNA a partir del modelo MERL-EVI, (c) PPNA a partir del modelo VPM-NDVI y (d) PPNA a partir del modelo VPM-EVI.

cuando se utilizó el índice de vegetación EVI. Por otro lado, en la Figura 4 se presentan los valores observados, predichos y el  $R^2$  para los modelos  $PPNA_{MERL-NDVI}$  y  $PPNA_{MERL-EVI}$ , para los que se obtuvo un  $R^2$  de 0.68 y 0.45, respectivamente, indicando que el mejor ajuste correspondió al modelo  $PPNA_{MERL-NDVI}$ .

En el caso de los modelos con VPM, se observó que el modelo  $PPNA_{VPM-NDVI}$  estimó con mayor precisión la

oferta de forraje que el modelo  $PPNA_{VPM-EVI}$  ( $R^2 = 0.798$  y 0.489, respectivamente) (Figura 5). En ambos modelos (MERL y VPM), el mejor ajuste se logró cuando se utilizó el índice de vegetación NDVI en lugar del EVI.

Los modelos de predicción del PPNA usando el NDVI presentaron menores valores de RMSE y RE (99.15 y 16.42%, respectivamente) para MERL, comparado con 103.62 y 17.16% para VPM (Cuadro 2).

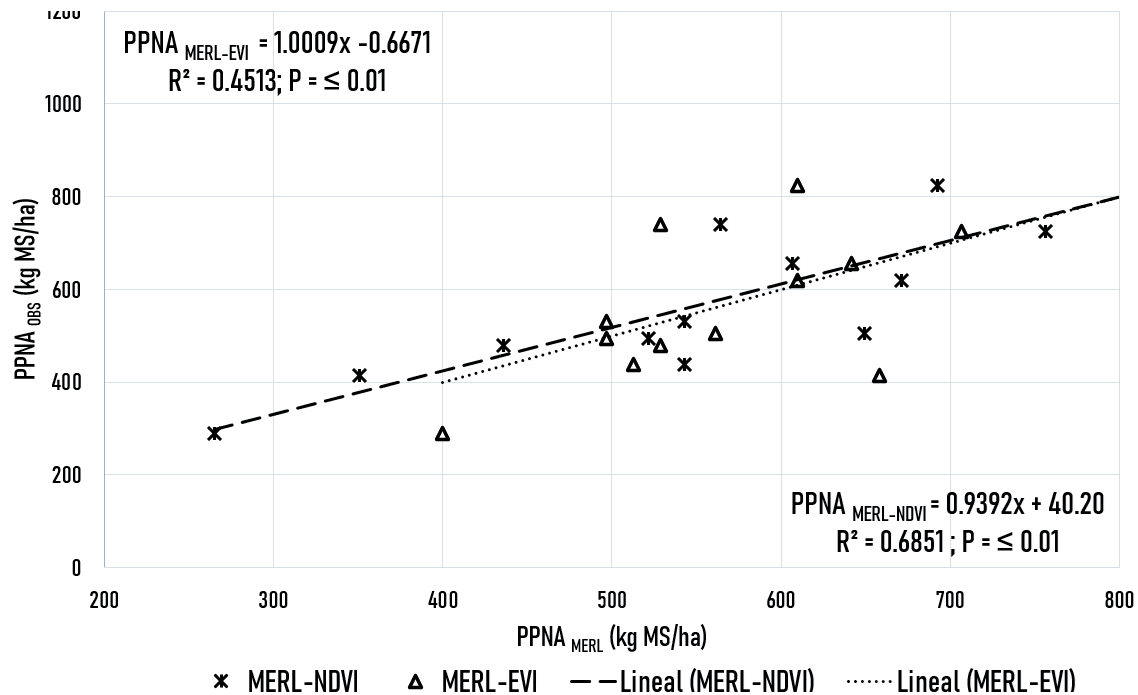


Figura 4. Ajuste entre los valores de PPNA observados y los calculados con el modelo MERL.

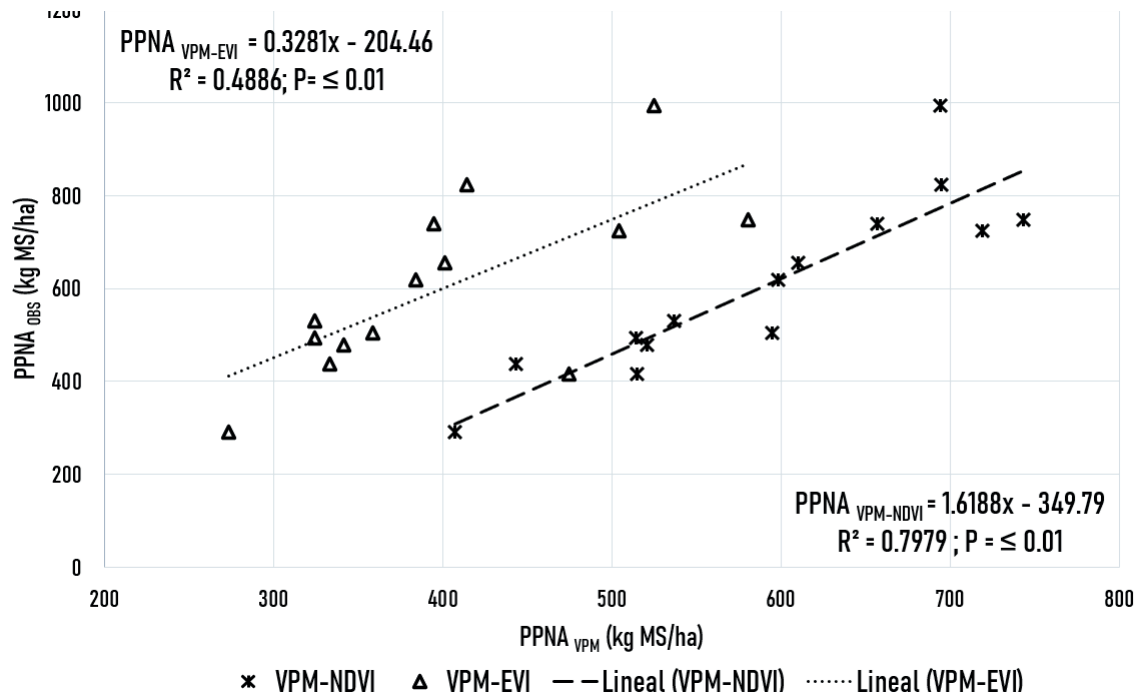


Figura 5. Ajuste entre los valores de PPNA observados y los calculados con el modelo VPM.

**Cuadro 2.** Criterios de selección para los modelos.

Modelo	RMSE	RE %
PPNA <sub>MERL-NDVI</sub>	99.15	16.42
PPNA <sub>MERL-EVI</sub>	129.41	21.43
PPNA <sub>VPM-NDVI</sub>	103.62	17.16
PPNA <sub>VPM-EVI</sub>	243.17	40.28

## Discusión

La modelación se entiende como la representación simplificada y a escala de un fenómeno que se pretende describir, analizar su comportamiento o predecir su desempeño (Trinchet et al. 2014). Para la modelación de fenómenos agronómicos es necesario reconocer cuál o cuáles son los factores determinantes para que el conjunto del fenómeno se exprese en uno u otro sentido. Así las cosas, tanto el modelo empírico lineal (MERL) como el modelo de fotosíntesis de la vegetación (VPM), involucran el índice de vegetación (IV) como factor relevante para describir el fenómeno. En el presente estudio, para tal fin se utilizaron el NDVI y EVI obtenidos a partir de imágenes satelitales del Programa Copernicus de la Agencia Espacial Europea (ESA).

### Análisis de los índices de vegetación

Los índices de vegetación NDVI y EVI son complementarios, con algunas diferencias de magnitud que pueden ser atribuibles a su origen; así, mientras que el NDVI es la diferencia normalizada sensible a la clorofila, el EVI responde a variaciones en la estructura del tamaño del dosel, forma, orientación y distribución posicional de varios órganos vegetales, y la cantidad de área foliar por unidad de suelo, también conocido como índice de área foliar (LAI) (Norman y Campbell 1989). Aunque las variaciones en las estructuras foliares y su efecto en los coeficientes de extinción de la radiación en el dosel han sido estudiadas para especies arbustivas y arbóreas como el café (Unigarro et al. 2016), y también se conocen para algunas especies herbáceas (Zheng Wang et al. 2010; Peters et al. 2022), en este estudio no se incluyeron en los modelos VPM.

Los resultados obtenidos en este estudio para NDVI y EVI son consistentes con lo reportado por Posada-Asprilla et al. (2019) en un ensayo con pasto kikuyo (*Cenchrus clandestinus* (Hochst. Ex Chiov) Morrene) en el departamento de Antioquia (Colombia), quienes encontraron valores promedio para el NDVI y EVI de 0.81 y 0.69. Por otro lado, Ramírez (2013) y Bastidas

et al. (2016) encontraron valores de NDVI de 0.81 y rangos entre 0.40–0.80 para esa misma pastura, usando imágenes obtenidas con el sensor del satélite Landsat 8. Asimismo, Díaz et al. (2021), en el pasto *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero', reportaron valores de NDVI de 0.67 y 0.69 derivados de los sensores de Landsat 8 y Sentinel 2A, respectivamente. Por otro lado, con el sensor del Landsat 8, Alves (2018) obtuvo un valor promedio de 0.66 para el NDVI en *Urochloa brizantha*, trabajando en el estado Goiás, Brasil.

El índice LSWI utiliza para su cálculo las regiones del infrarrojo de onda corta (SWIR) y del infrarrojo cercano (NIR). En general, las hojas muestran una alta reflectividad en el infrarrojo cercano y presentan bandas de absorción en longitudes de onda de 1.45, 1.92 y 2.7  $\mu\text{m}$ , atribuidas al contenido de agua en las hojas (Chuvieco 2002). En este estudio los valores de LSWI tuvieron una mayor independencia frente a los valores de NDVI observados en los potreros PE 7, PE 9 y PE 15 que correspondieron a la *Img1* asociada a un rebrote de 30 días con una precipitación acumulada de 2.2 mm (Tabla 1). Igual comportamiento se observó en los puntos de evaluación PE 13 y PE 14 correspondientes a la segunda fecha de muestreo (*Img2*), con valores de precipitación acumulada de 3.1 mm. El LSWI en los PE 1, PE 20 y PE 24 de la tercera fecha de evaluación (*Img3*) mostró valores más altos que en los PE de las fechas de muestreo anteriores, lo cual puede estar asociado al aumento de aporte hídrico que llegó al mesófilo de las hojas, debido a la mayor precipitación acumulada (7.7 mm), lo cual debe haber influenciado la reflectancia de la planta.

### PPNA observado

Los estimados de producción de biomasa obtenidos de este estudio son similares a los reportados por Rincón et al. (2018) para pasturas de *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero' en el Piedemonte del Meta. Ellos reportaron producciones de 613 kg MS/ha (sin fertilización) y de 665 kg MS/ha (con fertilización) para la época seca, en pasturas con 21 días de descanso.

De forma similar Pérez et al. (2019) encontraron, en las mismas áreas de pastoreo cubiertas por este estudio, producciones de forraje promedio para la época seca de 645.7 kg MS/ha en pasturas de *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero' manejadas con periodos de descanso de 30 a 40 días, a lo largo de 6 años de evaluación. De igual forma Carulla et al. (1991) encontraron producciones de 669 kg MS/ha para este mismo periodo de descanso; mientras que Pardo y Pérez (2010) reportaron una oferta

superior (1,365 kg MS/ha) en pasturas de *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero' durante la temporada seca, en condiciones del Piedemonte del Meta.

#### PPNA estimada por los modelos MERL y VPM

Los valores promedios de PPNA observados y estimados, así como la precipitación, aumentaron gradualmente a lo largo del estudio (Tabla 1). Este comportamiento no fue seguido por la PAR, que mostró en la *Img3* un menor valor de radiación en comparación con la *Img2*. Esta disminución en la radiación no afectó la producción de forraje, sino que al contrario se observó un incremento de la oferta forrajera que puede ser explicada por la precipitación; lo cual sugiere que, en condiciones de limitada disponibilidad hídrica, el aumento de la PAR no resulta necesariamente en un incremento en el crecimiento del forraje.

En la Figura 3 se observa que los modelos  $PPNA_{MERL-EVI}$  (b) y  $PPNA_{VPM-EVI}$  (d) tendieron a subestimar la producción de forraje. Esto puede obedecer a lo reportado por Garrouette et al. (2016), quienes encontraron que la precisión de estos modelos fue más baja en pastizales con inicio tardío del crecimiento, en agricultura de regadío y después de que ocurría el pico en la producción de biomasa. Además, los mismos autores concluyeron que los modelos lineales con el NDVI presentaban mejor relación con la oferta y la calidad de la fitomasa, en comparación a los modelos lineales en que se usaba el EVI.

Cuando el NDVI es utilizado para estimar la FPAR, es posible que cuando hay suficiente precipitación se presente saturación como producto del aumento de hojas verdes en la pastura. En ese sentido, Piazza (2012) y Grigera (2011) indicaron que la principal fuente de variabilidad de la PPNA en pasturas es la fracción de la radiación fotosintéticamente activa (FPAR), la cual está relacionada a parámetros estructurales tales como el índice de área foliar y el ángulo de inclinación de las hojas.

Sin embargo, en estudios para estimar la producción de maíz, Chen et al. (2005) observaron que el EVI funcionaba mejor que el NDVI. Por otro lado, Li et al. (2007) encontraron que cuando las plantas crecían bien, el EVI mejoraba la sensibilidad en áreas con vegetación donde el NDVI estaba saturado, lo que sería útil para monitorear el estado de crecimiento de las plantas. En contraste, en estudios realizados en arroz con MODIS y el índice EVI (Son et al. 2014) mostraron que las predicciones de rendimiento con EVI fueron ligeramente más precisas que con NDVI, con coeficientes de determinación ( $R^2$ ) que iban desde 0.62 a 0.71 para el periodo primavera-invierno y de 0.40 a

0.56 para el periodo verano-otoño. De forma similar Díaz et al (2021), trabajando con imágenes Landsat 8 en pasturas de *U. humidicola* cultivar 'Llanero' encontraron que el EVI presentó un mejor ajuste lineal ( $R^2 = 0.721$ ) en la estimación de disponibilidad de forraje en la pastura, que cuando se usó el NDVI ( $R^2 = 0.628$ ).

En resumen, los resultados de este estudio sugieren que los modelos MERL y VPM tienen potencial para apoyar la estimación de la PPNA de áreas con pasturas de *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero', a partir de imágenes Sentinel 2A, en condiciones edafoclimáticas similares a las predominantes en la Altillanura colombiana. Algo similar fue reportado por Díaz et al (2021) en la misma zona cuando usaron índices de vegetación (IV) provenientes de imágenes de Landsat 8 y Sentinel 2A, utilizando modelos MERL.

Por otro lado, en estudios más recientes trabajando con el mismo pasto *Urochloa humidicola* cultivar 'Llanero' en condiciones de la subregión del Piedemonte Llanero, Díaz et al (2023) estimaron la oferta de forraje y el contenido de proteína cruda usando Modelos Aditivos Generalizados (GAM), y obtuvieron valores de  $R^2$  de 0.788 y 0.764, respectivamente. Por su parte, Anaya et al. (2009) evaluaron la productividad de biomasa aérea a partir de imágenes satelitales del sensor MODIS para diferentes condiciones a nivel de Colombia, y concluyeron que es posible establecer modelos predictivos para la PPNA a partir de índices de vegetación (IV). Todo esto confirma que los sensores remotos, gracias a sus propiedades ópticas (NDVI), se constituyen en una herramienta práctica y cada vez más accesible para el estudio de las variaciones espaciales y temporales de las coberturas pastoriles en grandes áreas, lo cual resulta de utilidad para la toma de decisiones en la gestión de sistemas pastoriles.

#### Conclusiones

Los resultados obtenidos confirman que es posible estimar de forma satisfactoria la PPNA en pasturas utilizando imágenes Sentinel 2A, a partir de los modelos MERL y VPM, especialmente cuando se incluye el índice NDVI, por lo que constituye una alternativa de análisis espacial para la gestión de grandes extensiones de pasturas.

La aplicación del VPM en este estudio es un aporte novedoso, ya que existen pocos trabajos previos de este tipo en condiciones de la Altillanura colombiana, y el método permite tomar en cuenta los índices de vegetación, e incluir un conjunto de parámetros biofísicos como la radiación global, la radiación fotosintéticamente activa



y sus factores (absorción, eficiencia y atenuación), lo cual no solo sirve para análisis de tipo productivo, sino también de tipo ecosistémico, como es la estimación de la fijación de carbono (PPN).

## Agradecimientos

Este artículo es un tributo al Dr. Mauricio Álvarez de León, nuestro querido amigo y mentor y co-autor del presente estudio, cuyo legado perdura en cada aspecto de esta investigación. Su dedicación a la ciencia y su compromiso con la excelencia continúan inspirándonos. Recordamos al Dr. Alvarez con profundo respeto, gratitud y cariño.

Este estudio fue financiado con recursos del Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural de Colombia. Se agradece la cooperación y apoyo brindado por el personal técnico y administrativo del Centro de Investigación Carimagua de la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (Agrosavia).

## Referencias

(Nota de los editores: Enlaces verificados el 12 de enero de 2024).

- Alves Veloso, G. 2018. Produtividade primária bruta e biomassa em pastagem no bioma cerrado: uma análise a partir dos modelos SEBAL/CASA e MOD17 no estado de Goiás. Tesis de doctorado. Universidad Federal de Goiás, Goiânia Brasil. [repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/8625](https://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/8625)
- Anaya J; Chuvieco E; Palacios-Orueta A. 2009. Above-ground biomass assessment in Colombia: A remote sensing approach. *Forest Ecology and Management* 257(4):1237–1246. doi: [10.1016/j.foreco.2008.11.016](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.11.016)
- Awaya Y; Kodani E; Tanaka K; Liu I; Zhuang D; Meng Y. 2004. Estimation of the global net primary productivity using NOAA images and meteorological data: changes between 1988 and 1993. *International Journal of Remote Sensing* 25(9):1597–1613. doi: [10.1080/0143116031000139782](https://doi.org/10.1080/0143116031000139782)
- Bastidas A; Barahona R; Cerón-Muñoz M. 2016. Variation in the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in dairy farms in northern Antioquia. *Livestock Research for Rural Development* 28(3):Article #43. [bit.ly/47HuJba](https://bit.ly/47HuJba)
- Carlson TN; Ripley DA. 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 62(3):241–52. doi: [10.1016/S0034-4257\(97\)00104-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00104-1)
- Carulla JE; Lascano CE; Ward JK. 1991. Selectivity of resident and oesophageal fistulated steers grazing *Arachis pintoi* and *Brachiaria dictyoneura* in the Llanos of Colombia. *Tropical Grasslands* 25:317–324. [bit.ly/3vCgvLd](https://bit.ly/3vCgvLd)
- Chen PY; Fedosejevs G; Tiscareño-López M; Arnold JG. 2005. Assessment of MODIS-EVI, MODIS-NDVI and VEGETATION-NDVI composite data using agricultural measurements: An example at corn fields in Western Mexico. *Environmental Monitoring and Assessment* 119:69–82. doi: [10.1007/s10661-005-9006-7](https://doi.org/10.1007/s10661-005-9006-7)
- Chuvieco E. 2002. Teledetección ambiental. 1a. ed. Editorial Ariel, Barcelona, España. ISBN: 84-344-8047-6
- Cook BG; Schultze-Kraft R. 2015. Botanical name changes – nuisance or a quest for precision? *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales* 3:34–40. doi: [10.17138/TGFT\(3\)34-40](https://doi.org/10.17138/TGFT(3)34-40)
- Cristiano PM; Posse G; Di Bella CM; Boca T. 2012. Influence of contrasting availabilities of water and nutrients on the radiation use efficiency in C<sub>3</sub> and C<sub>4</sub> grasses. *Austral Ecology* 37(3):323–329. doi: [10.1111/j.1442-9993.2011.02296.x](https://doi.org/10.1111/j.1442-9993.2011.02296.x)
- Díaz RA; Alvarez M; Pérez O; Gutiérrez B; Villalobos M. 2019. Uso de sensores remotos en la determinación de la oferta de forraje del pasto *Brachiaria humidicola* subsp. dictyoneura bajo pastoreo en la Altillanura colombiana. *Actas del 42º Congreso Argentino de Producción Animal. Revista Argentina de Producción Animal* 39(1):99–167.
- Díaz RA; Alvarez M; Pérez O. 2021. Uso de sensores remotos en la determinación del forraje disponible de *Urochloa humidicola* cv. Llanero bajo pastoreo en la Altillanura colombiana. *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales*. 9(3):376–382. doi: [10.17138/TGFT\(9\)376-382](https://doi.org/10.17138/TGFT(9)376-382)
- Díaz RA; Álvarez M; Rincón A; Pérez O; Cárdenas E; Posada W. 2023. Estimación de la disponibilidad de forraje y de parámetros asociados a la calidad nutricional del pasto *Urochloa humidicola* cv Llanero a partir de imágenes multiespectrales. *Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales* 11(1):61–74. doi: [10.17138/TGFT\(11\)61-74](https://doi.org/10.17138/TGFT(11)61-74)
- Di Leo N; Montico S; Bonel B; Denoia JA. 2007. Estimación de la APAR y la NPP mediante sensoramiento remoto en tres sectores de la Pampa Húmeda, Argentina. *Ciencia, Docencia y Tecnología* 18(35):221–242. [bit.ly/47HuM6Q](https://bit.ly/47HuM6Q)
- Dungan J. 1998. Spatial prediction of vegetation quantities using ground and image data. *International Journal of Remote Sensing* 19(2):267–285. doi: [10.1080/014311698216242](https://doi.org/10.1080/014311698216242)
- Fernández B. 2019. Producción de cartografía agrícola mediante análisis multitemporal de imágenes satélite (Sentinel-2) y cartografía catastral. Tesis de grado. Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España. [hdl.handle.net/10251/114801](https://hdl.handle.net/10251/114801)
- Gallego F; Lezama F; Pezzani F; López-Mársico L; Leoni E; Mello A; Costa B. 2017. Estimación de la productividad primaria neta aérea y capacidad de carga ganadera: un estudio de caso en Sierras del Este, Uruguay. *Agrociencia* 21(1):120–130. [bit.ly/3ShTm9R](https://bit.ly/3ShTm9R)
- Garrouette E; Hansen A; Lawrence R. 2016. Using NDVI and EVI to map spatiotemporal variation in the biomass and quality of forage for migratory elk in the Greater Yellowstone Ecosystem. *Remote Sensing* 8(5):404. doi: [10.3390/rs8050404](https://doi.org/10.3390/rs8050404)
- Grigera G. 2011. Seguimiento de la productividad forrajera mediante teledetección: desarrollo de una herramienta de manejo para sistemas de producción ganaderos. Tesis de doctorado. Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina. [bit.ly/4aSuNYe](https://bit.ly/4aSuNYe)

- Hamner B; Frasco M; LeDell E. 2022. Evaluation metrics for machine learning - R Package 'Metrics'. [github.com/mfrasco/Metrics](https://github.com/mfrasco/Metrics)
- Huete AR; Liu HQ; Batchily K; Van Leeuwen WJD. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment* 59(3):440–451. doi: [10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5)
- Huete A; Didan K; Miura T; Rodriguez EP; Gao X; Ferreira LG. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 83(1-2):195–213. doi: [10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Kawamura K; Akiyama T; Yokota H; Tsutsumi M; Yasuda T; Watanabe O; Wang S. 2005. Quantifying grazing intensities using geographic information systems and satellite remote sensing in the Xilingol steppe region, Inner Mongolia, China. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 107(1):83–93. doi: [10.1016/j.agee.2004.09.008](https://doi.org/10.1016/j.agee.2004.09.008)
- Liang Shunlin; Xiaowen Li; Wang Jindi. 2012. Chapter 16 - Vegetation Production in Terrestrial Ecosystems. En Liang Shunlin; Xiaowen Li; Wang Jindi, eds. *Advanced Remote Sensing*. Academic Press, Oxford, UK, p. 501–531. doi: [10.1016/B978-0-12-385954-9.00016-2](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385954-9.00016-2)
- Li Hongjun; Zheng Li; Lei Yuping; Li Chunqiang; Zhou Kan. 2007. Comparison of NDVI and EVI based on EOS/MODIS data (en japonés). *Progress in Geography* 26(1):26–32. doi: [10.11820/dlkxjz.2007.01.003](https://doi.org/10.11820/dlkxjz.2007.01.003)
- Madugundu R; Al-Gaadi K; Tola E; Kayad A; Sekhar Jha C. 2017. Estimation of gross primary production of irrigated maize using Landsat-8 imagery and Eddy Covariance data. *Saudi Journal of Biological Sciences* 24(2):410–420. doi: [10.1016/j.sjbs.2016.10.003](https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2016.10.003)
- Marshall M; Tu K; Brown, J. 2018. Optimizing a remote sensing production efficiency model for macro-scale GPP and yield estimation in agroecosystems. *Remote Sensing of Environment* 217:258–271. doi: [10.1016/j.rse.2018.08.001](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.001)
- Maselli F; Argenti G; Chiesi M; Angeli L; Papale D. 2013. Simulation of grassland productivity by the combination of ground and satellite data. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 165:163–172. doi: [10.1016/j.agee.2012.11.006](https://doi.org/10.1016/j.agee.2012.11.006)
- Monteith J. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *Journal of Applied Ecology* 9(3):747–766. doi: [10.2307/2401901](https://doi.org/10.2307/2401901)
- Norman JM; Campbell GS. 1989. Canopy structure. In: Pearcy RW, Ehleringer JR, Mooney HA, Rundel PW, eds. *Plant Physiological Ecology*. Springer, Dordrecht, Netherlands. p. 301–325. doi: [10.1007/978-94-009-2221-1\\_14](https://doi.org/10.1007/978-94-009-2221-1_14)
- Ollinger SV. 2011. Sources of variability in canopy reflectance and the convergent properties of plants. *New Phytologist* 189(2):375–394. doi: [10.1111/j.1469-8137.2010.03536.x](https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03536.x)
- Pardo O; Pérez O. 2010. Alternativas forrajeras para los llanos orientales de Colombia. En: Rincón A; Jaramillo CA, eds. *Establecimiento, manejo y utilización de recursos forrajeros en sistemas ganaderos de suelos ácidos*. Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria – Corpoica. Villavicencio, Colombia, p. 27–70. [hdl.handle.net/20.500.12324/12703](https://hdl.handle.net/20.500.12324/12703)
- Pérez O; Bueno G; Eurípides J; Onofre G; Cassalet E; Molina A; Arango M; Velásquez J; Rodríguez N; Moreno L; Amaya C; Bernal J; Correal W; Pabón D; Villalobos M; Velásquez H; Fuentes J. 2019. Modelo productivo tecnologías integrales para sistemas de producción de bovinos de cría en la altillanura colombiana. *Agrosavia*, Mosquera, Colombia. doi: [10.21930/agrosavia.model.7402681](https://doi.org/10.21930/agrosavia.model.7402681)
- Paruelo JM; Oesterheld M; Di Bella C; Arzadum M; Lafontaine J; Cahupé M; Rebella CM. 2000. Estimation of primary production of subhumid rangelands from remote sensing data. *Applied Vegetation Science* 3(2):189–195. doi: [10.2307/1478997](https://doi.org/10.2307/1478997)
- Paruelo JM; Oyarzabal M; Oesterheld M. 2011. El seguimiento de los recursos forrajeros mediante sensores remotos: bases y aplicaciones. En: Altesor A; Ayala W; Paruelo JM, eds. *Bases Ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales*. Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria, Montevideo, Uruguay. p. 136–145. [bit.ly/3SiumiO](https://bit.ly/3SiumiO)
- Peters KC; Hughes MP; Daley O. 2022. Field-scale calibration of the PAR Ceptometer and FieldScout CM for real-time estimation of herbage mass and nutritive value of rotationally grazed tropical pasture. *Smart Agricultural Technology*. 2: 100037. doi: [10.1016/j.atech.2022.100037](https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100037)
- Pezzani F; Lezama F; Gallego F; López-Márisco L; Leoni E; Costa B; Parodi G; Mello AL. 2017. El método de corte de biomasa genera mayores diferencias en la estimación de la productividad de pastizales que el tipo de pastizal. *Revista Argentina de Producción Animal* 37(1):21–32. [hdl.handle.net/20.500.12008/24395](https://hdl.handle.net/20.500.12008/24395)
- Piazza MV. 2012. Estimación satelital de la productividad primaria neta aérea de la vegetación herbácea del Caldenal. Tesis de grado. Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina. [bit.ly/41YWn27](https://bit.ly/41YWn27)
- Posada-Asprilla W; Medina-Sierra M; Cerón-Muñoz M. 2019. Estimación de la calidad y cantidad de pasto kikuyo (*Cenchrus clandestinum* (Hochst. ex Chiov.) Morrone) usando imágenes multiespectrales. *Revista U.D.C.A* 22(1):e1195. doi: [10.31910/rudca.v22.n1.2019.1195](https://doi.org/10.31910/rudca.v22.n1.2019.1195)
- QGIS - Un sistema de información geográfica libre y de código abierto. 2023. [qgis.org](https://qgis.org)
- R Core Team. 2016. R: A language and environment for statistical computing. Version 4.0.0 2020-04-24. [R-project.org](https://R-project.org)
- Raich JW; Rastetter EB; Melillo JM; Kicklighter DW; Steudler PA; Peterson BJ; Grace AL; Moore B; Vorosmarty CJ. 1991. Potential net primary productivity in South America: application of a global model. *Ecological Applications* 1(4):399–429. doi: [10.2307/1941899](https://doi.org/10.2307/1941899)
- Ramírez A. 2013. Evaluación del crecimiento de pastos usando índices de vegetación calculados a partir de información satelital. Tesis de maestría. Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. [repositorio.unal.edu.co/handle/unal/75325](https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/75325)
- Rincón A. 2011. Efecto de alturas de corte sobre la producción

- de forraje de *Brachiaria* sp. en el Piedemonte Llanero de Colombia. Ciencia y Tecnología Agropecuaria 12(2):107–112. doi: [10.21930/rcta.vol12\\_num2\\_art:219](https://doi.org/10.21930/rcta.vol12_num2_art:219)
- Rincón A; Álvarez M; Pardo O; Amaya MA; Díaz RA. 2019. Estimación de la concentración de clorofila y su relación con la concentración de proteína cruda en tres especies del pasto *Urochloa* en el Piedemonte Llanero, Colombia. Tropical Grasslands-Forrajeros Tropicales 7(5):533–537. doi: [10.17138/TGFT\(7\)533-537](https://doi.org/10.17138/TGFT(7)533-537)
- Rincón A; Flórez H; Ballesteros H; León M. 2018. Efectos de la fertilización en la productividad de una pastura de *Brachiaria humidicola* cv. Llanero en el Piedemonte de los Llanos Orientales de Colombia. Tropical Grasslands-Forrajeros Tropicales 6(3):158–168. doi: [10.17138/tgft\(6\)158-168](https://doi.org/10.17138/tgft(6)158-168)
- Rincón A; Caicedo S. 2010. Establecimiento de pastos en sistemas ganaderos de los llanos colombianos. En: Rincón A; Jaramillo CA, eds. Establecimiento, manejo y utilización de recursos forrajeros en sistemas ganaderos de suelos ácidos. Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria – Corpoica. Villavicencio, Meta, Colombia, p. 75–112. [hdl.handle.net/20.500.12324/12703](https://hdl.handle.net/20.500.12324/12703)
- Ripley BD; Venables B; Bates D; Hornik K; Gebhardt A; Firth D. 2024. Package “MASS”. Version 7.3-57. [bit.ly/3XLpN0h](https://bit.ly/3XLpN0h)
- Rivas L; Holmann F. 2004. Impacto de la adopción de híbridos de *Brachiaria* resistentes al salivazo, Colombia, México y Centroamérica. Documento de Trabajo No. 195. Centro Internacional de Agricultura Tropical, Cali, Colombia. [hdl.handle.net/10568/54333](https://hdl.handle.net/10568/54333)
- Rosa R; Sano E. 2013. Determinação da produtividade primária líquida (NPP) de pastagens na bacia do rio Paranaíba, usando imagens MODIS, GeoFocus 13(1):367-395. [bit.ly/48Rb2yj](https://bit.ly/48Rb2yj)
- Rouse JW; Haas RH; Schell JA; Deering DW. 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium. NASA Special Publication 351(1): 309–317. [ntrs.nasa.gov/citations/19740022614](https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614)
- Son NT; Chen CF; Chen CR; Minh VQ; Trung NH. 2014. A comparative analysis of multitemporal MODIS EVI and NDVI data for large-scale rice yield estimation. Agricultural and Forest Meteorology 197:52–64. doi: [10.1016/j.agrformet.2014.06.007](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.06.007)
- Hao Shi; Longhui Li; Eamus D; Huete A; Cleverly J; Xin Tian; Qiang Yu; Shaoqiang Wang; Montagnani L; Magliulo V; Rotenberg E; Pavelka M; Carrara A. 2017. Assessing the ability of MODIS EVI to estimate terrestrial ecosystem gross primary production of multiple land cover types. Ecological Indicators 72:153–164. doi: [10.1016/j.ecolind.2016.08.022](https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.08.022)
- Subhashree SN; Igathinathane C; Akyuz A; Borhan MD; Hendrickson J; Archer D; Liebig M; Toledo D; Sedivec K; Kronberg S; Halvorson J. 2023. Tools for predicting forage growth in rangelands and economic analyses—A systematic review. Agriculture 13(2):455. doi: [10.3390/agriculture13020455](https://doi.org/10.3390/agriculture13020455)
- Trinchet C; Selva AL; Trinchet R; Silva M; Píris A. 2014. La modelación de los objetos y procesos como método para validar los resultados de la investigación científica. Panorama Cuba y Salud 9(1):29–34. [bit.ly/4b6ixnc](https://bit.ly/4b6ixnc)
- Tucker CJ. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment 8(2):127–150. doi: [10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Tucker CJ; Vanpraet C; Boerwinkel E; Gaston A. 1983. Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the Senegalese Sahel. Remote Sensing of Environment 13(6):461–474. doi: [10.1016/0034-4257\(83\)90053-6](https://doi.org/10.1016/0034-4257(83)90053-6)
- Unigarro-Muñoz CA; Jaramillo-Robledo A; Ibarra-Ruales LN; Flórez-Ramos CP. 2016. Estructura del dosel y coeficientes de extinción teóricos en genotipos de café arábico en Colombia. Acta Agronómica 65(4):383–389. doi: [10.15446/acag.v65n4.51899](https://doi.org/10.15446/acag.v65n4.51899)
- White MA; Thornton PE; Running SW; Nemani RR. 2000. Parameterization and sensitivity analysis of the BIOME-BGC Terrestrial Ecosystem Model: Net primary production controls. Earth Interactions 4(3):1–85. doi: [10.1175/1087-3562\(2000\)004<0003:PASAOT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1087-3562(2000)004<0003:PASAOT>2.0.CO;2)
- Wu WeiXing; Wang ShaoQiang; Xiao XiangMing; Yu GuiRui; Fu YuLing; Hao YanBin. 2008. Modeling gross primary production of a temperate grassland ecosystem in Inner Mongolia, China, using MODIS imagery and climate data. Science in China. Series D 51(10):1501–1512. doi: [10.1007/s11430-008-0113-5](https://doi.org/10.1007/s11430-008-0113-5)
- Xianming Xiao; Qingyuan Zhang; Hollinger D; Aber J; Moore III B. 2004a. Modeling gross primary production of an evergreen needleleaf forest using Modis and climate data. Ecological Applications 15:954–969. [jstor.org/stable/4543407](https://jstor.org/stable/4543407)
- Xianming Xiao; Hollinger D; Aber J; Goltz M; Davidson EA; Qingyuan Zhang; Moore III B. 2004b. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needle leaf forest. Remote Sensing of Environment 89(4):519–534. doi: [10.1016/j.rse.2003.11.008](https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.11.008)
- Yuchao Yan; Xiaoping Liu; Jinpei Ou; Xia Li; Youyue Wen. 2018. Assimilating multi-source remotely sensed data into a light use efficiency model for net primary productivity estimation. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 72:11–25. doi: [10.1016/j.jag.2018.05.013](https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.013)

Zheng Wang; Xiangming Xiao; Xiaodong Yan. 2010. Modeling gross primary production of maize cropland and degraded grassland in northeastern China. Agricultural

and Forest Meteorology 150(9):1160–1167. doi: [10.1016/j.agrformet.2010.04.015](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.04.015)

*(Recibido para publicación 19 enero 2023; aceptado 22 septiembre 2023; publicado 31 de enero 2024)*

© 2024



*Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales* una revista de acceso abierto publicada por el *Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT)*, en asociación con el *Instituto de Recursos Genéticos de Cultivos Tropicales de la Academia China de Ciencias Agrícolas Tropicales (TCGRI-CATAS)*. Este trabajo está bajo la licencia Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).