

## Dinámica espacio temporal de la biomasa aérea en pastizales altoandinos basado en NDVI-MODIS validado por espectrometría *in situ*

Dynamic spatio-temporal of the aerial biomass in high Andean grasslands based on NDVI-MODIS validated by spectrometry *in situ*

Jimny Nuñez Delgado<sup>1</sup>, Samuel Pizarro Carcausto<sup>1</sup>, Marco Gutiérrez Tang<sup>1</sup>,  
Javier Ñaupari Vásquez<sup>1</sup>

### RESUMEN

Es posible utilizar datos del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) de imágenes de resolución moderada (MODIS) para estimar la biomasa aérea a grandes escalas espaciales; sin embargo, se requiere validar la información con trabajo *in situ* para hacer predicciones de la vegetación de pastizales más acertadas. El estudio se realizó en tres distritos de la sierra central del Perú. Se colectaron 153 muestras de pasto (pajonal alto y pajonal bajo) previa lectura de NDVI *in situ* dentro de un pixel de 250x250 m, con una frecuencia de tres meses en tres años de evaluaciones. Se descargaron imágenes satelitales del sensor MODIS para obtener el NDVI. Los valores de NDVI-MODIS fueron calibrados con el NDVI registrado *in situ*, mediante modelos de regresión. Las ecuaciones calibradas modelaron las tendencias dinámicas de la vegetación entre 2000 y 2018 para la sierra central. El NDVI *in situ* del pajonal bajo osciló entre  $0.36 \pm 0.13$  y  $0.24 \pm 0.05$  en las épocas húmeda y seca, respectivamente, mientras que el pajonal alto osciló entre  $0.42 \pm 0.14$  y  $0.26 \pm 0.10$  en las épocas húmeda y seca, respectivamente. El

<sup>1</sup> Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales, Facultad de Zootecnia, Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima, Perú

<sup>2</sup> E-mail: [jnunezd@unmsm.edu.pe](mailto:jnunezd@unmsm.edu.pe); <https://orcid.org/0000-0001-6310-418X>

Recibido: 30 de julio de 2020

Aceptado para publicación: 3 de marzo de 2021

Publicado: 23 de junio de 2021

©Los autores. Este artículo es publicado por la Rev Inv Vet Perú de la Facultad de Medicina Veterinaria, Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Este es un artículo de acceso abierto, distribuido bajo los términos de la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0) [<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.es>] que permite el uso, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que la obra original sea debidamente citada de su fuente original

NDVI del sensor MODIS del pajonal bajo osciló entre  $0.41 \pm 0.14$  y  $0.27 \pm 0.06$  en las épocas húmeda y seca, respectivamente, y para el pajonal alto entre  $0.44 \pm 0.14$  y  $0.41 \pm 0.10$  en épocas húmeda y seca, respectivamente. El modelo cuadrático obtuvo mejores estimadores tanto para la calibración del NDVI (RMSE: 0.06 y  $R^2$ : 0.91), como para la predicción de la biomasa (RMSE: 1300 y  $R^2$ : 0.61). Se concluye que es posible utilizar información satelital para evaluar los pastizales altoandinos.

**Palabras clave:** índice de vegetación, pajonal alto, pajonal bajo, imágenes satelitales

## ABSTRACT

Moderate resolution imagery (MODIS) data from the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) can be used to estimate aboveground biomass at large spatial scales; however, validation of the information with fieldwork is required to make more accurate grassland vegetation predictions. The study was conducted in three districts of the central highlands of Peru. In total, 153 grass samples (high grassland and low grassland) were collected after reading NDVI *in situ* within a pixel of 250x250 m, with a frequency of three months during a three year period. Satellite images were downloaded from the MODIS sensor to obtain the NDVI. The NDVI-MODIS values were calibrated with the NDVI registered *in situ*, using regression models. The calibrated equations modelled the dynamic trends of vegetation between 2000 and 2018 for the central highlands. The NDVI *in situ* of the low grassland ranged between  $0.36 \pm 0.13$  and  $0.24 \pm 0.05$  in the wet and dry seasons, respectively, while the high grassland ranged between  $0.42 \pm 0.14$  and  $0.26 \pm 0.10$  in the wet and dry seasons, respectively. The NDVI of the MODIS sensor for the low grassland ranged between  $0.41 \pm 0.14$  and  $0.27 \pm 0.06$  in the wet and dry seasons, respectively, and for the high grassland between  $0.44 \pm 0.14$  and  $0.41 \pm 0.10$  in the wet and dry seasons, respectively. The quadratic model obtained better estimators both for the NDVI calibration (RMSE: 0.06 and  $R^2$ : 0.91) and for the biomass prediction (RMSE: 1300 and  $R^2$ : 0.61). It is concluded that it is possible to use satellite information to evaluate the high Andean grasslands.

**Key words:** vegetation index, high grassland, low grassland, satellite images

## INTRODUCCIÓN

Los pastizales brindan un conjunto de servicios ecosistémicos, socioculturales y de regulación de la biodiversidad, además de proveer de forraje para la alimentación de más del 80% de la ganadería nacional, contribuyendo de manera sustancial a la seguridad alimentaria (Flores, 2016). Los pastizales altoandinos son ecosistemas altamente sensibles al cambio climático y a la actividad

antrópica. Pizarro (2017), al evaluar factores naturales y antrópicos en ocho zonas altoandinas del Perú, demostró que el 82.8% de los pastizales se encuentran en franco estado de degradación.

La medición tradicional de la biomasa aérea mediante técnicas destructivas (corte y separación) son costosas y presentan limitaciones para su escalamiento temporal y espacial, por lo que el uso de imágenes satelitales permite evaluar áreas extensas a

bajo costo para promover su protección y manejo ecológico (Qi *et al.*, 2000; Kawabata *et al.*, 2001; Naibbi *et al.*, 2014; Liu *et al.*, 2016). La vegetación sana muestra una clara absorbancia en el espectro visible (0.4-0.7  $\mu\text{m}$ ) que depende principalmente de los pigmentos foliares, mientras que la reflectancia en el infrarrojo cercano (0.7-13  $\mu\text{m}$ ) depende de la estructura interna de la hoja (Riba *et al.*, 2012; Zúñiga, 2018). Solarte *et al.* (2010) menciona que la absorbancia de energía sigue tres caminos: procesos fotoquímicos (fotosíntesis), disipada como calor y procesos no fotosintéticos (reflectada en pequeñas, pero detectables cantidades de energía de longitud de onda larga: rojo/infrarrojo lejano).

El índice de vegetación de diferencia normalizada ( $\text{NDVI} = \rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}} / \rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}$ ), desarrollado por Rouse *et al.* (1979) es un índice construido a partir de la reflectancia en las bandas de ondas de infrarrojo cercano (NIR) y rojas (red) del espectro electromagnético. En la fórmula,  $\rho_{\text{NIR}}$  es la reflectancia en el espectro infrarrojo cercano y  $\rho_{\text{R}}$  es la reflectancia en el espectro rojo. El NDVI es utilizado para el monitoreo de los pastizales y su comportamiento ante las fluctuaciones climáticas (Zerda y Tiedemann 2010; Cáceres 2016), inclusive a escala regional (Wang *et al.*, 2003). Este índice ha demostrado estar fuertemente correlacionado con la biomasa aérea de pastizales (Zhang *et al.*, 2016; Inoue *et al.*, 2014; An *et al.*, 2013; Chu *et al.*, 2013; Gao *et al.*, 2013).

El espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) está a bordo del satélite Terra y sirve para el monitoreo de ecosistemas terrestres, a cargo de la Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (NASA). Entre los productos obtenidos de MODIS se encuentran el índice de vegetación (MOD13), índice de área foliar y fracción de radiación fotosintéticamente activa (MOD15), productividad primaria neta (MOD17), y el cambio de uso de suelo y cobertura de suelo (MOD12), muy utilizados en

pastizales (Justice *et al.*, 1998; Reeves *et al.*, 2006; Easdale *et al.*, 2018; González *et al.*, 2020). El índice EVI (índice de vegetación mejorado) se ha utilizado en predicción de biomasa y concentración de proteína cruda en pie (Kawamura *et al.*, 2005). En este sentido, García y Mas (2011a) utilizaron el NDVI y EVI para clasificar cobertura de pastizales en México, mientras que Baeza *et al.* (2011) utilizaron series de tiempo de imágenes satelitales MODIS para determinar la funcionalidad de los pastizales mediante información de la Productividad Primaria Neta e Índices de Vegetación, concluyendo que la producción primaria neta está asociada a la composición florística y a las especies dominantes en la comunidad del pastizal.

La validación de los productos de reflectancia de la superficie terrestre del sensor de resolución moderada (MODIS) (Gamon *et al.*, 2006; Fan *et al.*, 2014) es importante para dar un uso efectivo a la información espectral para investigaciones de ecosistemas de pastizales. Las condiciones de cielo nublado y/o cielo despejado tienen efecto significativo sobre los espectros de radiancia e irradiancia y, por consiguiente, en los espectros de calibración del NDVI (Gamon *et al.*, 2006). Normalmente se utiliza mediciones *in situ* con espectrómetros portátiles, ya que no se afectan por atenuación de la capa atmosférica, expresando valores de radiación a una escala espacial fina (Gamon *et al.*, 2006; Fava *et al.*, 2009; Ñaupari *et al.*, 2013; Liu *et al.*, 2016).

Estudios han demostrado que la teledetección es eficaz para caracterizar la biomasa aérea de los pastizales, sin embargo, en pastizales de la sierra central y otras regiones del país no existen investigaciones sobre la precisión de la información de detección remota (MODIS) comparado con espectrometría *in situ*. En consecuencia, el presente estudio evaluó la dinámica espacio temporal de la biomasa aérea en pastizales altoandinos basado en NDVI-MODIS, validado por espectrometría *in situ*.

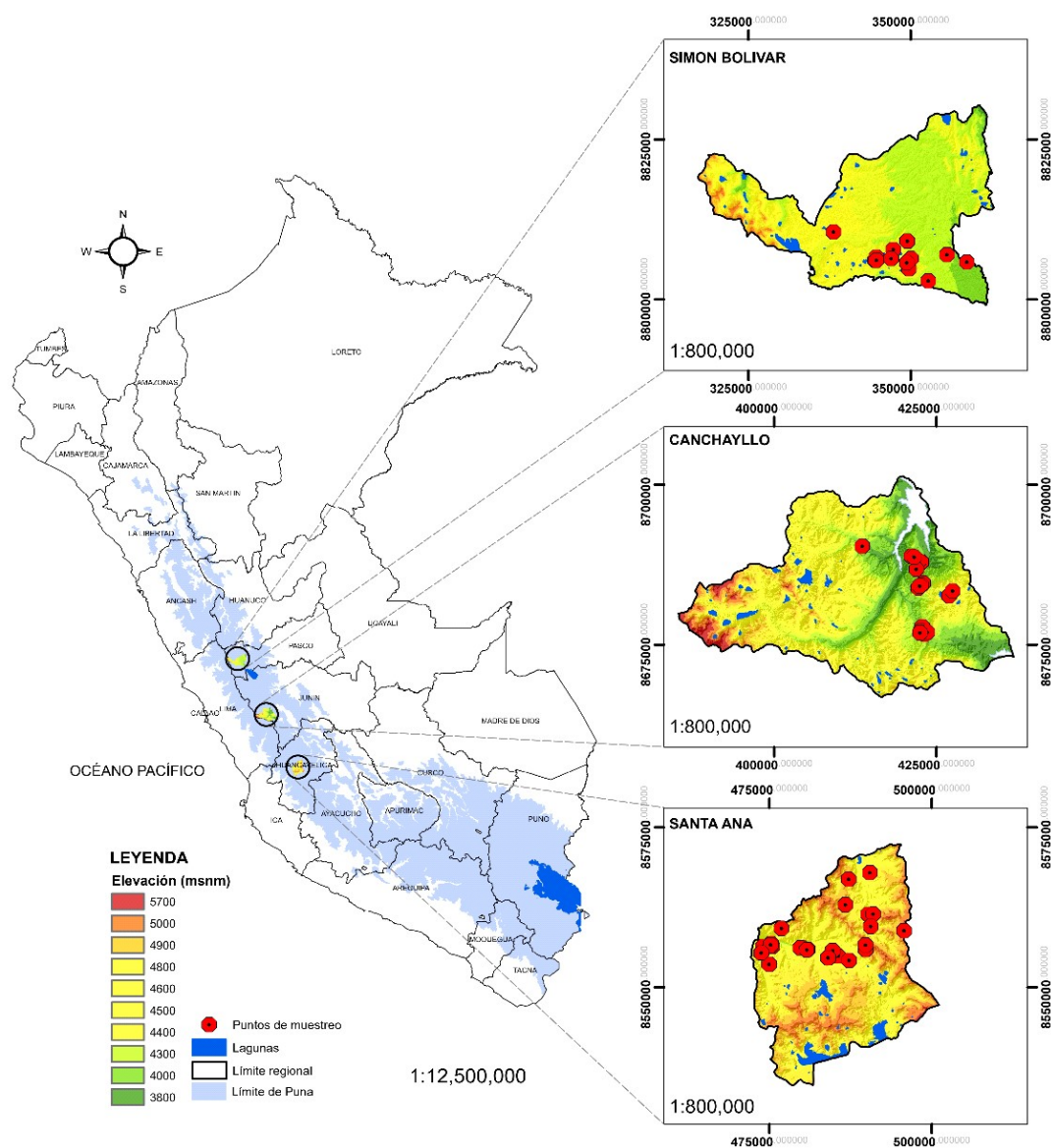


Figura 1. Ubicación de la zona de estudio: norte (Simón Bolívar), centro (Canchayllo) y sur (Santa Ana)

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Zona de Estudio

El presente estudio se llevó a cabo desde mayo de 2016 a octubre de 2017 en pastizales dominados por pajonal alto (gramíneas de porte alto: *Festuca dolichophylla*) y pajonal bajo (gramíneas de porte bajo:

*Calamagrostis vicunarium*) en tres distritos de la sierra central del Perú: Simón Bolívar (Cooperativa Comunal San Pedro de Racco), provincia de Pasco, Región Pasco, Canchayllo (Comunidad Campesina Túpac Amaru), provincia de Jauja, Región Junín, y Santa Ana (Comunidad Campesina Santa Ana), provincia de Castrovirreyna, Región Huancavelica (Figura 1), representando un área de 211 859 ha de pastizales evaluados.

Las evaluaciones se realizaron comprendiendo una época lluviosa (noviembre-abril) y dos épocas secas (mayo-octubre). Las áreas de evaluación se encuentran entre los 3800 y 5700 msnm y se caracterizan por su compleja formación de paisajes fluvio-glaciares, colinas y montañas. La zona climática se caracteriza como páramo y tundra alpina, las temperaturas promedio anual son 6.3, 10.9 y 5.5 °C y las precipitaciones son 766, 700 y 999 mm anuales en Santa Ana, Canchayllo y Simón Bolívar, respectivamente (SENAMHI, 2017).

### Datos de NDVI *in situ*

Se confeccionó una red de 250 x 250 m georreferenciada según la grilla de la imagen MODIS. Se utilizó Google Earth (<https://www.google.com/intl/es/earth/>) para facilitar la ubicación de las áreas de monitoreo. Dentro de cada pixel (51 pixeles evaluados) se eligió un área representativa (área que representa a la vegetación de todo el pixel) para realizar tres mediciones dentro de cada uno, cuyos valores fueron promediados para obtener el valor de NDVI del pixel.

Las mediciones se realizaron utilizando el espectrómetro Decagon Devices Em50 alimentado con baterías 2AA (Figura 2). Los sensores de radiación incidente y radiación reflejada estuvieron comprendidos en el espectro electromagnético de 630 y 800 nm.

Los registros fueron tomados cada 2 min entre las 09:00 y 14:00 h, considerando que el sensor MODIS cruza la línea ecuatorial aproximadamente a las 10:30 h (<https://modis.gsfc.nasa.gov/>). Para activar el sensor de reflectancia se utilizó coordenadas geográficas con la ayuda de un Sistema de Posicionamiento Global (Garmin 64S®) y una computadora portátil (HP Pavilion Gaming®). Los sensores fueron sostenidos en un tubo de PVC (para salvaguardar de las tormentas eléctricas). La instalación del sensor de irradiancia fue empotrada en nadir hacia arriba y el sensor de reflectancia con dirección al suelo con un ángulo de inclinación de 18°.



Figura 2. Espectrómetro de campo instalado en una vegetación tipo pajonal bajo para evaluar NDVI *in situ*

Las mediciones fueron en condiciones de cielo despejado. El campo de visión fue equivalente a un círculo de 1.3 m de diámetro y se determinó por la siguiente ecuación:  $GIFOV = 2 * (\tan[18] * h)$  (ecuación 2), donde h es la altura del sensor sobre la canopia (el sensor se instaló a 2 m de altura sobre la canopia). Los ángulos entre el sol, el sensor y la superficie de la canopia provocan sombra en el campo de visión del sensor, provocando efectos perturbadores sobre el espectro medido (Aparicio *et al.*, 2004), por lo que el sensor fue instalado con una orientación de sur a norte.

### Datos de NDVI del Sensor MODIS

El set de imágenes Terra MODIS utilizadas en este estudio (2000-2018) se descargó de la NASA, previo registro (<https://urs.earthdata.nasa.gov/users/new>). Las imágenes MODIS se caracterizan por tener una resolución espacial de 250 x 250 m y una resolución temporal diaria; sin embargo, el algoritmo elige el mejor valor de pixel disponible de todas las adquisiciones de un periodo de 16 días (Didan, 2015). Los archivos (tiles) utilizados fueron: MOD13Q1.A2010081.-

h10.v09 y MOD13Q1.A2010081.h10.v10 y fueron descargados del directorio de datos MOD13Q1.006 que corresponde a la capa de vegetación primaria (NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada). Para calcular el NDVI, MODIS utiliza la reflectancia del espectro de 680 y 800 nm, rojo e infrarrojo cercano respectivamente (Gamon *et al.*, 2006). Las imágenes satelitales fueron reproyectadas utilizando la extensión MODIS Reprojection Tool (MRT), herramienta desarrollada por el Centro de Archivos Distribuidos (Distributed Archive Center, DAAC), para ello se utilizaron las siguientes sentencias: tipo de proyección: UTM-WGS84, tipo de re-muestreo: Nearest Neighbor (López *et al.*, 2011; García y Mas, 2011b). Para obtener el valor del NDVI se utilizó la extensión *extrac values to points* en ArcGIS 5.2, siguiendo las siguientes sentencias: ArcToolbox > Spatial Analyst Tools > Extraction > Extrac Values to Points.

### Muestreo de la Vegetación

Bajo el principio de tipicidad y accesibilidad, se realizaron un total de 153 mediciones de la vegetación por el método de corte y separación, utilizando una tijera lapiaco y un

cuadrante de 0.25 m<sup>2</sup> de PVC de ¾ de pulgada. La alícuota se rotuló y se llevó al Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales de la Universidad Nacional Agraria la Molina (UNALM) donde fueron secadas en una estufa a 60 °C por 48 h (AOAC, 2019). La proporción de materia seca se obtuvo al relacionar el peso seco de la alícuota con el peso fresco de esta. Esta proporción se utilizó para estimar la biomasa seca equivalente en las áreas de estudio (kgMS/ha). Las muestras fueron pesadas en una balanza digital (Ohaus®, Ranger 5000) con capacidad de 5000 g y 0.1 g de precisión, para expresar la cantidad de materia en kilogramos por hectárea.

### Análisis Estadístico

Para la calibración del NDVI se utilizaron ocho modelos de regresión (Cuadro 1), de los cuales se seleccionaron en función al índice de concordancia: raíz del error cuadrático medio (RMSE), siendo mejor el de menor valor y el coeficiente de determinación (R<sup>2</sup>) más próximo a 1. Para ello se utilizó información *in situ* obtenido por el Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales de la UNALM.

Cuadro 1. Modelos y funciones matemáticas utilizados en en la evaluación espacio temporal de la biomasa aérea en pastizales<sup>1</sup>

Modelo	Método	R Paquete
Linear	'lm'	caret
Cuadrático	'qda'	caret
Cúbica	"cubic"	caret
Exponencial	"exp"	caret
Support Vector Machines with Linear Kernel	'svmLinear'	caret
Bayesian Regularized Neural Networks	'brnn'	brnn
Bayesian Generalized Linear Model	'bayesglm'	arm
Random Forest	'rf'	randomForest

<sup>1</sup> El código r de los modelos se encuentra en <http://topepo.github.io/caret/pre-processing.html>

Cuadro 2. Valor del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) *in situ* y MODIS

Época	Tipo de vegetación	NDVI	
		<i>in situ</i>	MODIS
Húmeda	Pajonal bajo	0.36 ± 0.13	0.41 ± 0.14
	Pajonal alto	0.42 ± 0.14	0.44 ± 0.14
Seca	Pajonal bajo	0.24 ± 0.05	0.27 ± 0.06
	Pajonal alto	0.26 ± 0.10	0.41 ± 0.10

Para el análisis estadístico se utilizó el software R Studio y para el mapeo el software ArcGIS 10.5. Utilizando el mejor modelo predictivo en función al mejor estimador (RMSE y R<sup>2</sup>) se estimó la biomasa mensual en base a la precipitación (MODIS) para la sierra central considerándose como puntos de calibración en el norte (N), centro (C) y sur (S), comprendiendo a las regiones de Pasco, Lima, Junín y Huancavelica.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el Cuadro 3 se puede apreciar que el modelo cuadrático tuvo mejores estimadores (RMSE: 1300 y R<sup>2</sup>: 0.61), tanto para la calibración del NDVI como para la predicción de biomasa a partir del NDVI. Una vez elegido el mejor modelo (cuadrático), se estimó de la vegetación para la sierra central del Perú a partir de las imágenes MODIS (2000 hasta 2018).

El NDVI del sensor MODIS siguió un patrón temporal similar de reflectancia espectral al NDVI registrado *in situ* indistintamente del tipo de vegetación (Figura 3). Estos valores pueden diferir según la estacionalidad, densidad, estado fenológico y tipo de pastizal (Gamon *et al.*, 2006; Bolaños

*et al.*, 2007; Liu *et al.*, 2017). Estos últimos autores, al estudiar el NDVI de pastizales del Tibet, reportaron patrones de reflectancia similares de reflectancia espectral temporal entre el NDVI – MODIS vs NDVI *in situ*.

Los valores de NDVI en la vegetación tipo pajonal bajo en la época húmeda fue de 0.36±0.13 y 0.41±0.14 *in situ* y MODIS, respectivamente; sin embargo, fue mayor para el caso de pajonal alto con valores de 0.42±0.14 y 0.44±0.14 *in situ* y MODIS, respectivamente para la misma época (Cuadro 2).

Los valores de reflectancia espectral registrados en esta investigación (Cuadro 2) fueron inferiores al valor de 0.49 reportado por Alatorre *et al.* (2010) al utilizar imágenes satelitales para la evaluación de la reflectancia de los pastizales, diferencia que podría atribuirse al estado fenológico de la planta. Las variaciones del NDVI están influenciadas por la dinámica de la vegetación (fenología y densidad) sujeto al régimen de precipitación, además, por las variaciones hora del día (nivel de radiación solar), época del año y composición de especies (Gamon *et al.*, 2006). Para el caso de la reflectancia del pajonal alto en la época seca, los valores reportados por MODIS son muy superiores a los registrados *in situ* (Cuadro 2)

Cuadro 3. Modelos utilizados en la calibración del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

Modelos <sup>1</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>
Lineal	0.061	0.89
Cuadrático	0.060	0.91
Cúbico	0.060	0.91
Exponencial	0.088	0.82
Support Vector Machine with Linear Kernel	0.063	0.89
Bayesian Regularized Neural Networks	0.061	0.90
Bayesian Generalized Linear Model	0.061	0.89
Random Forest	0.073	0.86

<sup>1</sup> RMSE: raíz del error cuadrático medio

<sup>2</sup> R<sup>2</sup>: coeficiente de determinación

### Calibración del NDVI

De los ocho modelos de calibración del NDVI - MODIS con el NDVI *in situ*, se encontró que los modelos cuadráticos y cúbicos tuvieron buen desempeño para calibrar el NDVI-MODIS, debido a que presentaron mejores valores de RMSE y R<sup>2</sup> (Cuadro 3).

SVMlineal es un método muy utilizado en detección remota (Li *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2017), para determinar biomasa aérea de pastizales (Clevers *et al.*, 2007), como la aplicación en la clasificación de imágenes. Li *et al.* (2015) utilizando este modelo para clasificación de imágenes satelitales de alta resolución reportaron que la precisión del productor y del usuario fue de 66 y 83%. respectivamente en pastizales.

### Modelos de Regresión de Biomasa Aérea y NDVI

Para la estimación de la biomasa se consideraron seis modelos de regresión según los mejores estimadores (Cuadro 4). Los valores de biomasa disponible registrados fueron en promedio de 2161.87 kgMS/ha. La vegetación tipo pajonal alto tuvo un promedio de 2936.29 kg MS/ha mientras que la vegetación tipo pajonal bajo fue de 1633.08 kg MS/ha. El tipo de vegetación tiene un efecto fundamental sobre los diferentes valores de biomasa disponible incluso teniendo valores de NDVI similares.

El modelo cuadrático arrojó mejores estimadores para ambos tipos de vegetación (pajonal alto y bajo) debido al mejor índice de concordancia y coeficiente de determinación. Resultados similares reportaron Liu *et al.* (2017) al evaluar pajonales, mencionando un ajuste de r<sup>2</sup>: 0.565, 0.616 y 0.545 para los modelos lineal, exponencial y logarítmico, respectivamente, entre las correlaciones de NDVI *in situ* vs biomasa aérea (kg/ha). Por su parte, Chen *et al.* (2009), al utilizar mode-

Cuadro 4. Estimadores de modelos lineales y no lineales

Modelos <sup>1</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>
Cuadrático	1300	0.61
Exponencial	1301	0.61
brnn <sup>L</sup>	1336	0.61
bayesglm <sup>nl</sup>	1445	0.58
linear <sup>l</sup>	1464	0.56
svmLinear <sup>l</sup>	1505	0.56

<sup>1</sup> RMSE: raíz del error cuadrático medio

<sup>2</sup> R<sup>2</sup>: coeficiente de determinación

L: Lineal; nl; no lineal



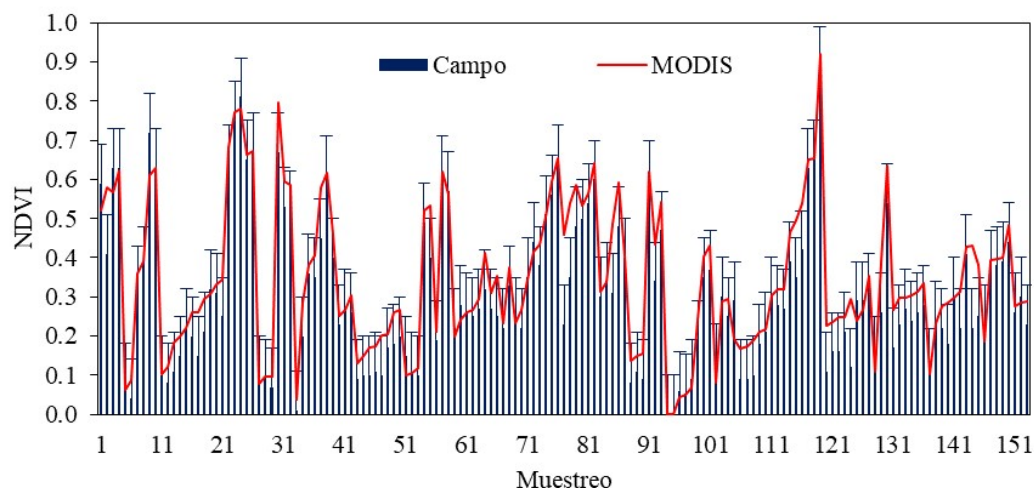


Figura 3. Comparación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) calculado a partir de MODIS y datos de reflectancia de la vegetación medidos *in situ*

los predictivos para la biomasa aérea de pastizales a partir del NDVI registrado *in situ*, reportan valores  $2667.50 \pm 440.3$  kg MS/ha; siendo similares a los reportados en este estudio.

### Patrones Espacio Temporales de la Biomasa Aérea

El comportamiento mensual de la biomasa aérea de los pastizales altoandinos siguió el patrón de precipitación (Figura 4). Bolaños *et al.* (2007) reportaron similar comportamiento indicando que el patrón estacional de crecimiento está altamente asociado al régimen de humedad. La Figura 4 muestra que la vegetación empieza a crecer o rebrotar inmediatamente después del inicio de las precipitaciones, pudiendo alcanzar los 5000 kg MS/ha, siendo ligeramente mayor la biomasa para el caso del pajonal alto.

Sin embargo, en los pajonales (altos y bajos) del sur, la respuesta de la vegetación no es tan drástica a pesar de tener mayor régimen de humedad. Esto podría deberse a la calidad de los suelos, al sobrepastoreo y al

estado de salud de la vegetación. Cabe mencionar que la precipitación desciende drásticamente entre los meses de marzo y abril en las tres zonas en estudio. Asimismo, para el caso del pajonal (alto y bajo) del centro, debido a que tiene una precipitación similar a la del norte, la vegetación también tiene un comportamiento similar en base a la respuesta de la humedad en el suelo (Figura 5). En las tres zonas de evaluación, el régimen de precipitación disminuye en los meses de junio a agosto, determinando que la cantidad de biomasa disminuya inmediatamente después de su descenso.

### CONCLUSIONES

- Los modelos cuadrático y exponencial del NDVI MODIS e *in situ* describieron mejor la dinámica espacio temporal de la biomasa aérea de los pastizales.
- La dinámica de la biomasa aérea estimada de los pastizales altoandinos sigue el patrón estacional de las precipitaciones.

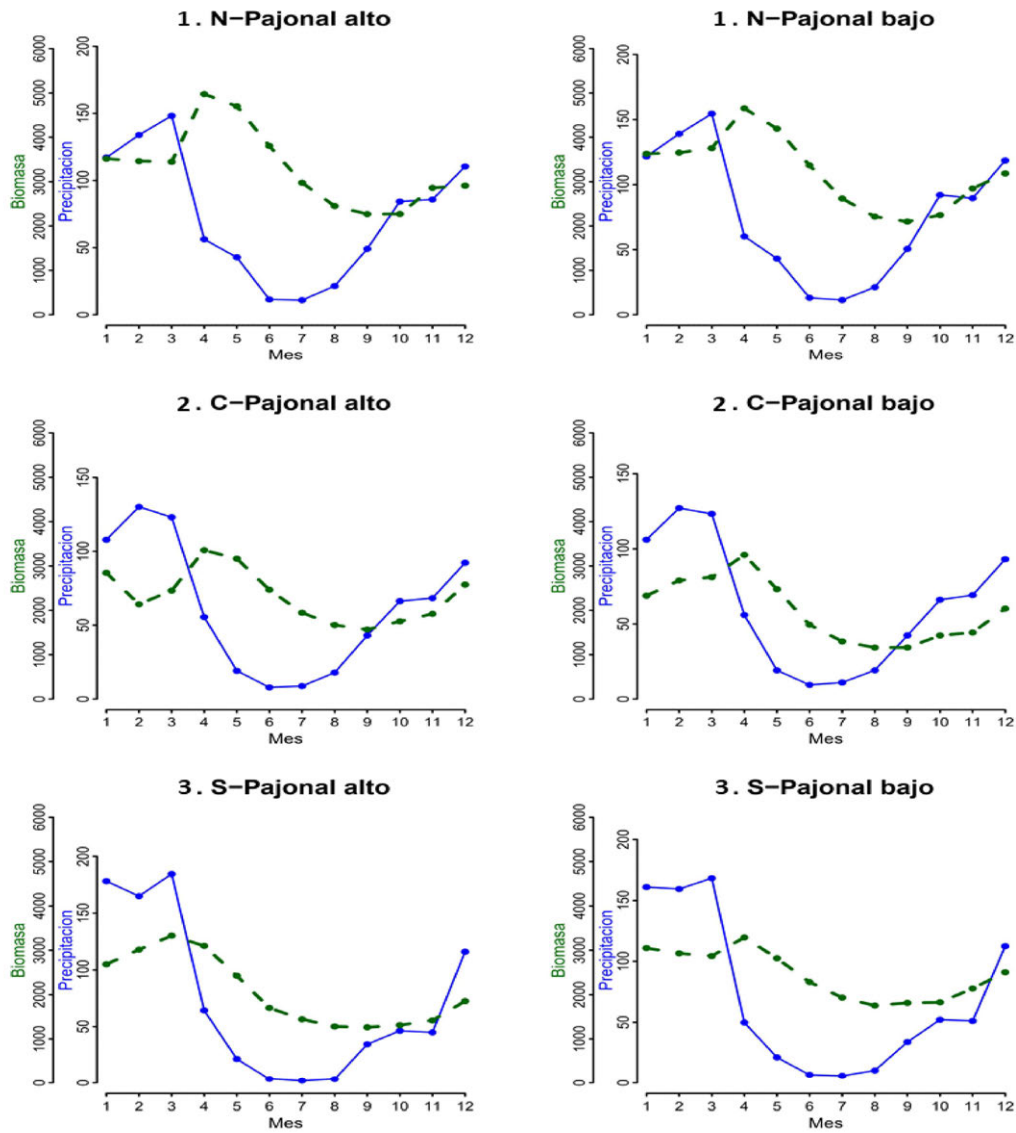


Figura 4. Promedio de la precipitación (mm/mes) y el patrón estacional de crecimiento de la biomasa aérea (kg MS/ha/mes) (2000 al 2018) en el Norte (1), Centro (2) y Sur (3) de la zona de estudio

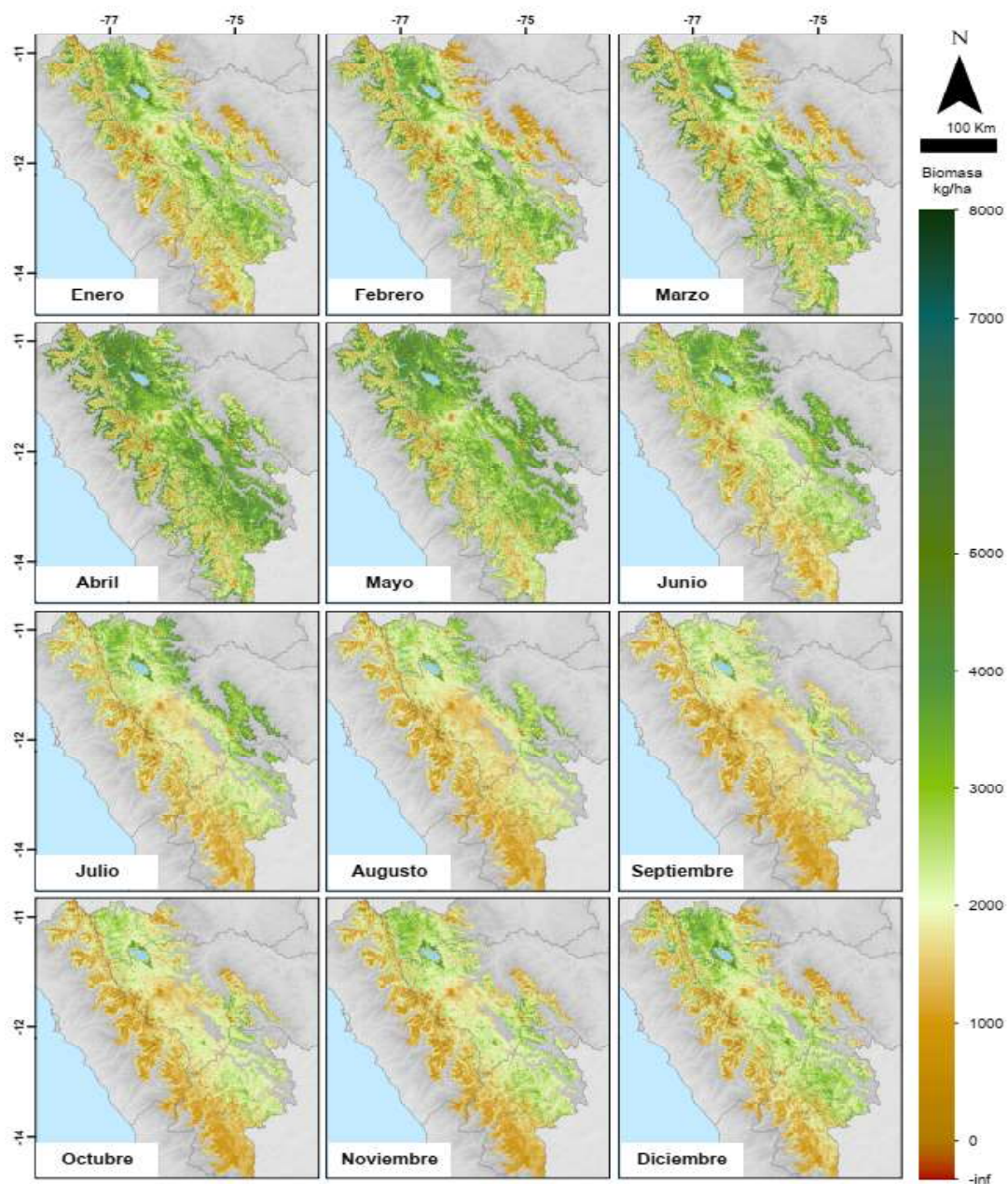


Figura 5. Distribución espacial de la biomasa aérea mensual ponderada desde 2000 al 2018 en los pastizales altoandinos de la sierra central del Perú

## Agradecimientos

Los autores agradecen al Concejo Nacional de Ciencia Tecnología e Innovación Tecnológica – CONCYTEC y al Laboratorio de Ecología y Utilización de Pastizales de la Universidad Nacional Agraria la Molina – LEUP-UNALM por su apoyo a la presente investigación.

## LITERATURA CITADA

1. **Alatorre LC, Beguería S, Serrano SM 2010.** Análisis de la evolución espacio-temporal del NDVI sobre áreas vegetadas y zonas de riesgo de erosión en el Pirineo Central. *Pirineos* 165: 7-27.
2. **[AOAC] Association of Official Analytical Chemist. 2019.** Official Methods of Analysis. 21<sup>st</sup> ed. [Internet]. Available in: <https://www.aoac.org/official-methods-of-analysis-21st-edition-2019/>
3. **An N, Price KP, Blair JM 2013.** Estimating above-ground net primary productivity of the tallgrass prairie ecosystem of the Central Great Plains using AVHRR NDVI. *Int J Remote Sens* 34: 3717-3735; doi: 10.1080/01431161-2012.757376
4. **Aparicio N, Villegas D, Royo C, Casadesus J, Araus JL 2004.** Effect of sensor view angle on the assessment of agronomic traits by spectral reflectance measurements in durum wheat under contrasting Mediterranean conditions. *Int J Remote Sens* 25: 1131-1152. doi: 10.1080/0143116031000116967
5. **Baeza S, Paruelo JM, Lezama F, Altesor A. 2011.** Caracterización funcional en pastizales y sus aplicaciones en Uruguay. En: Bases ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales. Uruguay: INIA. 163-182.
6. **Bolaños GM, Paz Pellat F, Palacios VE, Mejía SE, Huete A 2007.** Modelación de los efectos de la geometría sol-sensor en la reflectancia de la vegetación. *Agrociencia* 41: 527-537.
7. **Cáceres JD 2016.** Análisis del comportamiento temporal de la biomasa en pastos del departamento de Olancho en el contexto del cambio global-fase II. *Ciencias Espaciales* 7: 97-114. doi: 10.5377/ce.v7i1.2528.
8. **Chen J, Gu S, Shen M, Tang Y, Matsushita B. 2009.** Estimating above-ground biomass of grassland having a high canopy cover: an exploratory analysis of *in situ* hyperspectral data. *Int J Remote Sens* 30: 6497-6517, doi: 10.1080/01431160902882496
9. **Chu D, Deji YZ, Pubu C, Ji QM, Tang H 2013.** Aboveground biomass in the North Tibet and estimate model using remote sensing data. *J Nat Resources* 28: 2000-2011. doi: 10.11849/zrzyxb-2013.11.016
10. **Clevers JGPW, Van Der Heijden GWAM, Verzakov S, Schaepman ME 2007.** Estimating grassland biomass using SVM band shaving of hyperspectral data. *Photogramm Eng Remote Sensing* 73: 1141-1148, doi: 10.14358/PERS.73.10.1141
11. **Didan K. 2015.** MOD13A1. MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 500m SIN Grid V006. [Internet]. Available in: <https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13a1v006/>
12. **Easdale MH, Bruzzone O, Mapfumo P, Tittonell P. 2018.** Phases or regimes? Revisiting NDVI trends as proxies for land degradation. *Land Degrad Dev* 29: 433-445. doi: 10.1002/ldr.287
13. **Fan L, Berger FH, Liu H, Bernhofer C. 2014.** Validating MODIS land surface reflectance products using ground-measured reflectance spectra – a case study in semi-arid grassland in Inner Mongolia, China. *Int J Remote Sens* 35: 1715-1728, doi: 10.1080/01431161.2014.882031
14. **Fava F, Colombo R, Bocchi S, Meroni M, Sitzia M, Fois N, Zucca C. 2009.** Identification of hyperspectral vegetation indices for Mediterranean pasture characterization. *Int J Appl Earth Obs* 11: 233-243, doi: 10.1016/j.jag.2009-02.003

15. **Flores ER 2016.** Cambio climático: pastizales altoandinos y seguridad alimentaria. *INAIGEM Montaña* 1: 73-80. doi: 10.36580/rgem.i1.73-80
16. **Gamon JA, Cheng Y, Claudio H, MacKinney L, Sims DA 2006.** A mobile tram system for systematic sampling of ecosystem optical properties. *Remote Sens Environ* 103: 246-254. doi: 10.1016/j.rse.2006.04.006
17. **Gao T, Xu B, Yang X, Jin Y, Ma H, Li J, Yu H. 2013.** Using MODIS time series data to estimate aboveground biomass and its spatio-temporal variation in Inner Mongolia's grassland between 2001 and 2011. *Int J Remote Sens* 34: 7796-7810. doi: 10.1080/01431161.-2013.823000
18. **García-Mora TJ, Mas JF. 2011a.** Evaluación de imágenes del sensor MODIS para la cartografía de la cobertura del suelo en una región altamente diversa de México. *B Soc Geol Mex* 63: 83-94. doi: 10.18268/BSGM2011v63n1a7
19. **García MT, Mas JF. 2011b.** Evaluación de métodos y productos derivados del sensor MODIS para la cartografía de la cubierta del suelo en México. En: Mas JF (ed). *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio*. México: Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. p 231-252.
20. **González GI, Mas JF, Morales LM, Ocegüera KA. 2020.** Thematic accuracy of hotspots and wildfires in Michoacán, Mexico. *Rev Chapingo Ser Cienc For* 26. doi: 10.5154/r.rchscfa.-2019.01.011
21. **Inoue T, Nagai S, Kobayashi H, Koizumi H. 2014.** Utilization of ground-based digital photography for the evaluation of seasonal changes in the aboveground green biomass and foliage phenology in a grassland ecosystem. *Ecol Inform* 25: 1-9. doi: 10.1016/j.ecoinf.2014.09.013
22. **Justice CO, Vermote E, Townshend JR, Defries R, Roy P, Hall DK, Salomonson VV, et al. 1998.** The moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE T Geosci Remote* 36: 1228-1249. doi: 10.1109/36.701075
23. **Kawabata A, Ichii K, Yamaguchi Y 2001.** Global monitoring of interannual changes in vegetation activities using NDVI and its relationships to temperature and precipitation. *Int J Remote Sens* 22: 1377-1382. doi: 10.1080/01431160-119381
24. **Kawamura K, Akiyama T, Yokota H, Tsutsumi M, Yasuda T, Watanabe O, Wang G, Wang S. 2005.** Monitoring of forage conditions with MODIS imagery in the Xilingol steppe, Inner Mongolia. *Int J Remote Sens* 26: 1423-1436.
25. **Liu S, Cheng F, Dong S, Zhao H, Hou X, Wu X. 2017.** Spatiotemporal dynamics of grassland aboveground biomass on the Qinghai-Tibet Plateau based on validated MODIS NDVI. *Sci Rep* 7: 4182. doi: 10.1038/s41598-017-04038-4
26. **Ñaupari JA, Vierling LA, Eitel JU. 2013.** Delineating native and invasive plant functional groups in shrub-steppe vegetation using bidirectional reflectance. *J Appl Remote Sens* 7: 3563. doi: 10.1117/1.JRS.7.073563
27. **Liu LX, Zhao XY, Chang XL, Lian J. 2016.** Impact of precipitation fluctuation on desert-grassland ANPP. *Sustainability* 8: 1245. doi: 10.3390/su8121245
28. **Li B, Chongjing D, Shuang Li. 2005.** High resolution remote sensing image classification based on particle swarm optimization and support vector machine. *Computer Model New Technol* 19: 22-26.
29. **López SG, René C, Cruz LM, Ressler R, Mas JF. 2011.** Herramientas de análisis de los datos MODIS. En: Mas JF (ed). *Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio*. México: Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. p 71-95.
30. **Naibbi AI, Baily B, Healey RG, Collier P 2014.** Changing vegetation patterns in Yobe state Nigeria: an analysis of the rates of change, potential causes and the

- implications for sustainable resource management. *Int J Geoscie* 5: 50-62. doi: 10.4236/ijg.2014.51007
31. **Pizarro CS. 2017.** Degradación y vulnerabilidad al cambio climático en pastizales altoandinos. Tesis de Maestría. Lima, Perú: Univ. Nacional Agraria la Molina. 185 p.
  32. **Reeves MC, Zhao M, Running SW. 2006.** Applying improved estimates of MODIS productivity to characterize grassland vegetation dynamics. *Rangeland Ecol Manag* 59: 1-10. doi: / 10.2111/1551-5028(2006)59[001:-AIEOMP]2.0.CO;2
  33. **Riba EA, Carmona FB, Frati FE, Tejada JD, Acosta N, Toloza JM. 2012.** Integración y administración de índices de sensado en la programación y pronósticos de riego presurizado para cultivo de olivo en regiones áridas. En: XIV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación. Misiones, Argentina.
  34. **Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW, Harlan JC. 1974.** Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA/OSFC. Type III. Final Report. Greenbello MD. 371 p.
  35. **[SENAMHI] Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología. 2017.** [Internet]. Disponible en: <https://www.senamhi.gob.pe/?&p=descarga-datos-hidrometeorologicos>
  36. **Qi J, Marsett RC, Moran MS, Goodrich DC, Heilman P, Kerr YH, Zhang XX. 2000.** Spatial and temporal dynamics of vegetation in the San Pedro River basin area. *Agr Forest Meteorol* 105: 55-68, doi: 10.1016/S0168-1923(00)-00195-7
  37. **Solarte ME, Moreno L, Melgarejo LM. 2010.** VI. Fotosíntesis y pigmentos vegetales. En: Melgarejo L (ed). Experimentos en fisiología vegetal. Colombia: Universidad Nacional de Colombia. p 107-122.
  38. **Wang M, Wan Y, Ye Z, Lai X. 2017.** Remote sensing image classification based on the optimal support vector machine and modified binary coded ant colony optimization algorithm. *Inform Sciences* 402: 50-68. doi: 10.1016/j.ins.2017.03.027
  39. **Wang Z, Liu C, Huete A. 2003.** From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: Advances in vegetation index research. *Acta Ecologica Sinica* 23: 979-987.
  40. **Zerda HR, Tiedemann JL. 2010.** The temporal dynamic of NDVI, of forest and grassland in the Chaco Seco of Santiago del Estero province, Argentine. *Ambiència* 6: 13-24.
  41. **Zhang B, Zhang L, Xie D, Yin X, Liu C, Liu G. 2016.** Application of synthetic NDVI time series blended from Landsat and MODIS data for grassland biomass estimation. *Remote Sens-Basel* 8: 10. doi: 10.3390/rs8010010
  42. **Zúñiga López JM. 2018.** Aplicación de sensores remotos para análisis del estado vegetativo del cultivo de palma de aceite por medio del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y firmas espectrales mediante fotografías aéreas. Bogotá, Colombia: Tesis de Segunda Especialidad en Geomática. Universidad Militar Nueva Granada. 1