

Modelos de estimación de biomasa herbácea neta a partir de sensores remotos

Miguel Nolasco¹, Paula Alvarez², Franco Suarez¹ y Marcos Karlin¹

¹Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba.

²Instituto Mario Gulich, Universidad Nacional de Córdoba - Comisión Nacional de Actividades Espaciales

mnolasco@agro.unc.edu.ar

Resumen. La cuantificación de la biomasa herbácea es importante, para calcular la carga animal y determinar potenciales riesgos de ignición. Sin embargo, la valoración de la biomasa en el terreno posee limitaciones para representar su variabilidad temporal y espacial. En este contexto la tecnología satelital posee el potencial de monitorear la vegetación en áreas extensas y de forma periódica. El objetivo del presente trabajo fue elaborar modelos que permitan estimar remotamente la cantidad de biomasa en praderas polifíticas del centro de Argentina. Se seleccionaron seis sitios de entrenamiento en pastizales de la Reserva Natural de la Defensa La Calera, Provincia de Córdoba. Se utilizaron las bandas 2-3-4-5-6 y 7 de Landsat 8, e índices de diferencia normalizada de vegetación, agua y humedad. El análisis definió dos ecuaciones de regresión lineal múltiple estadísticamente significativas ($p < 0,0001$) para la estimación de biomasa acumulada instantánea. El modelo #1, de máximo R^2 ($R^2=0,8$; $AIC=407,08$) incluía los índices NDVI y NDMI y las bandas 2-3-4-6. El modelo #2, de mínimo AIC ($R^2=0,78$; $AIC=406,14$) abarcaba las bandas 2-3-5 y el índice NDVI. Ambos modelos obtenidos permiten la estimación de biomasa herbácea acumulada, independientemente del pastoreo, época del año y condición de la biomasa.

Palabras clave: Córdoba, gramíneas, índice normalizado, Landsat 8, regresión.

1 Introducción

La vegetación herbácea constituye un estrato de suma importancia puesto que ofrece numerosos beneficios ecosistémicos. Provee recursos como forrajes, fibras, alimentos y medicinas. También brinda servicios como el de protección contra la erosión, aumento de la fertilidad del suelo y mejoramiento de la infiltrabilidad del agua. Sin embargo, la vegetación herbácea también es un material de fácil combustión que, ante eventos de incendios, puede promover procesos de degradación ambiental.

La biomasa en las plantas, es el resultado de la asimilación del CO_2 atmosférico junto con los nutrientes del suelo, incluyendo el agua, por unidad de superficie y unidad de tiempo. Los compuestos asimilados, son transformados a partir de la fotosíntesis en moléculas orgánicas que contienen energía. En plantas se tiende a cuantificar la biomasa terrestre puesto que es la que se aprovecha directamente como producto.

Se define a la Producción Primaria Bruta (PPB) como el total de la materia orgánica asimilada por la planta, mientras que la Productividad Primaria Neta (PPN) es igual a la cantidad de materia orgánica asimilada (PPB) menos la consumida por la Respiración (R) [1]. De esta forma se define la relación entre las tres variables (1).

$$PPN = PPB - R \quad (1)$$

La biomasa total (BT) se define integrando la PPN entre un momento inicial y uno final de acumulación. Si a esta biomasa se le descuenta la biomasa perdida por descomposición (BPD) y por cosecha, i.e. exportación fuera del sistema (BPC), se define la cantidad de biomasa neta (BN) de un sistema (2).

$$BN = BT - BPD - BPC \quad (2)$$

En sistemas ganaderos, la cuantificación de la biomasa herbácea neta es de importancia para determinar la cantidad de forrajimasa disponible y calcular la carga animal. En programas de conservación, es útil estimar la biomasa fácilmente combustible a fin de definir potenciales riesgos de ignición y progresión de incendios.

La tecnología satelital ofrece en la actualidad el potencial de proveer alternativas de medición de biomasa en forma no destructiva y remota, abarcando grandes áreas y de forma periódica [2]. Además, la detección remota es el mejor enfoque para estimar la biomasa a nivel regional, donde los datos de campo son escasos o difíciles de recopilar. Han pasado más de tres décadas desde que pioneros como Tucker et al. [3] y Sader et al. [4] relacionaron la biomasa con la reflectancia registrada en el sensor. Desde entonces, muchos estudios en diferentes regiones han encontrado fuertes correlaciones entre la biomasa y la reflectancia en diferentes longitudes de onda [5].

El Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI por sus siglas en inglés) ha sido usado extensivamente a nivel mundial para estudios de clasificación de vegetación, cuantificación de producción y discriminación de estados fenológicos [6-7-8]. El NDVI captura el marcado contraste entre una fuerte absorbancia en la longitud de onda del rojo visible, y una fuerte reflectancia en longitud de onda del infrarrojo cercano, comportamiento que caracteriza a la vegetación fotosintéticamente activa. De esta forma, en zonas áridas y semiáridas las sumas de NDVI multi-temporales han sido relacionadas con la productividad vegetal. Sin embargo, la aplicación de este índice ha demostrado dificultades en la validación de modelos frente a cambios en las cantidades de biomasa medidas a campo debido a pastoreo o a la descomposición [9].

El Índice de Diferencia Normalizada de Humedad y el Índice de Diferencia Normalizada de Agua (NDMI y NDWI por sus siglas en inglés) se usan de forma complementaria a NDVI, pero se relacionan principalmente al contenido de humedad en los tejidos vegetales [10], o a la presencia de agua libre en superficie [11], respectivamente. El NDWI basado en SWIR es más sensible al crecimiento de la vegetación que el NDVI, particularmente cuando la cobertura de vegetación es alta. La inclusión de las bandas SWIR en la estimación de la cobertura de vegetación aún no ha sido evaluada completamente. Los resultados hasta la fecha mostraron un gran potencial del NDWI basado en bandas absorbentes de agua en la evaluación de varias propiedades de la vegetación

[12]. Por lo tanto, para evitar las inexactitudes causadas por los fenómenos de saturación temprana del NDVI [13], se debe considerar el NDWI para la estimación de la cobertura de vegetación.

A pesar de que dichos índices son usados de manera extensiva para estimar productividad, en situaciones específicas no definen relaciones intrínsecas a la hora de predecir valores de biomasa neta acumulada [14]. En el caso de praderas polifíticas y/o bajo efecto del pastoreo dificultan las estimaciones. La combinación de las bandas en el espectro visible e infrarrojo, podría resolver esta dificultad.

La innovación de este trabajo consiste en el desarrollo de modelos que permiten, no sólo estimar la cantidad de biomasa herbácea viva, sino también la biomasa muerta acumulada que no es registrada a través de los índices de vegetación mencionados precedentemente. Estos modelos podrían ser extrapolados a áreas aledañas de similares características ecológicas.

El objetivo del presente trabajo consistió en elaborar modelos que permitan estimar remotamente la cantidad de biomasa acumulada en praderas polifíticas del centro de Argentina.

2 Materiales y Métodos

2.1 Área de estudio

El estudio se realizó en una sub-área de la Reserva Natural de la Defensa La Calera, Reserva que se encuentra al oeste de la ciudad de Córdoba y comprende aproximadamente unas 14 mil hectáreas. La Reserva Natural Militar, posee como límites físicos la Ruta Nacional N°20 hacia el sur, la Ruta Provincial N°73 hacia el oeste y el norte, y parte del anillo de circunvalación de la Ciudad de Córdoba hacia el este. Las coordenadas geográficas extremas del predio son S31°27'35"-W64°24'20" hacia el sur, S31°25'49"-W64°26'54" hacia el oeste, S31°20'46"-W64°24'19" hacia el norte y S31°23'44"-W64°16'01" hacia el este.

La precipitación media anual es de 800 mm anuales, con distribución marcadamente estival (640 mm). La temperatura media anual es de 16°C, con una máxima media anual de 24°C y una mínima media anual de 10,1°C. Las máximas absolutas alcanzan los 44°C y las mínimas absolutas de -10°C [16]. Esta estacionalidad define diferencias marcadas en el crecimiento de los pastizales naturales, al determinar períodos de mayor (diciembre a enero) y menor (junio a septiembre) productividad.

La Reserva cuenta con diversos parches de vegetación que han sido descritos por Karlin et al. [15]. Estos parches han sido clasificados en las categorías "Pastizal" y "Agricultura" (Figura 1). Esta última categoría, ubicada en áreas llanas de la Reserva, ha cambiado desde 2014 su status a la de "Pastizal" (de blanco a amarillo dentro de la sub-área de estudio en la Figura 1) como consecuencia de la interrupción de las actividades agrícolas y el desarrollo de pastizales naturales. La sub-área de estudio abarca 3662 ha, posee una pendiente media inferior al 2% y presenta muy escasa cobertura arbórea o arbustiva.

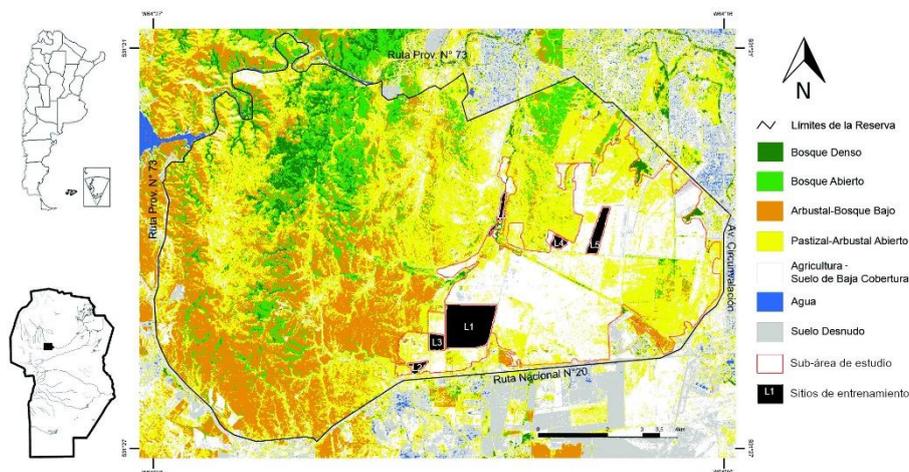


Fig. 1. Sub-área de estudio y ubicación de los sitios de entrenamiento empleados en este trabajo. Modificado de Karlin et al. [15].

2.2 Datos satelitales

Se utilizaron imágenes Landsat 8 del área de estudio (path/row: 229/82) con fecha de adquisición de datos espectrales entre septiembre de 2017 y enero de 2019. Se seleccionaron las fechas en las que la atmósfera no exhibía nubes o smog. Las imágenes se descargaron a través de la plataforma web Google Earth Engine®.

En este estudio se utilizaron los datos espectrales del sensor OLI re-escalados a valores de reflectancia al tope de la atmósfera. Específicamente, se utilizaron las bandas 2, 3, 4, 5, 6 y 7; adicionalmente se calcularon los índices de vegetación (NDVI), de humedad (NDMI) y de agua (NDWI). Para el cálculo de los índices normalizados se aplicaron las fórmulas **3,4 y 5** que se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1. Fórmulas de cálculo de los Índices Normalizados.

Denominación del Índice	Fórmula matemática
Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada	$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} = \frac{B5-B4}{B5+B4} \quad (3)$
Índice de Humedad de Diferencia Normalizada	$NDMI = \frac{NIR-SWIR1}{NIR+SWIR1} = \frac{B5-B6}{B5+B6} \quad (4)$
Índice de Agua de Diferencia Normalizada	$NDWI = \frac{GREEN-NIR}{GREEN+NIR} = \frac{B3-B5}{B3+B5} \quad (5)$

En base a diferencias en los valores de estos tres índices y las características florísticas identificadas a campo, en la sub-área de estudio, se identificaron seis sitios de entrenamiento. Las diferencias se deben fundamentalmente a la composición de los pastizales y comportamientos fenológico.

Sobre los 6 sitios seleccionados se definieron polígonos agrupando píxeles con valores de reflectancia similares (Figura 1). De ellos se extrajeron para cada fecha, los correspondientes valores medios de cada banda e índices normalizados. De esta forma se construyó la serie temporal de datos espectrales.

2.3 Determinaciones de campo

A campo se determinó que tres de los sitios de entrenamiento se encontraban bajo clausura (L2, L3, L5) y tres eran pastoreados de forma irregular (L1, L4 y L6).

Para la determinación de biomasa herbácea a campo (representado por material graminoso y latifoliadas), se aplicó el método del Doble Muestreo [17]. Para ello en cada uno de los seis sitios de entrenamiento, se realizaron cuatro muestreos, repartidos a lo largo del año, en las siguientes fechas: 27 de diciembre de 2017 (excepto el sitio L5, el cual no era accesible en dicha fecha), 10 de marzo de 2018, 23 de agosto de 2018 y 30 de octubre de 2018. En cada muestreo, se definieron entre dos y cinco patrones de vegetación herbácea de 0,25 m², de acuerdo a una escala visual de biomasa e identidad florística. Identificados los patrones se procedió a cuantificar la frecuencia a través de transectas al azar sobre 50 cuadros por sitio. Las muestras fueron cortadas, recolectadas, secadas a peso constante, y pesados.

La cantidad de biomasa por hectárea ($BM_{j,t}$) se calculó utilizando las ecuaciones (6) y (7).

$$Sup\ total_{n,j,t} (m^2) = NC_{n,j,t} * 0,25 m^2 \quad (6)$$

$$BM_{j,t} (kg\ ha^{-1}) = \sum_n \frac{\frac{Sup\ total_{n,j,t}(m^2) * 100}{\sum_n Sup\ total_{n,j,t}(m^2)} * 40000 (m^2\ ha^{-1})}{100} * Masa_{1/4} (kg) \quad (7)$$

donde $Sup\ total_{n,j,t}$ representa la superficie de cada patrón en relación a las frecuencias registradas, NC_n es el número de cuadros registrados para cada patrón n , sitio j y momento t , y la $Masa_{1/4}$ es la masa seca obtenida de cada patrón n para una superficie de $\frac{1}{4}$ m².

2.4 Análisis estadístico y modelado espacial

Para generar los modelos de estimación de BM, se realizaron análisis de regresión lineal múltiple. Como variables regresoras se utilizaron las bandas 2 a 7, y los índices normalizados de cada sitio y fecha. Se aplicaron dos criterios para la selección de los modelos: maximización del R² y minimización del Criterio de Información de Akaike (AIC). El procesamiento estadístico se realizó en el software InfoStat [18] y R [19].

La estimación espacial de la biomasa herbácea instantánea, se calculó en forma de mapa utilizando los parámetros de los modelos seleccionados. Sobre cada imagen se limitó la sub-área de estudio, y se definieron 5 clases de acuerdo a la cantidad de biomasa. Los píxeles con estimaciones menores a cero, correspondientes a suelo desnudo o relictos boscosos, fueron agrupados en la clase de menor biomasa. Para los cálculos se utilizó la calculadora ráster del programa QGIS Essen® [20].

3 Resultados y Discusión

La Figura 2 presenta los valores de biomasa herbácea neta por sitio y fecha de muestreo.

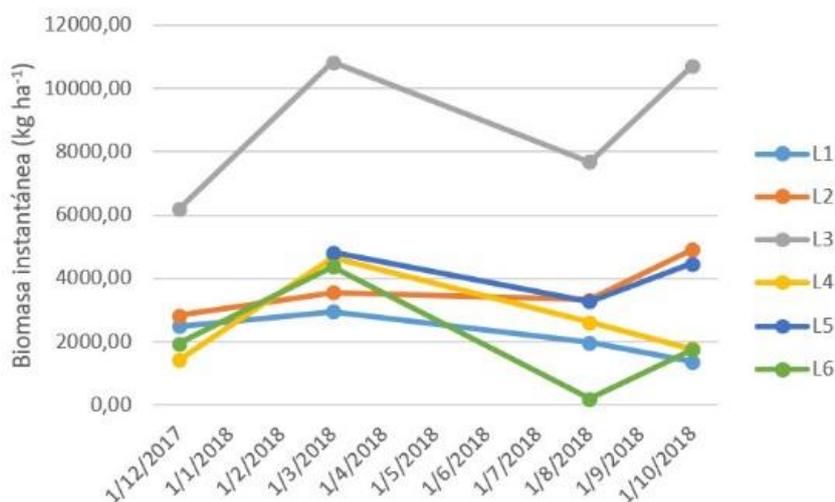


Fig. 2. Curvas de biomasa seca neta (kg ha^{-1}) para cada uno de los sitios de entrenamiento. En negro, los sitios bajo clausura, sin pastoreo; en gris, los sitios bajo pastoreo.

Cada sitio de entrenamiento presentó características diferenciales en su composición florística. En el sitio L1, dominan dicotiledóneas varias, especialmente cardos (*Carduus acanthoides* L.). El sitio L2, presenta un pastizal mixto donde dominan especies de *Pappophorum pappiferum* (Lam.) Kuntze y *Schizachyrium* spp. Existe elevado contenido de material muerto acumulado. L3 es un pajonal donde dominan *Nassella* spp. y *Jarava pseudoichu*. L4 es un pastizal mixto con presencia de arbustos de *Vachellia caven* (Molina) Seigler & Ebinger, con cobertura inferior al 20%. L5 es un pajonal con predominancia de *Jarava pseudoichu* (Caro) F. Rojas y aparición de dicotiledóneas como *Tagetes minuta* (L.) en marzo. Finalmente, L6 es un área de bañado donde dominan céspedes de *Paspalum notatum* Flügge y *Bromus unioloides* Kunth todo el año, y aparece *Melilotus indicus* (L.) All. en época estival.

La cantidad de materia seca muestreada en las 4 fechas (Figura 2), se relacionó con el manejo del pastoreo de cada sitio. Los sitios bajo clausura (L2, L3 y L5) muestran la dinámica propia de las pasturas naturales, con picos de biomasa acumulada en los períodos estivales (marzo y octubre). Los sitios bajo pastoreo (L1, L4 y L6) no siguen una dinámica temporal en común. L1 y L4 decaen en octubre como consecuencia del pastoreo durante la primavera, cuando los pastos rebrotan. A diferencia de estos dos sitios, L6 decae en agosto debido a que corresponde a una zona de bañado con abundancia de céspedes que son consumidos durante el bache forrajero de invierno.

Al examinar las series temporales de los índices normalizados (Figura 3), se observa que los sitios L2 y L6, exhiben la dinámica temporal más contrastante. El sitio L2 exhibe para el período invernal 2018, los valores de NDVI y NDMI más bajos, y de NDWI

más altos. Sin embargo, para dicho periodo, la cantidad de biomasa neta no exhibe un aumento significativo (3000 y 5000 kg ha⁻¹). Posiblemente esta contradicción se explique por la elevada cantidad de biomasa muerta acumulada en los espacios entre matas, observada *in situ*. El sitio L6 presenta para la mayor parte del periodo en estudio, los valores de NDVI y NDMI más elevados, y de NDWI más bajos. Al ser área de bañado, con mayor disponibilidad de agua, se promueve una elevada actividad fotosintética y cobertura vegetal. Los tejidos vegetales no presentan estrés hídrico, y exhiben altos valores del índice de humedad. Sin embargo, dichos valores no se corresponden con los contenidos de biomasa neta medidos a campo, más aún, son los registros con menor cantidad de materia seca.

El análisis de regresión lineal simple, no mostró una relación lineal entre los valores de biomasa herbácea seca y cada uno de los tres índices (NDVI: $R^2=0,02$; $p=0,5634$; NDMI: $R^2=0,0011$; $p=0,8808$; NDWI: $R^2=0,01$; $p=0,5854$). Esto puede deberse a dos razones. La primera razón, debido a que a pesar de la alta productividad (evidenciada en los valores de NDVI), en los lotes bajo pastoreo el pasto es consumido por los animales vacunos y la cantidad de biomasa tiende a ser reducida. La segunda razón, se explica por los lotes bajo clausura, donde la biomasa se acumula superando las tasas de descomposición. Esto arroja valores de biomasa elevados a pesar de que las tasas fotosintéticas no sean las más altas.

En el caso del análisis de regresión lineal múltiple, se obtuvieron dos modelos, M1 y M2 (8 y 9) que estimaban la biomasa herbácea seca de modo satisfactorio. Como variables explicativas incluían, índices normalizados y valores de reflectancia en el espectro visible e infrarrojo. Estos modelos resultan independientes de los efectos, tanto del pastoreo como el de la acumulación de biomasa herbácea muerta.

$$\begin{aligned} \text{M1} \quad BN \text{ (kg ha}^{-1}\text{)} &= 126876,92 - 1148140,93*B2 + 699960,37*B3 - 379331,41*B4 + \\ &155432,95*B6 - 161992,21*NDVI + 92544,76*NDMI \end{aligned} \quad (8)$$

$(n=23; R^2=0,80; AIC=407,08; p<0,0001)$

$$\begin{aligned} \text{M2} \quad BN \text{ (kg ha}^{-1}\text{)} &= 103569,5 - 1275356,83*B2 + 581461,07*B3 + 63816,64*B5 - \\ &81478,00*NDVI \end{aligned} \quad (9)$$

$(n=23; R^2=0,78; AIC=406,14; p<0,0001)$

El número de variables involucradas, difiere en cada uno de los modelos obtenidos. M1 (máximo R^2) consta de 6, dos índices normalizados (NDVI y NDMI), las tres bandas del espectro visible (B2, B3, B4), y una infrarroja (B6). M2 (mínimo AIC) consta de 4, un índice normalizado (NDVI), dos bandas del espectro visible (B2, B3), y una infrarroja (B5). Roy y Ravan [14] obtuvieron un modelo de estimación de biomasa que comprendía dos índices normalizados. Estos incluían las bandas correspondientes al rojo, infrarrojo cercano, e infrarrojo medio del satélite Landsat 5, las cuales se corresponden con las de este trabajo.

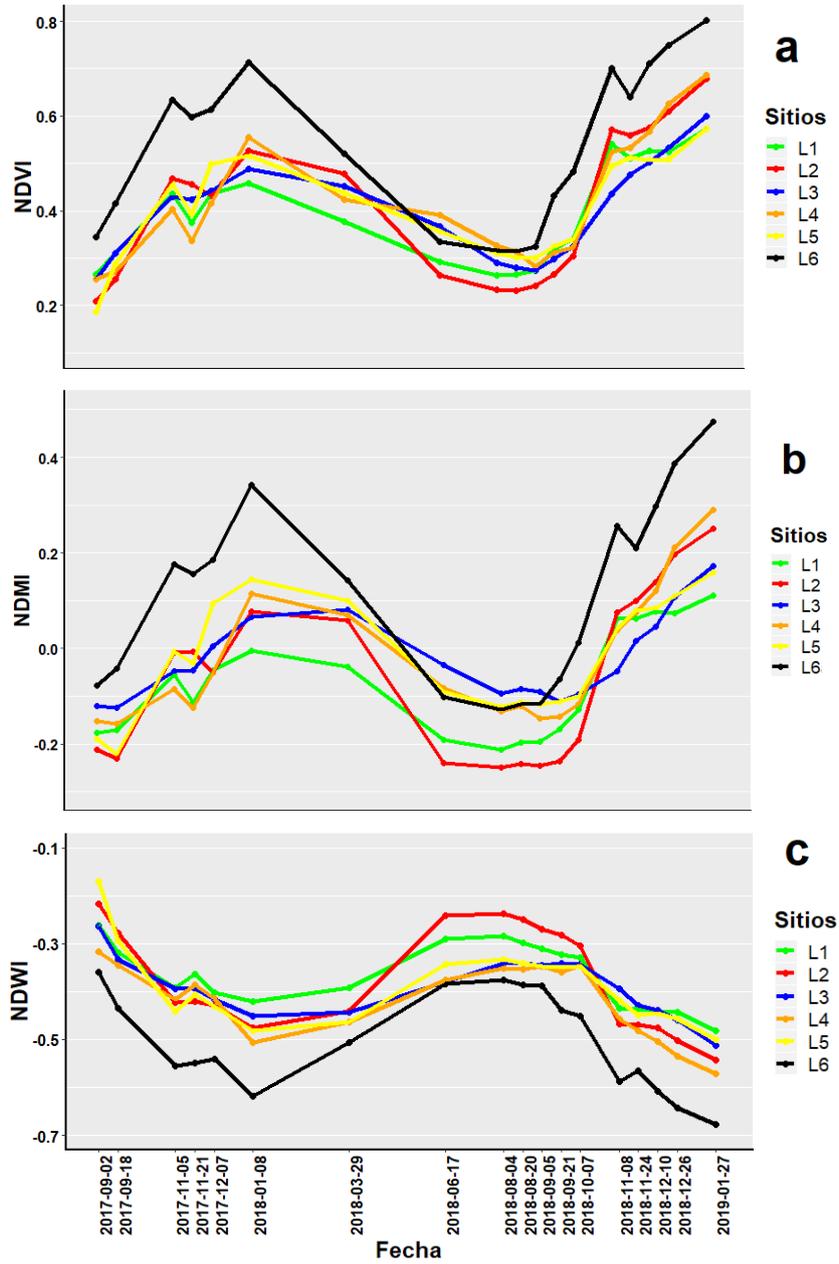


Fig. 3. Dinámica temporal de NDVI (a), NDMI (b) y NDWI (c) para cada uno de los seis sitios de entrenamiento.

Para las cuatro fechas de muestreo, se compararon los valores de biomasa medidos a campo con los estimados a partir de M1 y M2 (Figura 4).

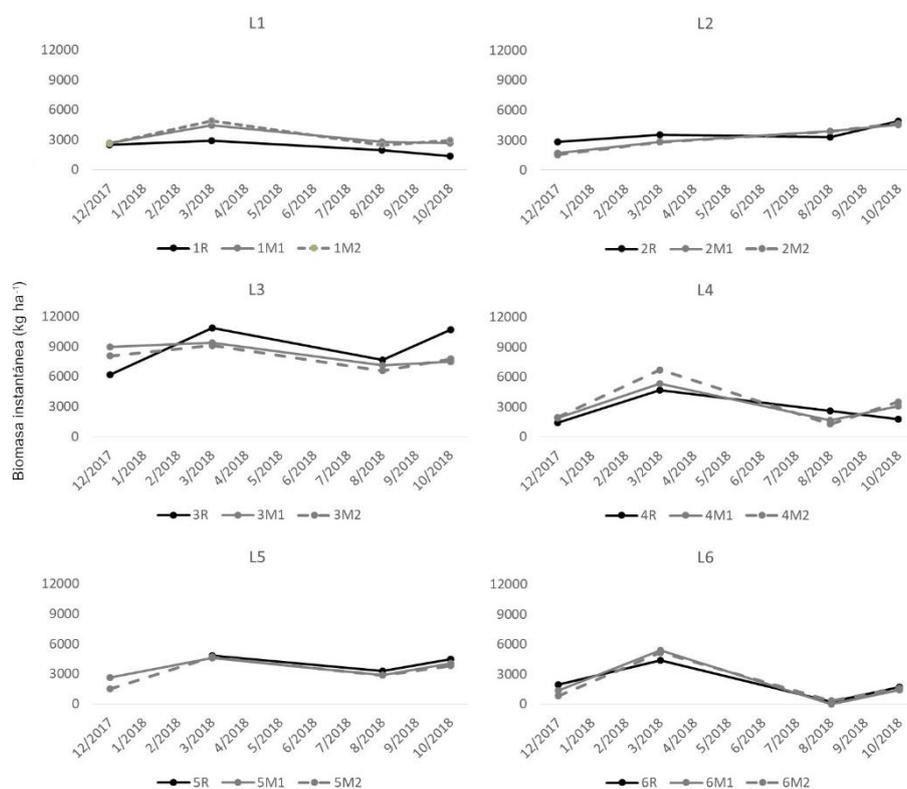


Fig. 4. Biomasa instantánea real (R) y estimada (M1 y M2), para los seis sitios y cuatro fechas de muestreo.

La comparación entre valores de biomasa real y estimada, exhibe una correspondencia entre pares de valores. Esta correspondencia se cumple tanto en lotes bajo pastoreo, como los que se encuentran bajo clausura. También se observa un buen ajuste a lo largo de las cuatro estaciones del año. Tanto M1 como M2 reflejan independencia del grado de intervención y estado fenológico de las plantas.

Las mayores diferencias entre valores reales y estimados, ocurren en el lote 3. Estas diferencias son mayores en el mes de diciembre (sobre estimación), y en el mes de octubre (subestimación). Estos errores pueden relacionarse con los mayores valores de biomasa que presenta el lote 3, consecuencia de la cantidad de biomasa muerta acumulada bajo la canopia de *Jarava* spp. Para el lote 3, las estimaciones a partir de M2 son más cercanas a los valores medidos a campo, aunque las estimaciones a partir de M1 poseen un mejor ajuste global,

Son escasos los antecedentes relacionados a la obtención de modelos de predicción de cantidad de biomasa instantánea mediante el uso de regresiones múltiples. Roy y Ravan [14] establecen una serie de correlaciones con la integración de índices (entre

ellos NDVI) en regresiones múltiples, con R^2 que no superan valores de 0,73. Ramsey et al. [21] desarrollaron un modelo a partir de métodos stepwise para la estimación de cobertura vegetal en un área natural de Utah (EEUU), el cual aplica las bandas 2 (verde), 4 (infrarrojo cercano), 5 (infrarrojo medio) de Landsat ETM, junto a NDVI, obteniendo un R^2 de 0,86.

Al extrapolar los modelos 1 y 2 desarrollados en este trabajo al resto del área de estudio, se obtuvo la distribución que se muestra en la Figura 5.

La Figura 5 muestra que hay una estrecha relación entre ambos modelos; ambos modelos se correlacionan con un $R^2=0,92$. Sin embargo, se aprecian algunas diferencias en los valores extrapolados; el modelo 1 muestra en las clases inferiores valores menores y más frecuencia de núcleos con la clase superior ($>9000 \text{ kg ha}^{-1}$).

Los modelos desarrollados podrían ser utilizados en el área central de Argentina como método rápido de estimación de biomasa herbácea. Se pueden definir diferentes categorías, en función de los objetivos de la estimación; ya sea para determinar receptividad ganadera o para la definir el riesgo potencial de incendios. Estudios preliminares [22] indican que, para el área de estudio y la región, valores superiores a 3000 kg ha^{-1} de biomasa seca implican un riesgo alto en la ignición y progresión de los incendios. Los mapas obtenidos podrían ayudar también a evaluar la potencial progresión de los incendios en función a la conectividad de combustible. Es posible alimentar modelos multicriterio de riesgo de incendio que incorporen índices de humedad y pendiente a fin de establecer zonas prioritarias para su prevención y manejo.

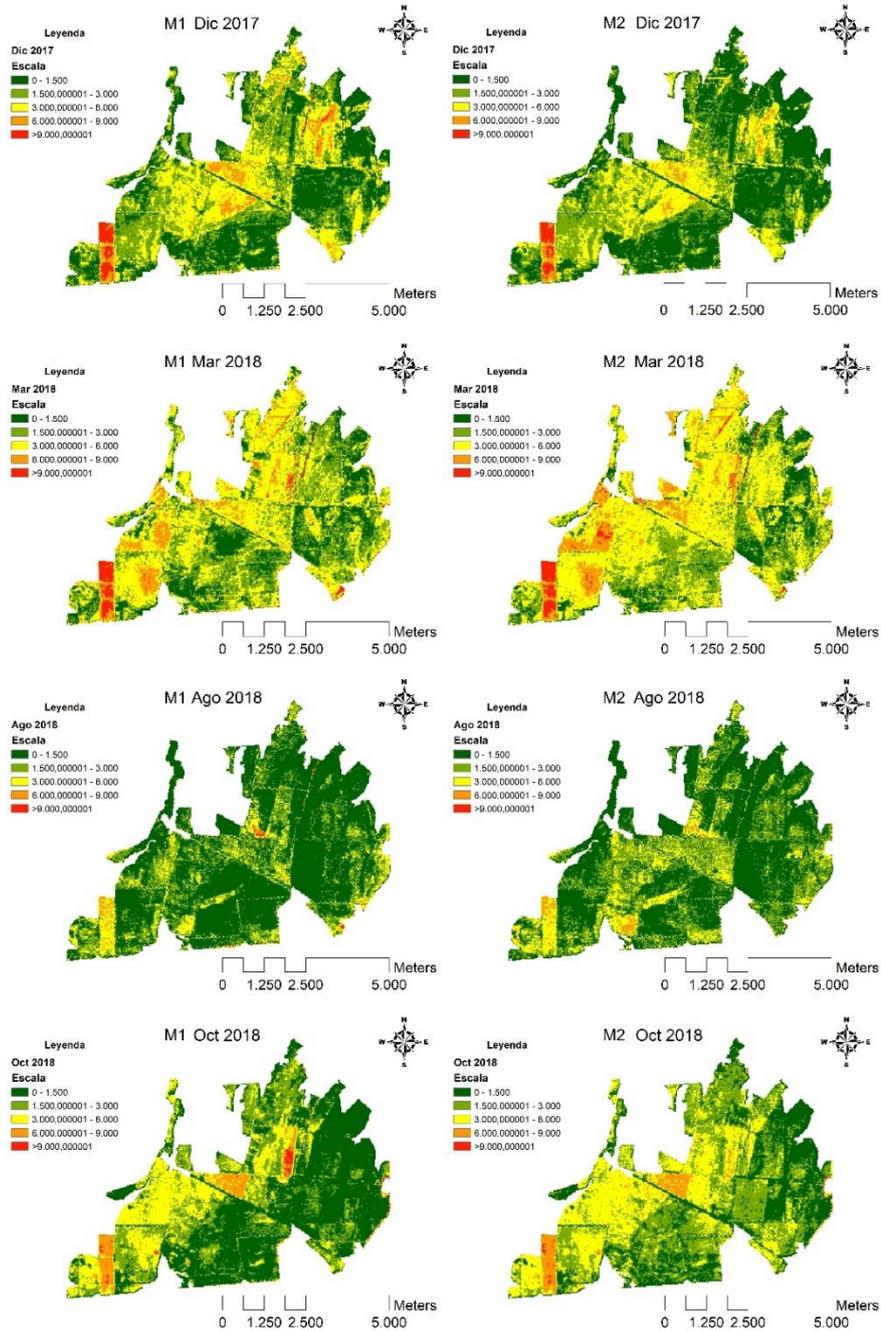


Fig. 5. Extrapolación espectral de la biomasa neta instantánea (kg ha⁻¹) sobre el área de estudio, para cada fecha de muestreo. A la izquierda los resultados obtenidos mediante el Modelo 1 (M1) y a la derecha con el Modelo 2 (M2).

4 Conclusiones

La falta de correlaciones satisfactorias entre índices normalizados o bandas espectrales aplicadas individualmente, y valores de biomasa obtenidas a campo en el centro de Argentina sugirieron la necesidad de desarrollar modelos multivariados. La integración de bandas espectrales e índices normalizados en dos modelos independientes permitieron establecer relaciones estadísticamente significativas.

Los modelos obtenidos permiten la estimación de la biomasa acumulada instantánea en forma independiente a las condiciones de pastoreo (bajo pastoreo o en clausura), época del año o condición de la biomasa acumulada (viva o muerta). Esto permite resolver los problemas de aplicación cuando se usan índices de vegetación en forma aislada. Estos índices no permiten la detección de biomasa fotosintéticamente inactiva, ya sea por efecto del reposo invernal o bien, por la senescencia de la vegetación.

Si bien ambos modelos pueden ser extrapolados a áreas de influencia, se sugiere para cada región, en función de las relaciones entre biomasa y reflectividad, la construcción y validación de modelos propios adaptados a las características florísticas y dinámica fenológica. Un mayor desafío constituye integrar en dichos modelos, la cobertura por arbustos y árboles, la cual interfiere con la reflectancia de los pastizales.

Agradecimientos. A PROIINDIT-FCA (Res. HCD 281/2017) por el apoyo financiero brindado para la realización del proyecto marco “Estudio del componente herbáceo de sistemas ganaderos extensivos con información derivada de sensores remotos”. A la Delegación Centro de la Administración de Parques Nacionales y al Ejército Argentino por los permisos otorgados para ingresar a la Reserva Natural de la Defensa La Calera.

Referencias

1. Roberts, M. J., Long, S. P., Tieszen, L. L., & C. L. Beadle. Measurement of plant biomass and net primary production of herbaceous vegetation. En Hall, D. O., Scurlock, J. M. O., Bolhilar-Nordenkamp, H. R., Leegood, R. C., & Long, S. P. *Photosynthesis and production in a changing environment: a field and laboratory manual*, pp. 1-21. Chapman & Hall, London. (1993).
2. Verbesselt, J., Somers, B., van Aardt, J. A. N., Jonckheere, I., & Coppin, P. Monitoring herbaceous biomass and water content with SPOT VEGETATION time-series to improve fire risk assessment in savanna ecosystems. *Remote Sensing of Environment* 101(3), 399-414. (2006).
3. Tucker, C. J., Vanpraet, C. L., Sharman, M. J., & Van Ittersum, G. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel: 1980–1984. *Remote Sensing of Environment* 17(3), 233-249. (1985).
4. Sader, S. A., Waide, R. B., Lawrence, W. T., & Joyce, A. T. Tropical forest biomass and successional age class relationships to a vegetation index derived from Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment* 28, 143-198. (1989).
5. Kumar, L., Sinha, P., Taylor, S., & Alqurashi, A. F. Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation. *Journal of Applied Remote Sensing* 9(1), 097696. (2015).

6. DeFries, R. S., & Townshend, J. R. G. NDVI-derived land cover classifications at a global scale. *International Journal of Remote Sensing* 15(17), 3567-3586. (1994).
7. Ricotta, C., Avena, G., & De Palma, A. Mapping and monitoring net primary productivity with AVHRR NDVI time-series: statistical equivalence of cumulative vegetation indices. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 54(5-6), 325-331. (1999).
8. Hmimina, G., Dufrêne, E., Pontailier, J. Y., Delpierre, N., Aubinet, M., Caquet, B., de Grandcourt A., Burban, B., Flechard, C., Granier, A., Gross, P., Heinesch, B., Longdoz, B., Moureaux, C., Ourcival, J. M., Rambal, S., Saint André, L., & Soudani, K. Evaluation of the potential of MODIS satellite data to predict vegetation phenology in different biomes: An investigation using ground-based NDVI measurements. *Remote Sensing of Environment* 132, 145-158. (2013).
9. Wessels, K. J., Prince, S. D., Zambatis, N., MacFadyen, S., Frost, P. E., & Van Zyl, D. Relationship between herbaceous biomass and 1-km² Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) NDVI in Kruger National Park, South Africa. *International Journal of Remote Sensing* 27(5), 951-973. (2006).
10. Lozano, F. J., Suárez-Seoane, S., & de Luis, E. Assessment of several spectral indices derived from multi-temporal Landsat data for fire occurrence probability modelling. *Remote Sensing of Environment* 107(4), 533-544. (2007).
11. McFeeters, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17(7), 1425-1432. (1996).
12. Huang, J., Chen, D., & Cosh, M. H. Sub-pixel reflectance unmixing in estimating vegetation water content and dry biomass of corn and soybeans cropland using normalized difference water index (NDWI) from satellites. *International Journal of Remote Sensing* 30(8), 2075-2104. (2009).
13. Gu, Y., Wylie, B. K., Howard, D. M., Phuyal, K. P., & Ji, L. NDVI saturation adjustment: A new approach for improving cropland performance estimates in the Greater Platte River Basin, USA. *Ecological Indicators*, 30, 1-6. (2013).
14. Roy, P. S., & Ravan, S. A. Biomass estimation using satellite remote sensing data—an investigation on possible approaches for natural forest. *Journal of Biosciences* 21(4), 535-561. (1996).
15. Karlin, M. S., Schneider, C., Rufini, S., Bernasconi, J., Accietto, R., Karlin, U., & Ferreyra, Y. Caracterización florística de la Reserva Natural Militar Estancia La Calera. *Nature and Conservation* 7(1), 6-18. (2014).
16. Capitanelli, R. G. Clima. En Vázquez, J., Miatello, R., & Roqué, M. (eds.). *Geografía Física de la provincia de Córdoba*, pp.48-138. Ed. Boldt, Buenos Aires. (1979).
17. Díaz, R. O. Utilización de pastizales naturales. 456 p. Editorial Brujas, Córdoba. (2007).
18. Di Rienzo, J., Casanoves, F., González, L., Tablada, M., Robledo C., & Balzarini, M. Infostat. Software estadístico. Córdoba, Argentina. Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba. (2018).
19. R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>. (2013).
20. QGIS Development Team. QGIS Essen 2.14.3. Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>. (2016).
21. Ramsey, R. D., Wright Jr, D. L., & McGinty, C. Evaluating the use of Landsat 30m Enhanced Thematic Mapper to monitor vegetation cover in shrub-steppe environments. *Geocarto International* 19(2), 39-47. (2004).
22. Karlin, M., Bernasconi, J., Schneider, C., Rufini, S., Accietto, R., Arnulphi, S., & Cora, A. Aprovechamiento de la potencialidad silvopastoril como alternativa para el control de incendios en la Reserva Natural Militar La Calera, Córdoba (Argentina). III Congreso Nacional de Sistemas Silvopastoriles y VIII Congreso Internacional de Sistemas Agroforestales. Iguazú, Misiones. Pp, 636-640. (2015).