



Artículo / Article

Dinámica de la biomasa aérea derivada de un programa de reforestación en San Luis Potosí

Aboveground biomass dynamics after a reforestation program in *San Luis Potosí* State

Oscar Reyes Cárdenas¹, Eduardo Javier Treviño Garza², Javier Jiménez Pérez², Oscar Alberto Aguirre Calderón², Luis Gerardo Cuellar Rodríguez², José Germán Flores Garnica³, Abraham Cárdenas Tristán⁴ y Enrique Buendía Rodríguez⁵

Resumen

Se determinó el impacto del programa de reforestación ejecutado por la Comisión Nacional Forestal en la Unidad de Manejo Forestal 2404. Para realizar este análisis se calculó la diferencia en la cantidad de biomasa aérea existente en el año 2000, 2010 y el 2015. Para la biomasa se desarrolló un modelo que relaciona la información de imágenes de satélite con la obtenida en campo. Se utilizaron imágenes Landsat 5 TM para los años 2000 y 2010 y Landsat 8 OLI para 2015. En ellas se generó el Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Posteriormente se estimó la cantidad de biomasa de las especies registradas en 44 conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos empleando ecuaciones alométricas. Para determinar la relación entre los datos obtenidos entre ambos métodos se calculó el coeficiente de correlación de Pearson (0.69, 0.65 y 0.64, para 2000, 2010 y 2015, respectivamente). Con estos datos se probaron tres tipos de modelos: lineal, exponencial y polinomial de segundo orden para cada año, seleccionando el modelo polinomial para modelar la biomasa en los tres años. Con la aplicación del modelo en los mosaicos de imágenes en los tres periodos, se obtuvo que de 2000 a 2015 hubo un incremento importante tanto en la cantidad de biomasa como en el área con vegetación. Se concluye que el programa de reforestación si ha tenido impacto positivo en la zona de estudio.

Palabras clave: Análisis espacial, biomasa aérea, ecuaciones alométricas, imágenes Landsat, índice de vegetación diferencial normalizado, inventario nacional forestal.

Abstract

The impact of the reforestation program implemented by Conafor in the Forest Management Region 2404 was determined. In order to carry out this analysis, the difference in the amount of above ground biomass existing in 2000, 2010 and 2015 was calculated. To calculate the biomass, a model was developed that relates satellite image information to that obtained in field samples. Landsat 5 TM images were used for the years 2000 and 2010 and Landsat 8 OLI for 2015. In these images, the normalized difference vegetation index (NDVI) was generated. Subsequently, the amount of biomass of the species recorded in 44 sample clusters of the National Forest and Soils Inventory was estimated using allometric equations. To determine the relationship between the data obtained between the two methods, the Pearson correlation coefficient (0.69, 0.65 and 0.64, for 2000, 2010 and 2015, respectively) was calculated. With these data, three types of models were tested: linear, exponential and second order polynomial for each year, selecting the polynomial to model the biomass in the three years. With the application of the model in the mosaics of images, it was obtained that from 2000 to 2015 there was an important increase both in the amount of biomass and in the area with vegetation. It is concluded that the reforestation program has had a positive impact on the region.

Key words: Spatial analyst, aboveground biomass, allometric equations, Landsat images, normalized difference vegetation index, forest national inventory.

Fecha de recepción/Reception date: 25 de octubre de 2016; Fecha de aceptación/Acceptance date: 10 de diciembre de 2016.

¹ Programa de Doctorado. Facultad de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma de Nuevo León. México.

² Universidad Autónoma de Nuevo León, Facultad de Ciencias Forestales. México. Correo-e: eduardo.trevinogr@uanl.edu.mx

³ Campo Experimental Centro Altos de Jalisco. INIFAP. México.

⁴ Ingeniería Geomática. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. México.

⁵ Programa de Doctorado. Facultad de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma de Nuevo León. México.

Introducción

Los recursos naturales han sido aprovechados para satisfacer las necesidades de las sociedades a lo largo de la historia de la humanidad, lo que ha conducido a su sobreexplotación y eventual deterioro de extensos territorios, lo que implica la pérdida, en muchas ocasiones, irremediable de biodiversidad genética. La reforestación, como una estrategia de remediación, es una actividad continua de restauración ecológica en México.

Con la creación de la Comisión Nacional Forestal (Conafor) en 2003 se han diseñado programas con el propósito de aprovechar, conservar y restaurar los recursos forestales a partir del otorgamiento de financiamiento a los productores. Las Unidades de Manejo Forestal (UMAFORES) fueron establecidas con base en el Artículo 112 de la Ley General de Desarrollo Forestal Sustentable, que considera la necesidad de delimitar todo el país bajo ese esquema de ordenamiento, con el propósito de ejercer una buena planeación de las actividades y el manejo eficiente de los recursos forestales.

Un programa de reforestación tiene como objetivo promover la revegetación de áreas deforestadas mediante el incremento de la cantidad de biomasa. Para valorar su pertinencia, se plantean varias estrategias, una de las cuales implica ponderar el éxito de la reforestación de forma directa con el inventario forestal de las áreas apoyadas, con las limitantes de costos en tiempo y recursos, así como de logística al existir en ocasiones dificultades de acceso. Otra forma de estimar este aspecto consiste en evaluar de forma indirecta a partir del análisis de materiales provenientes de la percepción remota, antes y después de la reforestación.

Calcular la cantidad de biomasa por medio del procesamiento de imágenes de satélite ha favorecido el análisis de la cobertura forestal a diferentes escalas gracias a la amplia gama de resoluciones espaciales que ofrecen los sensores instalados en satélites (Dube y Mutanga, 2015; Scottá y da Fonseca, 2015; Valdez *et al.*, 2006; Yin *et al.*, 2015). A partir de sus características y disponibilidad, las imágenes del satélite Landsat han sido empleadas recurrentemente para la estimación de variables forestales (Barasa *et al.*, 2010; Günlü *et al.*, 2014; Xu y Guo, 2014).

Entre los métodos para la estimación de biomasa por medio del procesamiento de imágenes de satélite se encuentran: la clasificación supervisada (Luong *et al.*, 2015; Perumal y Bhaskaran, 2010), la clasificación no supervisada (Bharatkar y Patel, 2013; Wang *et al.*, 2015), así como la generación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)) (Ji *et al.*, 2012; Sall *et al.*, 2013). Este último genera un valor numérico que indica el vigor de la vegetación mediante la relación existente entre la cantidad de energía reflejada en el infrarrojo cercano y la absorbida por la vegetación en la parte del rojo (Tun *et al.*,

Introduction

Natural resources have been used to meet the needs of societies throughout the history of mankind, which has led to their overexploitation and eventual deterioration of extensive territories, which implies, in many cases, the unavoidable loss of biodiversity genetics. Reforestation, as a remediation strategy, is a continuous ecological restoration activity in Mexico.

With the creation of the *Comisión Nacional Forestal* (National Forestry Commission) (Conafor) in 2003, programs have been designed with the aim to exploit, conserve and restore forest resources through the granting of financial support to producers. The Forest Management Units (UMAFORES) were established on the basis of Article 112 of the General Law of Sustainable Forest Development, which considers the need to delimit the entire country under this scheme of ordination, with the purpose of exercising proper planning of activities and efficient management of forest resources.

A reforestation program aims to promote the revegetation of deforested areas by increasing the amount of biomass. In order to assess its relevance, several strategies are proposed, one of which involves considering the success of reforestation directly through the forest inventory of the supported areas, with the limitation of costs in time and resources, as well as logistics, as there are access difficulties. Another way of estimating this aspect is to evaluate indirectly, through the analysis of materials from remote sensing, before and after reforestation.

Calculating the amount of biomass through satellite imagery has favored the analysis of forest cover at different scales thanks to the wide range of spatial resolutions offered by sensors installed in satellites (Dube and Mutanga, 2015; Scottá and da Fonseca, 2015; Valdez *et al.*, 2006; Yin *et al.*, 2015). Landsat satellite imagery has been used repeatedly for the estimation of forest variables (Barasa *et al.*, 2010, Günlü *et al.*, 2014, Xu and Guo, 2014).

The methods used for the estimation of biomass by satellite imagery include supervised classification (Luong *et al.*, 2015, Perumal and Bhaskaran, 2010), unsupervised classification (Bharatkar and Patel, 2013, Wang *et al.*, 2006), as well as the generation of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Ji *et al.*, 2012, Sall *et al.*, 2013), which generates a numerical value indicating the vigor of vegetation by means of the relation between the amount of energy reflected in the near infrared and the one absorbed by vegetation in the of the red part (Tun *et al.*, 2008), which indicates the existing biomass in an indirect way. With the field information it is necessary to validate it by calculating the amount of biomass of the plants present in the field, using allometric equations (Aguilar *et al.*, 2012; Balderas and Lovett, 2013; Vahedi *et al.*, 2014).

2008). Dicho valor muestra la biomasa existente de manera indirecta; para poder relacionarla con la información de campo es necesario validarlo con el cálculo de la cantidad de biomasa de las plantas presentes en el terreno, con ecuaciones alométricas (Aguilar *et al.*, 2012; Balderas y Lovett, 2013; Vahedi *et al.*, 2014).

El resultado del cálculo de la biomasa en campo y la generada con el algoritmo del NDVI ha servido de base para el desarrollo de modelos matemáticos que permiten relacionar esta información (Aguirre *et al.*, 2012; Karlson *et al.*, 2015; Lu *et al.*, 2012); una vez validados estadísticamente, son utilizados para estimar la biomasa aérea extrapolando los valores obtenidos del proceso de la imagen a una área o región.

La verificación de los resultados se realiza a través de la comparación de los datos obtenidos mediante percepción remota con respecto a los calculados en campo (Cabral y Zamyatin, 2009; Seebach *et al.*, 2011). Para analizar la dinámica de la cobertura forestal en un determinado periodo, se estima la diferencia en la cantidad de biomasa entre dos o más fechas.

Si se parte del supuesto de que las acciones de reforestación deben de tener un efecto regional positivo en el incremento de la biomasa, se planteó el objetivo de evaluar qué impacto ha tenido el programa de reforestación aplicado en 2010 en la región comprendida por la UMAFOR 2404.

Materiales y Métodos

El área de estudio se localiza en el estado de San Luis Potosí, ubicado en el centro norte de México y comprende la región administrativa de la UMAFOR 2404. En este análisis se consideraron de manera específica los predios que fueron apoyados dentro del programa de reforestación por el gobierno mexicano en el año 2010, los cuales se ubican entre las coordenadas 255 550 E, 2 509 507 N y 379 230 E, 2 382 393 N (Figura 1) y reúnen una superficie de 553 284 ha.

El clima varía entre muy seco (Bw) y templado subhúmedo (Cw) (García, 1981). En el lugar existen nueve tipos de vegetación, tres de los cuales corresponden a bosques templados con masas puras de pino y encino, así como bosques mixtos de ambos géneros, chaparrales formados por encinos arbustivos, comunidades arbustivas de *Prosopis* spp. y de *Acacia* spp., matorral submontano, matorrales desérticos, vegetación halófila y pastizales (Rzedowski, 1965).

De acuerdo con el Sistema Nacional de Información Forestal, en el año 2010 se registraron apoyos para la reforestación de una superficie de 2 893 ha para la UMAFOR 2404, de los cuales 97 % se destinaron a reforestación con plantas obtenidas por

The results of the calculation of the biomass in the field and the generated with the algorithm of the NDVI have served as the basis for the development of mathematical models that allow to relate this information (Aguirre *et al.*, 2012; Karlson *et al.*, 2015; Lu *et al.*, 2012); once statistically validated, are used to estimate the aboveground biomass by extrapolating the values obtained from the image process to an area or region.

The verification of the results is done by comparing the data obtained by remote perception with respect to those calculated in the field (Cabral and Zamyatin, 2009; Seebach *et al.*, 2011). To analyze the dynamics of forest cover in a given period, the difference in the amount of biomass between two or more dates is estimated.

Assuming that reforestation actions should have a positive regional effect on biomass growth, the objective was to assess the impact of the reforestation program implemented in 2010 in the region covered by UMAFOR 2404.

Materials and Methods

The study area is located in the state of *San Luis Potosí*, located in the north central part of Mexico and comprises the administrative region of UMAFOR 2404. In this analysis, the properties that were supported in the reforestation program by the Mexican government in 2010, which are located between the coordinates 255 550 E, 2 509 507 N and 379 230 E, 2 382 393 N (Figure 1) and they have an area of 553 284 ha were given particular interest.

The climate varies between very dry (Bw) and subhumid temperate (Cw) (García, 1981). There are nine types of vegetation in the area, three of which correspond to temperate forests with pure pine and oak masses, as well as mixed forests of both genera, shrubs formed by shrub oaks, shrub communities of *Prosopis* spp. and *Acacia* spp., submontane scrubland, desert scrubland, halophyte vegetation and grasslands (Rzedowski, 1965).

According to the Sistema Nacional de Información Forestal (National Forestry Information System), in 2010, support was given for the reforestation of an area of 2 893 ha for UMAFOR 2404, of which 97 % was used for reforestation with plants obtained by vegetative propagation and 3 % to plants coming from seed.



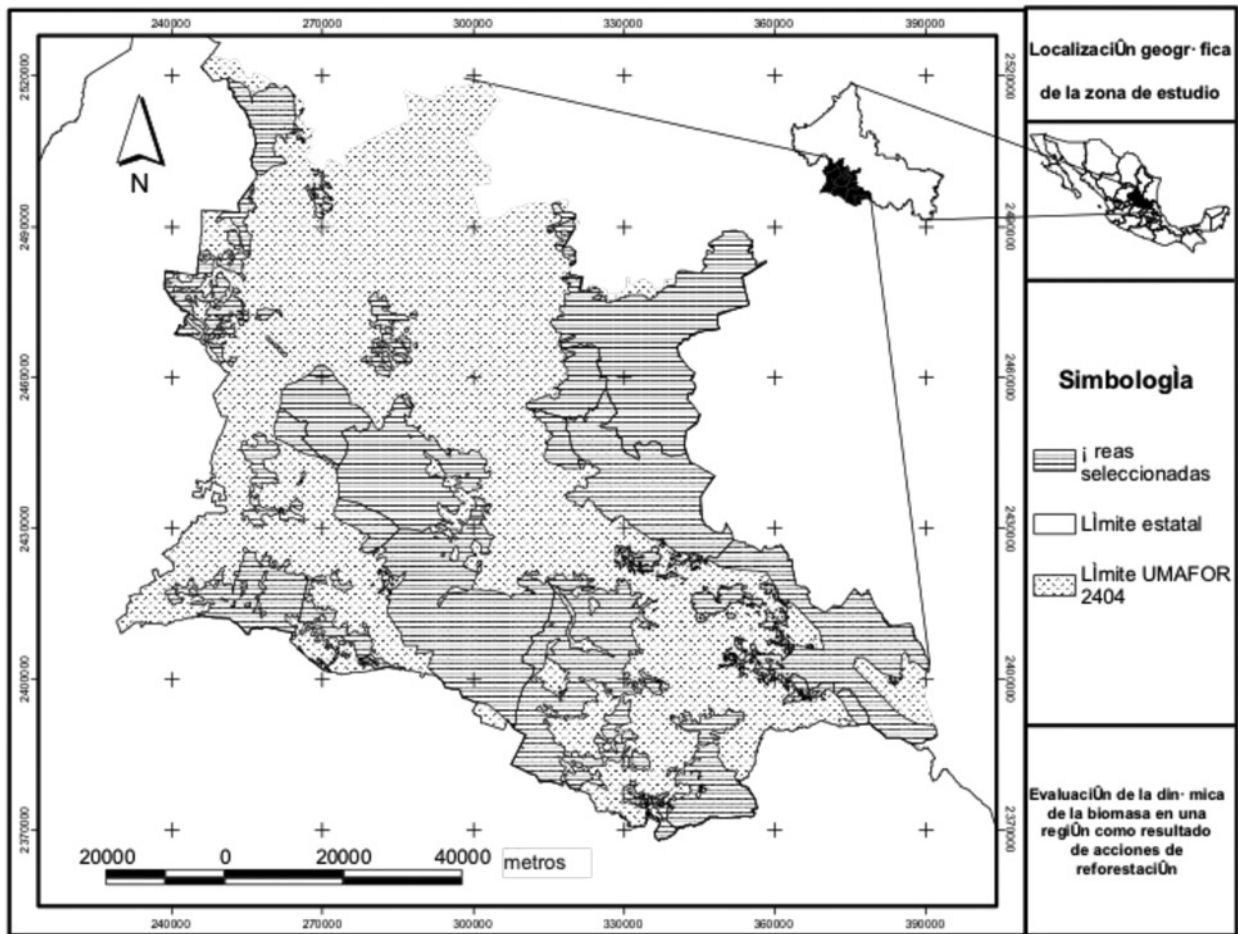


Figura 1. Localización geográfica de la Unidad de Manejo Forestal 2404.

Figure 1. Geographical location of the *Unidad de Manejo Forestal* (Forest Management Unit) 2404.

propagación vegetativa y 3 % a las procedentes de semilla.

Se trabajó con nueve imágenes Landsat correspondientes a la órbita/línea 27/45, 28/44 y 28/45, de los años 2000, 2010 y 2015; las primeras formaron la línea base de comparación (Cuadro 1). Las imágenes Landsat 5 TM se descargaron de <http://glcfapp.glc.umd.edu:8080/esdi/> y las correspondientes al 2015 de <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Las imágenes se procesaron con el programa ERDAS® Imagine 2011 (ERDAS, 2010) y se corrigieron geoméricamente para registrarlas entre sí y hacer posible su comparación.

Nine Landsat images corresponding to the orbit / line 27/45, 28/44 and 28/45, of the years 2000, 2010 and 2015 were used; the first formed the baseline of comparison (Table 1). Landsat 5 TM images were downloaded from <http://glcfapp.glc.umd.edu:8080/esdi/> and those of 2015, from <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Images were processed by the Imagine 2011 Erdas™ program (ERDAS, 2010) and were geometrically fixed to make their register and thus allow their comparison.



Cuadro 1. Características de las imágenes de satélite Landsat utilizadas para el análisis temporal de biomasa en plantaciones forestales.

ID	Fecha	Satélite
LT50270452000032XXX02	01/Febrero/2000	Landsat 5TM
LT50280442000023XXX02	23/Enero/2000	Landsat 5 TM
LT50280452000023XXX02	23/Enero/2000	Landsat 5 TM
LT50270452010043CHM01	12/Febrero/2010	Landsat 5 TM
LT50280442010018CHM01	18/Enero/2010	Landsat 5 TM
LT50280452010018CHM01	18/Enero/2010	Landsat 5 TM
LO80270452015041LGN00	10/Febrero/2015	Landsat 8 OLI
LC80280442015016LGN00	16/Enero/2015	Landsat 8 OLI
LC80280452015016LGN00	16/Enero/2015	Landsat 8 OLI

Table 1. Characteristics of the Landsat satellite images used for temporal analysis of biomass in forest plantations.

ID	Date	Satellite
LT50270452000032XXX02	February 1 st /2000	Landsat 5TM
LT50280442000023XXX02	January 23 rd /2000	Landsat 5 TM
LT50280452000023XXX02	January 23 rd /2000	Landsat 5 TM
LT50270452010043CHM01	February 12 th /2010	Landsat 5 TM
LT50280442010018CHM01	January 18 th /2010	Landsat 5 TM
LT50280452010018CHM01	January 18 th /2010	Landsat 5 TM
LO80270452015041LGN00	February 10 th /2015	Landsat 8 OLI
LC80280442015016LGN00	January 16 th /2015	Landsat 8 OLI
LC80280452015016LGN00	January 16 th /2015	Landsat 8 OLI

Para reducir el volumen de datos se crearon subimágenes que abarcan solo las áreas seleccionadas. Se utilizó una cubierta digital en formato vectorial que contenía los límites de los predios con obras de reforestación en 2010 proporcionada por la Conafor. A las subimágenes resultantes se les aplicó el algoritmo de generación del NDVI con la siguiente relación:

$$NDVI = (IRC - R) / (IRC + R)$$

Donde:

NDVI = Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

R = Reflectividad de la región del rojo

IRC = Reflectividad de la región del infrarrojo

Para la creación y validación del modelo se tomó la información registrada en los sitios de muestreo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFiS) realizado en los años 2005 a 2007; se emplearon los datos del registro del arbolado adulto levantado en 55 conglomerados, 44 para el desarrollo de los modelos y 11 para su validación (Figura 3).

To reduce the volume of data, subpictures were created that cover only the selected areas. A digital cover in vector format was used that contained the limits of the farms with works of reforestation in 2010 provided by Conafor. The resulting subimages were applied the NDVI generation algorithm with the following relation:

$$NDVI = (IRC - R) / (IRC + R)$$

Where:

NDVI = Normalized Difference Vegetation Index

R = Reflectivity of the red region

IRC = Reflectivity of the infrared region

For the creation and validation of the model, the information recorded at the *Inventario Nacional Forestal y de Suelos* (INFiS) (National Forest and Soil Inventory (INFiS)) sampling sites from 2005 to 2007 was taken; data from the adult woodland record collected in 55 conglomerates were used, 44 for the development of the models and 11 for their validation (Figure 3). In order to calculate the aboveground biomass (trunk, branches and foliage) allometric equations were developed at the

Para el cálculo de la biomasa aérea (tronco, ramas y follaje) se desarrollaron ecuaciones alométricas a nivel género o en caso de existir en nivel especie, las cuales tienen como entrada los valores de las variables de diámetro y altura, y que fueron generadas por diversos autores (Návar, 2009; Rodríguez *et al.*, 2006; Rodríguez *et al.*, 2007; Rojas *et al.*, 2015) para regiones similares. El valor de biomasa total por unidad de área, se obtuvo con la sumatoria de la biomasa total aérea de los árboles registrados por conglomerado y extrapolados a valores por hectárea.

Para establecer estos modelos de predicción se relacionó la información de biomasa estimada para los 44 conglomerados de muestreo levantados en campo con los valores del NDVI para cada fecha, y se tomó una muestra de 25 píxeles de las imágenes que corresponden a los valores del conglomerado.

Se practicó un análisis para determinar el grado de correlación entre los datos de campo y los obtenidos de las imágenes de satélite, para lo cual se calculó el índice de correlación de Pearson "r".

Con los resultados obtenidos en los procesos anteriores se desarrollaron modelos de predicción del tipo lineal, exponencial y polinomial.

Para elegir el modelo se consideraron los valores de los estadísticos de la raíz del error medio cuadrático (RMSE, por sus siglas en inglés) y el coeficiente de determinación R^2 .

Para comparar la varianza en las estimaciones de los tres años se realizó un análisis de varianza (ANOVA) con un intervalo de confianza de 95 % ($\alpha = 0.05$).

Una vez que se seleccionaron los modelos de predicción, se les aplicó a cada una de las imágenes, de lo que resultó una carta digital con la cantidad de biomasa por unidad de área para la zona de estudio. El valor de biomasa total de la zona seleccionada se obtuvo con la sumatoria de la biomasa total aérea por unidad de área.

Resultados y Discusión

La distribución del índice de vegetación definida por los valores del NDVI se muestra en la Figura 2. Los tonos grises representan ocho rangos de cobertura vegetal, los más oscuros se refieren a los números bajos y los claros a los altos.

Al igual que en el presente estudio, Alatorre *et al.* (2014) identificaron una tendencia de incremento en los valores del NDVI a partir del mismo sensor en el estado de Chihuahua en un análisis multitemporal (1986 - 2011).

genus level or, if they exist at the species level, which have as input the values of the diameter and height variables, which were generated by several authors (Návar, 2009; Rodríguez *et al.*, 2006; Rodríguez *et al.*, 2007; Rojas *et al.*, 2015) for similar regions. The total biomass value per unit area was obtained with the sum of the total aboveground biomass of the trees recorded by conglomerate and extrapolated to values per hectare.

In order to establish these prediction models, the estimated biomass information for the 44 field sampled clusters was estimated with the NDVI values for each date, and a sample of 25 pixels was taken from the images corresponding to the values of the conglomerate.

An analysis was performed to determine the degree of correlation between the field data and those obtained from the satellite images, for which the Pearson correlation index "r" was calculated.

With the results obtained in the previous processes, linear, exponential and polynomial prediction models were developed.

In order to choose the model, the values of the root mean square error (RMSE) statistics and the R^2 coefficient of determination were considered.

To compare the variance in the three-year estimates, a variance analysis (ANOVA) was performed with a 95 % confidence interval ($\alpha = 0.05$).

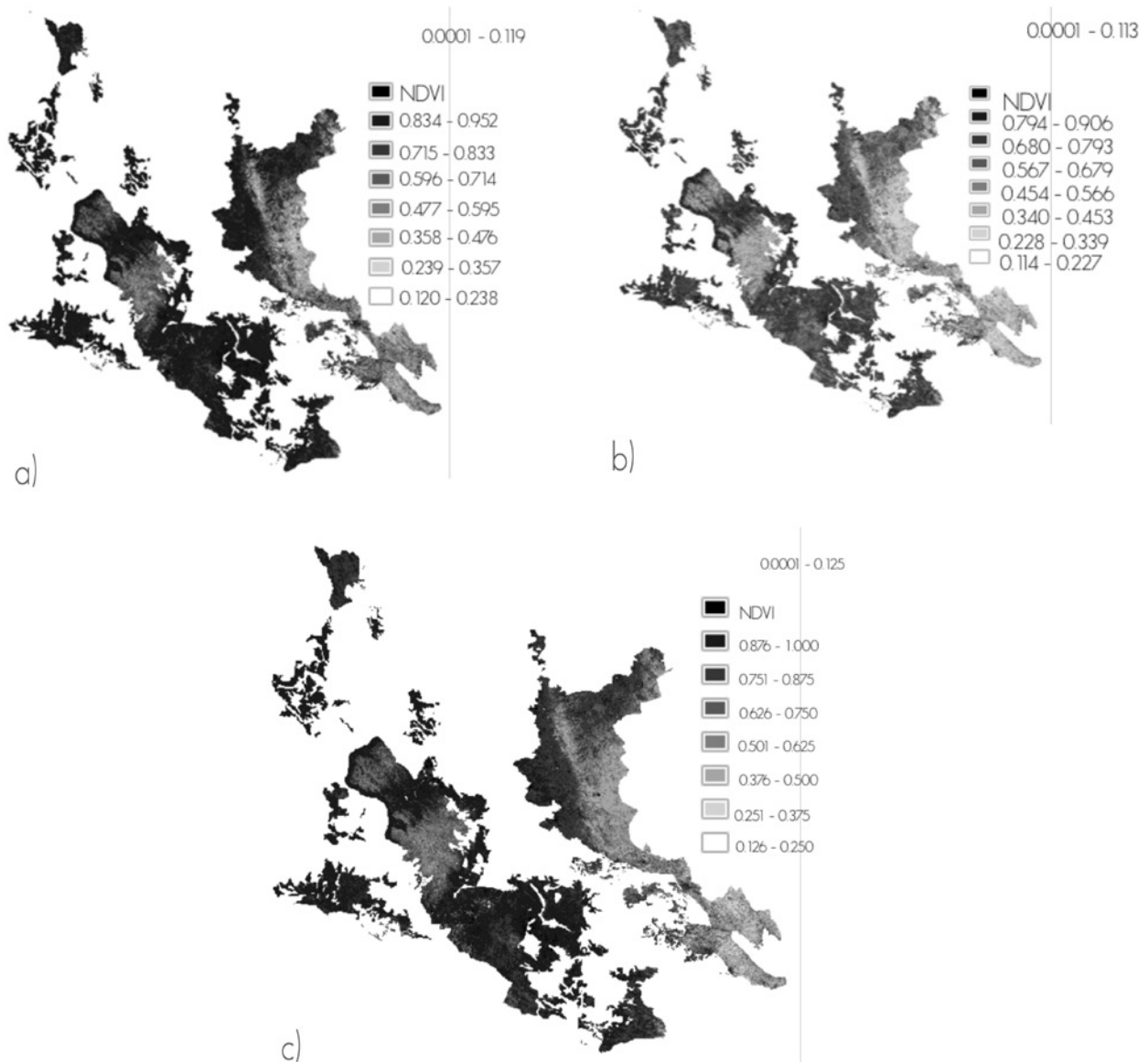
Once the prediction models were selected, they were applied to each of the images from which came a digital chart with the amount of biomass per unit area for the study area. The total biomass value of the selected area was obtained with the sum of the total aboveground biomass per unit area.

Results and Discussion

The distribution of the vegetation index defined by the NDVI values is shown in Figure 2. The gray tones represent eight ranges of vegetation cover, the most obscure ones refer to the low numbers and the clear ones to the high ones.

As in the actual study, Alatorre *et al.* (2014) found a tendency of increase in the NDVI numbers from the same sensor in Chihuahua State in a multitemporal analysis (1986-2011).





a) 2000, b) 2010 y c) 2015.

a) 2000, b) 2010 and c) 2015.

Figura 2. Distribución de los valores del NDVI.

Figure 2. Distribution of the NDVI values.

La distribución espacial de los conglomerados de muestreo utilizados tanto para la modelación (punto) como la validación (triángulo) se muestran en la Figura 3. En ellos se registraron 28 géneros y 66 especies arbóreas: *Quercus* con 22 especies fue el mejor representado, seguido de *Pinus* con nueve especies; *Acacia*, *Arbutus*, *Crataegus*, *Juglans*, *Juniperus*, *Prunus* y *Yucca* con dos especies; *Acer*, *Arctostaphylos*, *Buddleia*, *Carya*, *Casimiroa*, *Eysenhardtia*, *Fraxinus*, *Gochnatia*, *Jacaranda*, *Lysiloma*, *Nolina*, *Persea*, *Pithecellobium*, *Platanus*, *Prosopis*, *Pyrus*, *Rhus*, *Stenocereus* y *Zanthoxylum* con una especie.

The spatial distribution of the sampling clusters used in both, modeling (dot) as in validation (triangle) are shown in Figure 3. In them, 28 genera and 66 tree species were recorded: *Quercus* with 22 species was the best represented, followed by *Pinus* with nine species; *Acacia*, *Arbutus*, *Crataegus*, *Juglans*, *Juniperus*, *Prunus* and *Yucca* with two species; *Acer*, *Arctostaphylos*, *Buddleia*, *Carya*, *Casimiroa*, *Eysenhardtia*, *Fraxinus*, *Gochnatia*, *Jacaranda*, *Lysiloma*, *Nolina*, *Persea*, *Pithecellobium*, *Platanus*, *Prosopis*, *Pyrus*, *Rhus*, *Stenocereus* and *Zanthoxylum* with one species.

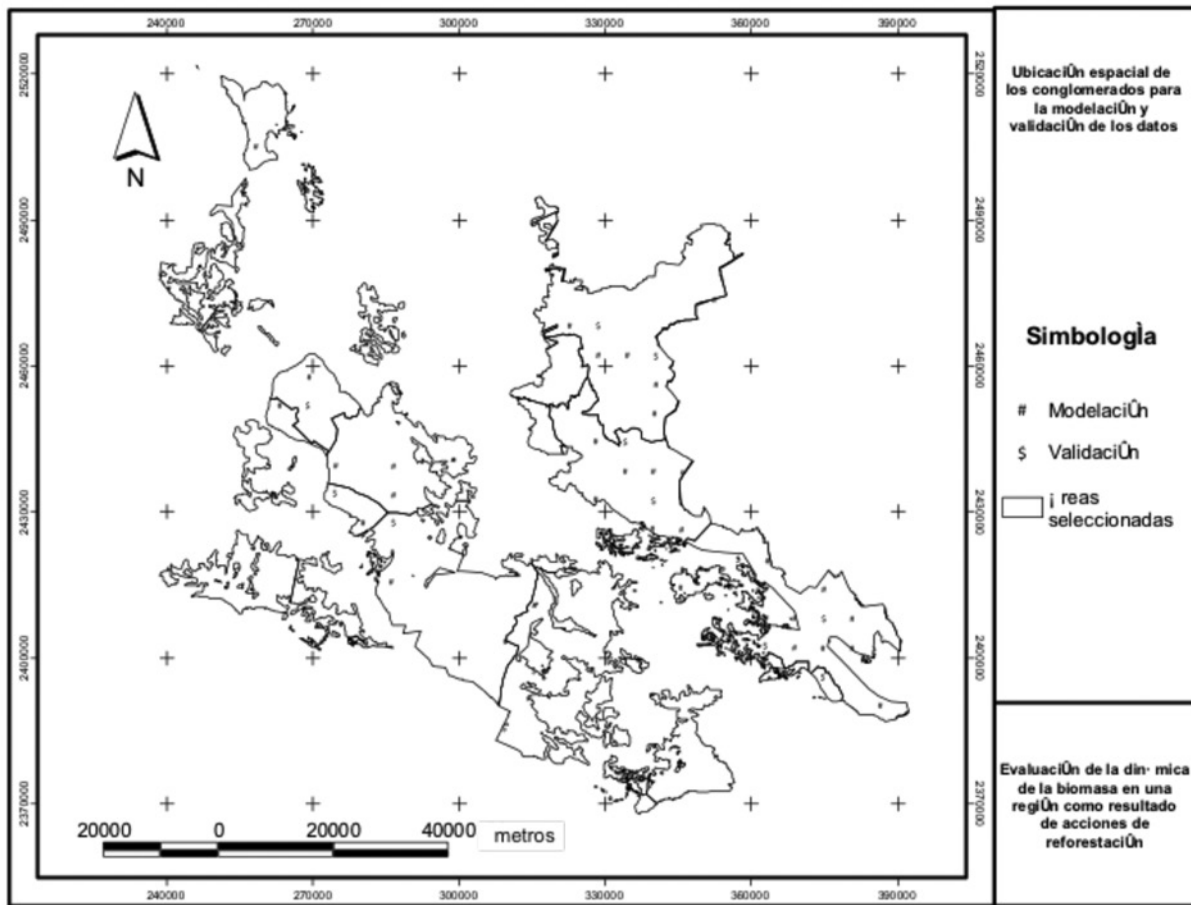


Figura 3. Distribución espacial de los conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (Conafor, 2007), que se ubican en el área de estudio.

Figure 3. Spatial distribution of the clusters of the *Inventario Nacional Forestal y de Suelos* (Conafor, 2007) in the study area

Para determinar la correspondencia entre los datos estimados en campo y los obtenidos a partir del procesamiento de las imágenes satelitales se calculó el índice de correlación de Pearson de lo que resultaron valores de 0.69, 0.65 y 0.64, para 2000, 2010 y 2015, respectivamente, los cuales indican una alta correlación. Al trabajar problemas similares Gunawardena *et al.* (2015) en Sri Lanka; y Zhu y Liu (2015) en Perú hicieron correlaciones semejantes con imágenes de los sensores que se utilizaron en el presente estudio.

De los modelos de predicción de biomasa aérea desarrollados con los valores del NDVI y los estimados en campo, los de tipo polinomial mostraron los mejores coeficientes de determinación (R^2) y valores de Error Cuadrático Medio (Cuadro 2); en ellos se advierten los modelos ajustados, así como los valores de R^2 y RMSE para cada uno.

In order to determine the correspondence between the estimated field data and those obtained from the satellite image processing, the Pearson correlation index was calculated, resulting in values of 0.69, 0.65 and 0.64 for 2000, 2010 and 2015, respectively, which indicate a high correlation. In working similar problems, Gunawardena *et al.* (2015) in Sri Lanka and Zhu and Liu (2015) in Peru made similar correlations by imaging the sensors that were used in the present study.

From the aerial biomass prediction models developed with the NDVI values and the field estimates, the polynomial type showed the best determination coefficients (R^2) and Mean Squared Error values (Table 2); in them the adjusted models are shown, as well as the values of R^2 and RMSE for each one.



Cuadro 2. Modelos ajustados.

Modelo/año	Modelo	R ²	RMSE
Lineal/2000	$B = 13.174 \cdot \text{NDVI} - 39.625$	0.48	25.18
Exponencial/2000	$B = 0.5245 \cdot e^{0.594 \cdot \text{NDVI}}$	0.43	24.31
Polinomial/2000	$B = 2.6334 \cdot \text{NDVI}^2 - 16.652 \cdot \text{NDVI} + 35.889$	0.58	22.81
Lineal/2010	$B = 13.771 \cdot \text{NDVI} - 55.801$	0.41	26.80
Exponencial/2010	$B = 0.133 \cdot e^{0.7185 \cdot \text{NDVI}}$	0.49	26.15
Polinomial/2010	$B = 3.2413 \cdot \text{NDVI}^2 - 26.954 \cdot \text{NDVI} + 63.191$	0.50	24.70
Lineal/2015	$B = 15.689 \cdot \text{NDVI} - 58.674$	0.50	24.67
Exponencial/2015	$B = 0.1634 \cdot e^{0.7589 \cdot \text{NDVI}}$	0.52	20.79
Polinomial/2015	$B = 4.7317 \cdot \text{NDVI}^2 - 38.362 \cdot \text{NDVI} + 83.576$	0.66	20.52

B = Biomasa; NDVI = Valor del NDVI

Table 2. Fitted models.

Model/year	Model	R ²	RMSE
Linear/2000	$B = 13.174 \cdot \text{NDVI} - 39.625$	0.48	25.18
Exponential/2000	$B = 0.5245 \cdot e^{0.594 \cdot \text{NDVI}}$	0.43	24.31
Polynomial/2000	$B = 2.6334 \cdot \text{NDVI}^2 - 16.652 \cdot \text{NDVI} + 35.889$	0.58	22.81
Linear/2010	$B = 13.771 \cdot \text{NDVI} - 55.801$	0.41	26.80
Exponential/2010	$B = 0.133 \cdot e^{0.7185 \cdot \text{NDVI}}$	0.49	26.15
Polynomial/2010	$B = 3.2413 \cdot \text{NDVI}^2 - 26.954 \cdot \text{NDVI} + 63.191$	0.50	24.70
Linear/2015	$B = 15.689 \cdot \text{NDVI} - 58.674$	0.50	24.67
Exponential/2015	$B = 0.1634 \cdot e^{0.7589 \cdot \text{NDVI}}$	0.52	20.79
Polynomial/2015	$B = 4.7317 \cdot \text{NDVI}^2 - 38.362 \cdot \text{NDVI} + 83.576$	0.66	20.52

B = Biomass; NDVI = NDVI value.

El modelo polinomial se seleccionó para los tres años. En todos los casos, el modelo seleccionado arrojó el mayor valor de R² y el menor RMSE. Por lo que respecta a los valores de R², los calculados en este trabajo son inferiores a los presentados por Ruiz *et al.* (2014), quienes registraron valores entre 0.9765 y 0.9914 en el cálculo de biomasa aérea para *Quercus laurina* Bonpl. y *Quercus crassifolia* Bonpl. en un bosque de pino-encino en el estado de Oaxaca.

También, el RMSE del presente estudio es menor al descrito por Martínez *et al.* (2016), cuyos valores se distribuyen en un intervalo de 0.68 a 0.99 para biomasa mediante ecuaciones alométricas por componentes del árbol (fuste, ramas y hojas) en el estado de Durango. Los del presente estudio son similares al valor menor consignado por Powell *et al.* (2013), que fue 22 Mg ha⁻¹, y el máximo 221 Mg ha⁻¹, que lo supera. En contraste, los resultados propios rebasan a la mayoría de los determinados por Main *et al.* (2011), quienes calcularon 10.22 y 12.64 Mg ha⁻¹ en dos modelos, mientras que un tercer modelo arrojó un valor de 40.64 Mg ha⁻¹. Es importante considerar

The polynomial model was selected for three years. In all cases, the selected model yielded the highest value of R² and the lowest RMSE. As far as the R² values are concerned, those calculated in this work are inferior to those presented by Ruiz *et al.* (2014), who recorded values between 0.9765 and 0.9914 in the aboveground biomass calculation for *Quercus laurina* Bonpl. and *Quercus crassifolia* Bonpl. in a pine-oak forest in Oaxaca State.

Also, the RMSE of the present study is smaller than that described by Martínez *et al.* (2016), whose values are distributed in a range of 0.68 to 0.99 for biomass by allometric equations for tree components (stem, branches and leaves) in the state of Durango. Those in the present study are similar to the lower value reported by Powell *et al.* (2013), which was 22 Mg ha⁻¹, and the maximum 221 Mg ha⁻¹, which surpasses it. In contrast, the own results exceed most of those determined by Main *et al.* (2011), who calculated 10.22 and 12.64 Mg ha⁻¹ in two models, while a third model showed a value of 40.64 Mg ha⁻¹. It is important

que los modelos no lineales pueden sobreestimar los valores calculados (Aguirre *et al.*, 2012).

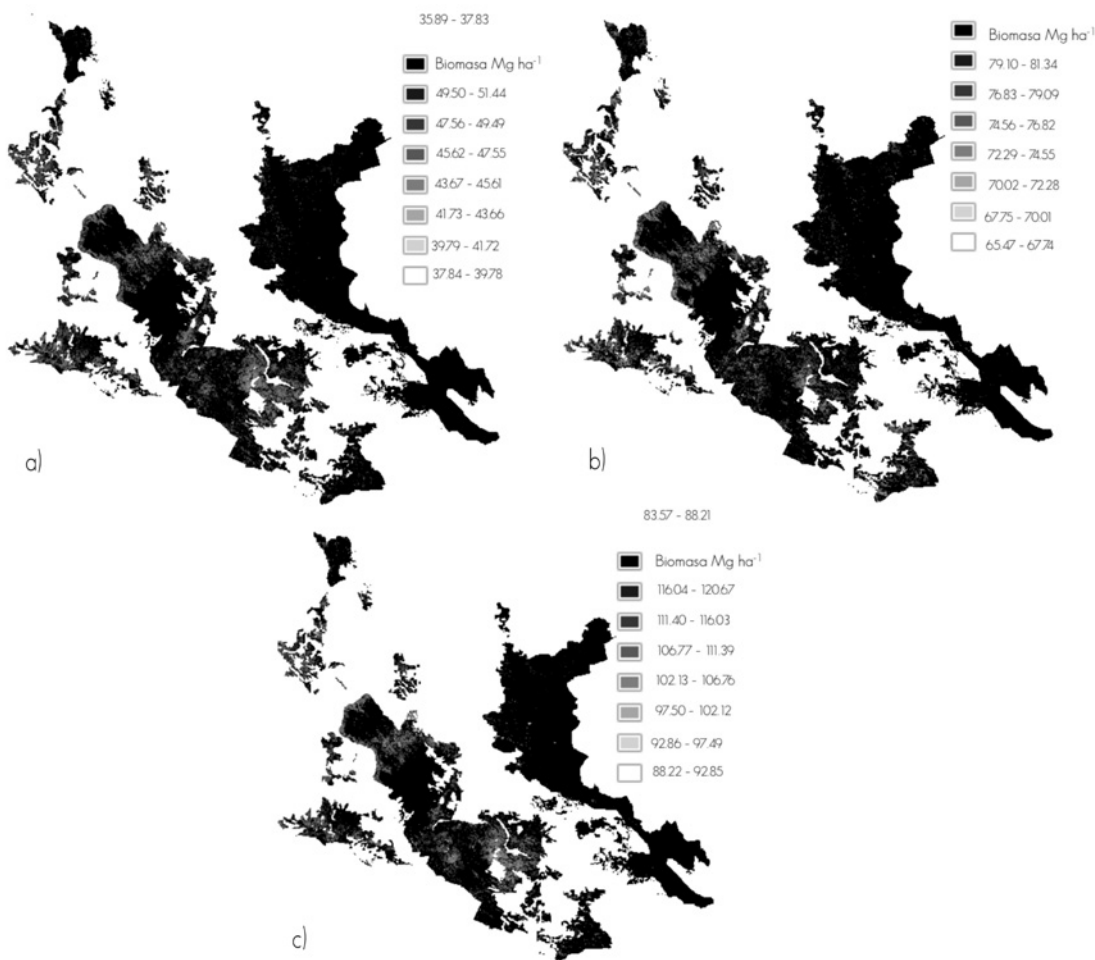
Los modelos seleccionados se aplicaron a la imagen que contenían los valores del NDVI para el año correspondiente para estimar la cantidad de biomasa. Solamente se tomaron los valores positivos del NDVI que representan la biomasa superficial. En la Figura 4 se muestran imágenes de los mapas de la estimación de la biomasa en los tres años. Los valores arrojados en el presente estudio tienen similitud con los obtenidos por Aguirre *et al.* (2012), quienes llegaron a valores en entre 5 y 150 Mg ha⁻¹ por unidad de área en esta zona de estudio en función de su cubierta vegetal.

En las imágenes puede observarse que el incremento de la biomasa se ha dado en diferentes zonas. Por ejemplo, en el año 2000 las cantidades más altas se concentran al centro y noroeste; en el 2010, al centro, este y sureste; y en el 2015, en el centro-sur y al noroeste.

to consider that non-linear models can overestimate calculated values (Aguirre *et al.*, 2012).

The selected models were applied to the image containing the NDVI values for the corresponding year to estimate the amount of biomass. Only the positive NDVI numbers representing surface biomass were taken. Figure 4 shows images of biomass estimation maps in the three years. The values presented in this study are similar to those of Aguirre *et al.* (2012), who reached productions between 5 and 150 Mg ha⁻¹ per unit area in this study area depending on their vegetation cover.

In the images it can be observed that the increase of the biomass has occurred in different zones. For example, in 2000 the highest amounts are concentrated to the center and northwest; in 2010, to the center, east and southeast; and in 2015, in the center-south and northwest.



a) 2000, b) 2010 y c) 2015.

a) 2000, b) 2010 and c) 2015.

Figura 4. Imágenes de distribución espacial de biomasa.

Figure 4. Biomass spatial distribution images.

Con los valores obtenidos con el cálculo de biomasa y mediante el modelo polinomial se analizó la varianza para cada uno de los años de análisis (Cuadro 4).

With the resulting values from the calculation of biomass and through the polynomial model the variance for each one of the years was analyzed (Table 4).

Cuadro 4. Análisis de varianza de valores de biomasa y modelo polinomial.

		2000	2010	2015
Varianza		656.46	628.92	676.46
Grados de libertad	Entre grupos	1	1	1
	Dentro de los grupos	88	88	88
F		0.0399	6.7564*10 ⁻⁰⁸	3.4222*10 ⁻⁰⁸
Probabilidad		0.8420	0.9997	0.9999
Valor crítico para F		3.9493	3.9493	3.9493

Table 4. Analysis of variance of biomass values and polynomial model.

		2000	2010	2015
Variance		656.46	628.92	676.46
Degrees of freedom	Between groups	1	1	1
	Within groups	88	88	88
F		0.0399	6.7564*10 ⁻⁰⁸	3.4222*10 ⁻⁰⁸
Probability		0.8420	0.9997	0.9999
Critical value for F		3.9493	3.9493	3.9493

De acuerdo con la información del Cuadro 4, no hubo una diferencia significativa entre los valores de la varianza para los tres años, lo que se refuerza con que el valor de F fue menor que el valor crítico en todos los periodos. Dichos resultados superan a los de Trigueros *et al.* (2014), quienes registraron un valor de 2.712 en el cálculo de diámetro normal, altura y área basal; sin embargo, hubo coincidencia con dicho análisis, ya que los valores de F estuvieron por debajo del valor crítico en los tres casos.

En el Cuadro 5 se muestra la biomasa total aérea para cada uno de los años analizados.

Cuadro 5. Valores estimados de biomasa.

Año	Biomasa (Mg)	Biomasa (Mg ha ⁻¹)
2000	144 057	0.26
2010	336 709	0.61
2015	609 247	1.10

De 2000 a 2015 hubo un considerable incremento de la cantidad de biomasa (423 %); de 2000 a 2010 fue de 234 %. Además, el promedio de biomasa por ha tuvo un comportamiento similar al pasar de 0.26 a 1.10 Mg ha⁻¹. Estos valores son inferiores a

According to the information in Table 4, there was no significant difference between the values of the variance for the three years, which reinforces that the value of F was lower than the critical value in them. These results surpass those of Trigueros *et al.* (2014), who registered a value of 2.712 in the calculation of normal diameter, height and basal area; however, there was agreement with this analysis, since the values of F were below the critical value in the three periods.

Total aboveground biomass for each of the analyzed years is shown in Table 5.

Table 5. Biomass estimated values.

Year	Biomass (Mg)	Biomass (Mg ha ⁻¹)
2000	144 057	0.26
2010	336 709	0.61
2015	609 247	1.10

From 2000 to 2015 there was a considerable increase in the amount of biomass (423 %); From 2000 to 2010 was 234 %. In addition, the average biomass per ha had a similar behavior when going from 0.26 to 1.10 Mg ha⁻¹. These values are lower than those reported by Velásquez *et al.* (2012), who calculated an

los reportados por Velásquez *et al.* (2012), quienes calcularon un incremento anual promedio de 2.9 Mg ha⁻¹ en una región de los Andes colombianos. También, los resultados de biomasa por hectárea del presente estudio fueron inferiores a los de Restrepo *et al.* (2016), quienes consignan un promedio de 4 Mg ha⁻¹ en un bosque de Colombia.

Finalmente, en los conglomerados empleados para la validación se calculó el coeficiente de correlación de Pearson, el cual arrojó 0.69, 0.66 y 0.73 para 2000, 2010 y 2015, respectivamente. Estos valores indican una alta correlación.

Conclusiones

A partir de los valores totales estimados, hubo un incremento 423 % en la cantidad de biomasa, del año 2000 al 2015, lo que revela que el programa de reforestación sí ha tenido los efectos esperados para los que fue diseñado.

Los modelos que estimaron con mayor precisión la biomasa fueron elegidos con base en los valores de R² y RMSE, pero los valores obtenidos con los modelos no lineales pudieran estar sobreestimados dadas sus propias características.

Agradecimientos

Se agradece a la Gerencia Estatal en el estado de San Luis Potosí y a la Gerencia de Inventario Nacional Forestal y Geomática de la Comisión Nacional Forestal por haber proporcionado la información básica para el desarrollo del presente estudio.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Contribución por autor

Oscar Reyes Cárdenas: análisis de datos, procesamiento de imágenes, ajuste de modelos, elaboración y revisión del manuscrito; Eduardo Javier Treviño Garza: análisis de datos, ajuste de modelos, elaboración y revisión del escrito; Javier Jiménez Pérez: ajuste de modelos, elaboración y revisión del manuscrito; Oscar Alberto Aguirre Calderón: ajuste de modelos, elaboración y revisión del escrito; Luis Gerardo Cuellar Rodríguez: ajuste de modelos y revisión del manuscrito; José Germán Flores Garnica: ajuste de modelos y revisión del escrito; Abraham Cárdenas Tristán: ajuste de modelos y revisión del manuscrito; Enrique Buendía Rodríguez: análisis de datos, ajuste de modelos, elaboración y revisión del manuscrito.

Referencias

- Aguilar, R., A. Ghilardi, E. Vega, M. Skutsch and K. Oyama. 2012. Sprouting productivity and allometric relationships of two oak species managed for traditional charcoal making in central Mexico. *Biomass and Bioenergy* 36: 192 - 207. doi: 10.1016/j.biombioe.2011.10.029.
- Aguirre S., C. A., E. J. Treviño G., O. A. Aguirre C., J. Jiménez P., M. A. González T., J. R., Valdez L., L. Miranda A. and A. I. Aguirre S. 2012. Construction of aboveground biomass models with remote sensing technology in the intertropical zone in Mexico. *Journal of Geographical Science* 22 (4): 669 - 680. doi: 10.1007/s11442-012-0955-9

average annual increase of 2.9 Mg ha⁻¹ in a region of the Colombian Andes. Also, the biomass results per hectare of the present study were lower than those of Restrepo *et al.* (2016), who record an average of 4 Mg ha⁻¹ in a forest of Colombia.

Finally, the Pearson correlation coefficient was calculated in the clusters used for validation, which showed 0.69, 0.66 and 0.73 for 2000, 2010 and 2015, respectively. These values indicate a high correlation.

Conclusions

From the total estimated values, there was a 423 % increase in the amount of biomass, from 2000 to 2015, which reveals that the reforestation program has had the expected effects from its original design.

The models that more accurately estimated the biomass were chosen based on the values of R² and RMSE, but the values obtained with the nonlinear models could be overestimated given their own characteristics.

Acknowledgements

The authors wish to express their regards to the *Gerencia Estatal* in the state of *San Luis Potosí* and to the *Gerencia de Inventario Nacional Forestal y Geomática* of the *Comisión Nacional Forestal* for having provided the basic information in order to carry out the actual study.

Conflict of interests

The authors declare no conflict of interests.

Contribution by author

Oscar Reyes Cárdenas: data analysis, image processing, model fit, writing and review of the manuscript; Eduardo Javier Treviño Garza: data analysis, model fit, writing and review of the manuscript; Javier Jiménez Pérez: model fit, writing and review of the manuscript; Oscar Alberto Aguirre Calderón: model fit, writing and review of the manuscript; Luis Gerardo Cuellar Rodríguez: model fit and review of the manuscript; José Germán Flores Garnica: model fit and review of the manuscript; Abraham Cárdenas Tristán: model fit and review of the manuscript; Enrique Buendía Rodríguez: data analysis, model fit, writing and review of the manuscript.

End of the English version

- Alatorre, L. C., S. Miramontes B., A. K. García P., R. Díaz C. y L. C. Bravo. 2014. Evolución de la dinámica vegetal mediante una serie de imágenes Landsat TM (1986 - 2011): región central de Chihuahua, México. *Cuadernos de Investigación Geográfica* 40 (2): 449 - 476. doi: 10.18172/cig.2510.
- Balderas T., A. and J. C. Lovett. 2013. Using basal area to estimate aboveground carbon stocks in forests: La Primavera Biosphere's Reserve, Mexico. *Forestry* 86: 267 - 281. doi: 10.1093/forestry/cps084.

- Barasa, B., M. G. J. Majaliwa, S. Lwasa, J. Obando and Y. Bamutaze. 2010. Estimation of the aboveground biomass in the trans-boundary River Sio Sub-catchment in Uganda. *Journal of Applied Sciences and Environmental Management* 14 (2): 87 - 90. doi: 10.4314/jasem.v14i2.57869.
- Bharatkar, P. S. and R. Patel. 2013. Assessment of various block truncation coding based remote sensing image classification techniques. *International Journal of Remote Sensing and GIS* 2 (1): 52 - 60.
- Cabral, P. and A. Zamyatin. 2009. Markov processes in modeling land use and land cover changes in Sintra-Cascais, Portugal. *Dyna* 76 (158): 191 - 198.
- Dube, T. and O. Mutanga. 2015. Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 101: 36 - 46. doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.11.001.
- ERDAS. 2010. ERDAS Imagine 2011. Products and Services. 11.0.4 ed. ERDAS Incorporated. Norcross, GA, USA. n/p.
- García, E. 1981. Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen para adaptarlo a las condiciones de la República Mexicana. *Offset Larios, México, D. F., México*. 246 p.
- Gunawardena, A. R., S. P. Nissanka, N. D. K. Dayawansa and T. T. Fernando. 2015. Estimation of above ground biomass in Horton Plains National Park, Sri Lanka using Optical, Thermal and RADAR Remote Sensing Data. *Tropical Agricultural Research* 26 (4): 608 - 623.
- Cünlü, A., I. Ercanli, E. Z. Baskent and G. Çakir. 2014. Estimating aboveground biomass using Landsat TM imagery: A case study of Anatolian Crimean pine forests in Turkey. *Annals of Forest Research* 57(2): 289-298. doi: 10.15287/afr.2014.278.
- Ji, L., B. K. Wylie, D. R. Nossow, B. Peterson, M. P. Waldrop, J. W. McFarland, J. Rover and T. N. Hollingsworth. 2012. Estimating aboveground biomass in interior Alaska with Landsat data and field measurements. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18: 451 - 461. doi: 10.1016/j.jag.2012.03.019.
- Karlson, M., M. Ostwald, H. Reese, J. Sanou, B. Tankoano and E. Mattsson. 2015. Mapping tree canopy cover and aboveground biomass in Sudano-Sahelian woodlands using Landsat 8 and Random Forest. *Remote Sensing* 7: 10017 - 10041. doi: 10.3390/rs70810017.
- Lu, D., Q. Chen, G. Wang, E. Moran, M. Batistella, M. Zhang, G. Lvaglio and D. Saah. 2012. Aboveground forest biomass estimation with Landsat and LiDAR Data and Uncertainty Analysis of the estimates. *International Journal of Forestry Research* 16 p. doi: 10.1155/2012/436537.
- Luong, N. V., R. Tateishi, N. T. Hoan and T. T. Tu. 2015. Forest change and its effect on biomass in Yok Don National Park in Central Highlands of Vietnam using ground data and geospatial techniques. *Advances in Remote Sensing* 4: 108 - 118. doi: 10.4236/ars.2015.42010.
- Main K., M., G. G. Moisen, S. P. Healey, W. S. Keeton, E. A. Freeman and P. Hostert. 2011. Evaluating the remote sensing and inventory-based estimation of biomass in the Western Carpathians. *Remote Sensing* 3: 1427 - 1446. doi: 10.3390/rs3071427.
- Martínez S., D., S. Solís G., F. J. Hernández y J. J. Graciano L. 2016. Ecuaciones para estimar biomasa aérea y subterránea en áreas reforestadas de *Pinus cooperi* Blanco en Durango, México. *Foresta Veracruzana* 18 (1): 25 - 32.
- Návar, J. 2009. Biomass component equations for Latin American species and groups of species. *Annals of Forest Science* 66 (2): 1- 21. doi: 10.1051/forest/2009001.
- Perumal, K. and R. Bhaskaran. 2010. Supervised classification performance of multispectral images. *Journal of Computing* 2 (2): 124 - 129.
- Powell, S. L., W. B. Cohen, R. E. Kennedy, S. P. Healey and C. Huang. 2013. Observation of trends in biomass loss as a result of disturbance in the conterminous U.S.: 1986-2004. *Ecosystems* 142 - 157. doi: 10.1007/s10021-013-9713-9.
- Restrepo, I. C., A. M. Aldana y P. R. Stevenson. 2016. Dinámica de los bosques en diferentes escenarios de tala selectiva en el Magdalena medio (Colombia). *Colombia Forestal* 19 (2): 71 - 83.
- Rodríguez L., R., J. Jiménez P., O. Aguirre C. y E. J. Treviño G. 2006. Estimación del carbono almacenado en un bosque de niebla en Tamalipas, México. *Ciencia UANL* 9(2): 179 - 187.
- Rodríguez L., R., J. Jiménez P., O. Aguirre C. y E. Jurado I. 2007. Ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea en especies de encino y pino en Iturbide, NL. *Revista Ciencia Forestal en México*. 32 (101): 39 - 56.
- Rojas G., F., B. H. J. de Jong, P. Martínez Z. and F. Paz P. 2015. Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. *Annals of Forest Science*. 30pp. doi: 10.1007/s13595-015-0456-y.
- Ruiz A., F., J. I. Valdez H., F. Manzano M., G. Rodríguez O., A. Romero M. y M. E. Fuentes L. 2014. Ecuaciones de biomasa aérea para *Quercus laurina* y *Q. crassifolia* en Oaxaca. *Madera y Bosques* 20 (2): 33 - 48.
- Rzedowski, J. 1965. Vegetación del estado de San Luis Potosí. *Acta Científica Potosina* 5:5-291.
- Sall, B., M. W. Jenkins and J. Pushnik. 2013. Retrospective analysis of two Northern California wild-land fires via Landsat five satellite imagery and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). *Open Journal of Ecology* 3 (4): 311 - 323. doi: 10.4236/oje.2013.34036.
- Scottá, F. C. and E. L. da Fonseca. 2015. Multiscale Trend Analysis for Pampa Grasslands Using Ground Data and Vegetation Sensor Imagery. *Sensors* 15: 17666-17692. doi: 10.3390/s150717666.
- Seebach, L. M., P. Strobl, J. San Miguel A., J. Gallego and A. Bastrup B. 2011. Comparative analysis of harmonized forest area estimates for European countries. *Forestry*. 84 (3): 285 - 299. doi: 10.1093/forestry/cpr013.
- Trigueros B., A. G., R. Villavicencio G. y A. L. Santiago P., 2014. Mortalidad y reclutamiento de árboles en un bosque templado de pino-encino en Jalisco. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 5 (24): 160 - 183.
- Tun D., F. J., H. Vester, R. Durán G. y B. Schmook. 2008. Estructura arbórea y variabilidad temporal del NDVI en los bajos inundables de la Península de Yucatán, México. *Polibotánica* 25: 69 - 90.
- Vahedi, A. A., A. Mataji, S. Babayi K., J. Eshaghi R., S. M. Hodjati and A. Djomo. 2014. Allometric equations for predicting aboveground biomass of beech-hornbeam stands in the Hyrcanian forests of Iran. *Journal of Forest Science* 60 (6): 236 - 247.
- Valdez L., J. R., M. J. González G y H. M. de los Santos P. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40 (3): 383 - 394.
- Velásquez R., J. O., N. L. Maniguae y A. J. Duque. 2012. Diversidad y dinámica de un bosque subandino de altitud en la región norte de los Andes colombianos. *Revista de Biología Tropical* 60 (2): 943 - 952.
- Wang, C., J. Johnston, D. Vail, J. Dickinson and D. Putnam. 2015. High-Precision Land-Cover-Land-Use GIS Mapping and Land Availability and Suitability Analysis for Grass Biomass Production in the Aroostook River Valley, Maine, USA. *Land* 4: 231 - 254. doi: 10.3390/land4010231.
- Xu, D. and X. Guo. 2014. Compare NDVI extracted from Landsat 8 imagery with that from Landsat 7 imagery. *American Journal of Remote Sensing* 2(2): 10 - 14. doi: 10.11648/j.ajrs.20140202.11
- Yin, G., Y. Zhang, Y. Sun, T. Wang, Z. Zeng and S. Piao. 2015. MODIS Based Estimation of Forest Aboveground Biomass in China. *PLoS One* 10 (6): 13 p. doi: 10.1371/journal.pone.0130143.
- Zhu, X. and D. Liu. 2015. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 102: 222 - 231. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.08.014.

