

Análisis de regresión para el cálculo de biomasa en el departamento de Nariño (Colombia) utilizando imágenes satelitales Landsat

GIEE

Universidad de Nariño

San Juan de Pasto, Colombia

Email:

GIIWW

Universidad de Nariño

San Juan de Pasto, Colombia

Email:

Abstract—En este artículo se describen los componentes básicos de la investigación aplicada que tiene como objetivo construir un primer mapa del potencial de biomasa en el departamento de Nariño (Colombia) a partir de imágenes satelitales Landsat de libre acceso. Se analizan las diferentes bandas de las imágenes satelitales disponibles y su relación con bases de datos previas de biomasa aplicando diferentes técnicas de regresión y obteniendo un modelo para la generación de mapas actualizados en el departamento de Nariño.

Keywords—biomass, regression models

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas la investigación en fuentes alternativas de energía ha recibido particular atención y ha pasado de tener un alto interés en los círculos académicos a convertirse en un punto prioritario en la agenda de gobiernos y organizaciones a nivel mundial. La dependencia en combustibles fósiles y acuerdos internacionales como el protocolo de Kyoto han impulsado aún más el interés alrededor del tema. En particular, la implementación de soluciones como paneles fotovoltaicos, parques eólicos y plantas de biomasa han atraído gran atención en especial en zonas con baja o nula cobertura.

En Colombia, según estudios del Ministerio de Minas y Energía, en el departamento de Nariño hay 15 municipios con cobertura eléctrica inferior al 80% [5]. Como nueva estrategia para enfrentar esta problemática se ha propuesto el estudio y análisis de fuentes alternativas de energía en la zona. Uno de los principales objetivos es la medición y estimación de potenciales energéticos para identificar las zonas más viables en la región donde efectuar pruebas piloto y estudios de factibilidad.

Sin embargo, uno de los principales retos para la ubicación de dichas zonas es la ausencia de bases de datos actualizadas así como series de tiempo históricas que apoyen el proceso de toma de decisiones. Igualmente, restricciones de tiempo y costos impiden el despliegue de trabajo de campo para la recolección de información. En el caso del análisis del potencial biomásico, estas restricciones se acentúan debido a la toma manual de muestras, extensión del área de estudio, análisis de laboratorio, dificultad del terreno e, incluso, presencia de grupos armados en la zona.

En este sentido, diversas investigaciones han demostrado la utilidad del uso de imágenes satelitales para la generación de

modelos que permitan calcular la cantidad de biomasa presente en un determinado lugar. Desde hace más de 30 años, se cuenta con acceso al repositorio de imágenes satelitales Landsat [13] de manera libre y gratuita. Bajo el debido tratamiento, estas imágenes pueden ser usadas para calcular valores nominales de biomasa a partir de modelos de regresión y trabajo de campo. Sin embargo, dadas las dificultades para realizar dicho trabajo de campo, este estudio propone utilizar imágenes provistas por investigaciones anteriores. [2] y [1] proporcionan bases de datos de los índices de biomasa a nivel pan-tropical entre los años 2000 y 2003. Al igual que el conjunto de imágenes Landsat, las imágenes georreferenciadas para cada uno de los países analizados son de libre acceso y se encuentran disponibles en [3].

Esta investigación presenta la metodología propuesta para la generación de un modelo de predicción de biomasa, basado en modelos de regresión e imágenes satelitales de libre acceso, y su extrapolación al resto del área de estudio.

El área de estudio de esta investigación fue el departamento de Nariño, el cual está ubicado en el extremo Suroccidental de Colombia (en la frontera con Ecuador) con una extensión aproximada de 33.268 km, una población de 1,702 millones (según el censo de 2013) y ubicada entre coordenadas 00° 31' 08" y 02° 41' 08" Norte y 76° 51' 19" y 79° 01' 34" Oeste (figura 1).

II. TRABAJOS RELACIONADOS

El estudio de índices de biomasa ha sido ampliamente registrado por diferentes estudios. Muchos de ellos demuestran la utilidad del uso de imágenes satelitales a diferentes resoluciones. Por lo general, estos estudios parten de un trabajo de campo donde se calcula el valor nominal de biomasa a diferentes muestras haciendo uso de técnicas tradicionales en laboratorio. Posteriormente, se utilizan estos resultados y las diferentes bandas proveídas por las imágenes de satélite para inferir un modelo utilizando alguna técnica de regresión que después es extrapolada al resto del área de estudio.

Por ejemplo, [8] usa esta metodología para detectar cambios en los niveles de biomasa en diferentes zonas costeras de los Estados Unidos utilizando imágenes LIDAR y regresión lineal. De forma análoga, [2] usa imágenes MODIS y árboles de decisión (en adición a las técnicas tradicionales de regresión) para estimar el índice AGB (Above-Ground

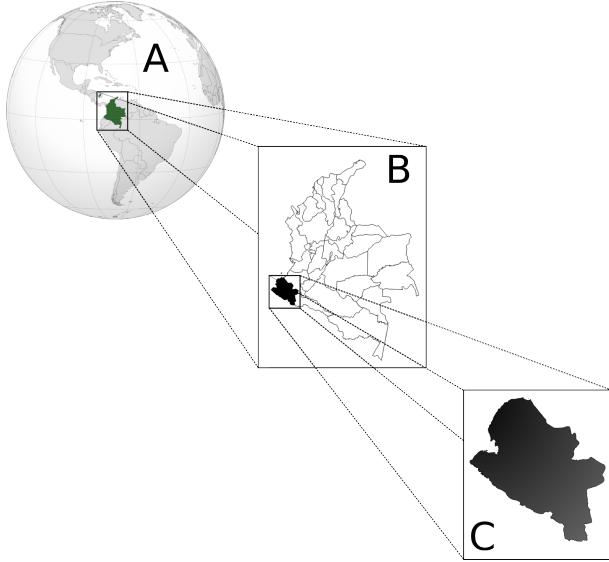


Fig. 1. Localización área de estudio

Biomass) en una extensa área del África tropical. Similar a este trabajo, [10] utilizan imágenes de radar para predecir AGB en cuatro reservas y parques nacionales africanos clasificando diferentes tipos de corteza terrestre. [11] hacen también uso de imágenes MODIS en conjunto con imágenes ASTER para estimar biomasa con el fin de levantar un inventario de captura de carbono. Un aporte importante de esta publicación es que comparten la metodología utilizada durante el proyecto como lo muestra la figura 2. [12] introducen el uso de nuevas técnicas de regresión (reduced major axis regression, gradient nearest neighbor imputation y random forest regression trees) para la generación de modelos de biomasa esta vez analizando imágenes Landsat. En [6] se introduce bioSTRUCT, un método para generar correlaciones entre los valores continuos medidos por las bandas de las imágenes satelitales y el AGB medido previamente usando técnicas de laboratorio. El artículo ilustra la metodología con un caso de estudio en Alberta (Canada) e imágenes Landsat ETM+ de libre acceso. Como resultado se obtienen fórmulas de regresión a partir de un número limitado de muestras que pueden extrapolarse al resto del área de estudio.

III. METODOLOGÍA

El repositorio de imágenes satelitales Landsat es amplio y diverso. Si bien se constituye como una gran herramienta para la comunidad científica, su uso requiere un tratamiento previo. De igual manera, la construcción de un modelo preliminar de biomasa a partir de información secundaria exige la selección y validación de diferentes técnicas de regresión disponibles. Esta sección resume una metodología de cinco etapas para la construcción del modelo de biomasa para el departamento de Nariño. La figura 3 ilustra la metodología propuesta. A continuación se explica en más detalle cada una de las etapas.

A. Obtención de datos

El proceso de obtención de datos se realizó tomando imágenes satelitales proveidas por el sensor Landsat 7 ETM+. En este proceso se descargaron 1362 imágenes satelitales desde

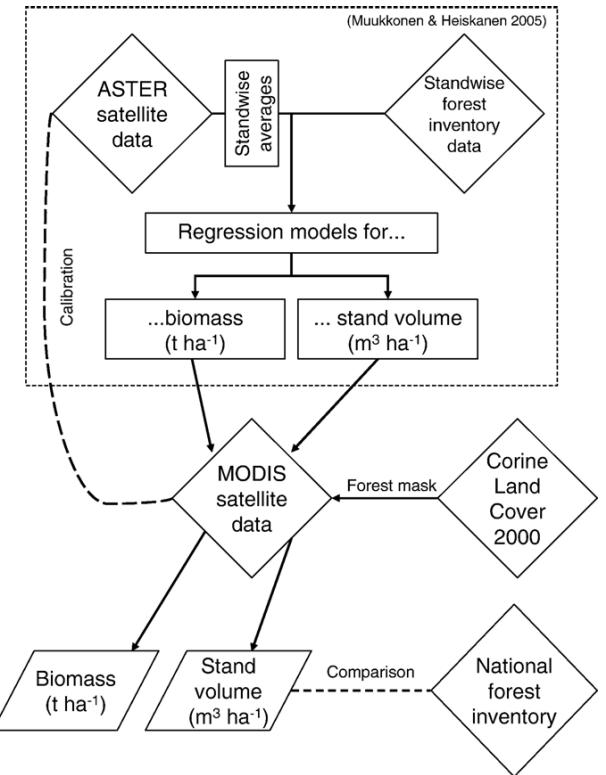


Fig. 2. Metodología propuesta por [11]

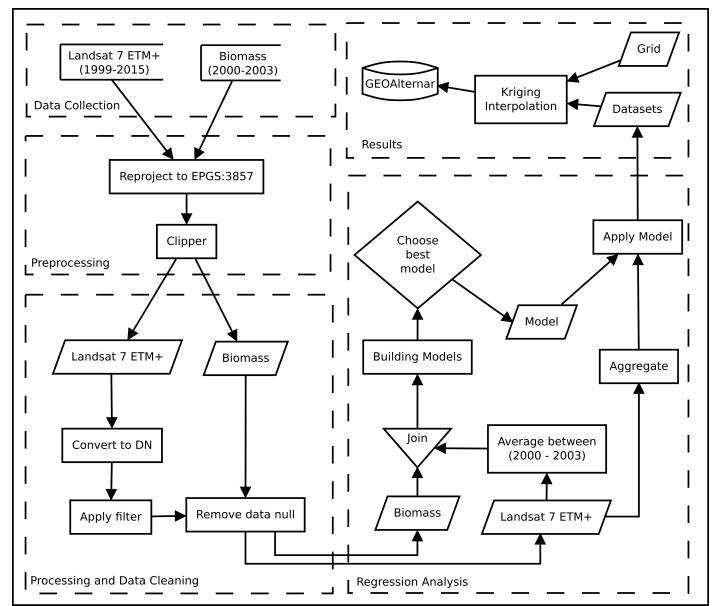
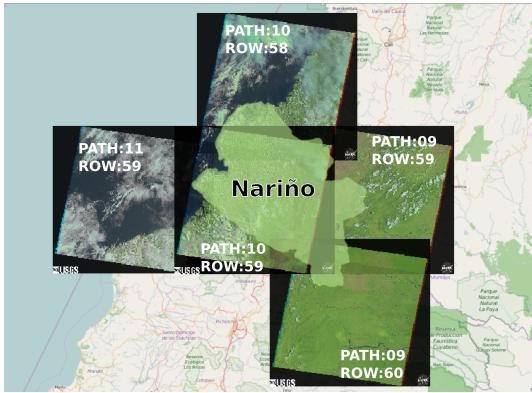
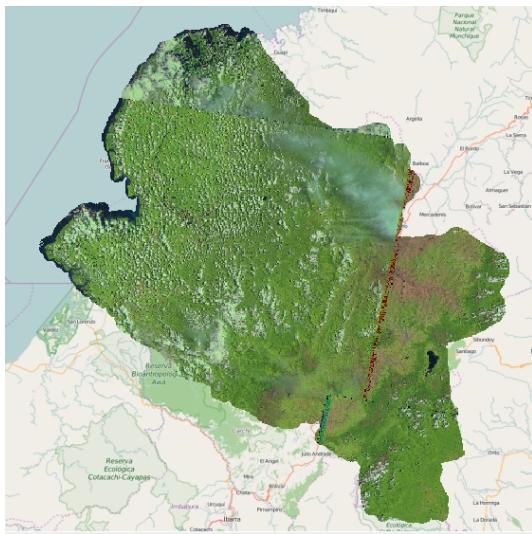


Fig. 3. Metodología



(a) Imágenes Satelitales de Nariño



(b) Imágenes recortadas de Nariño

Fig. 4. Preprocesamiento

el año 1999 hasta mediados del año 2015. Para cubrir el departamento en su totalidad fue necesario descargar imágenes de cinco escenas diferentes. La figura 4a detalle los respectivos identificadores (Path ID y Row ID) y extensión de cada una de las escenas usadas.

Igualmente, durante esta etapa se tuvo acceso al mapa de biomasa construido por [2]. Este es un mapa con resolución espacial de 1 Km^2 construido a partir de un modelo basado en imágenes MODIS recolectadas durante el año 2000 y 2003.

B. Preprocesamiento

En esta etapa se realizó un trabajo básico de procesamiento sobre las imágenes adquiridas. Primero, dada la extensión del área de estudio, las escenas descargadas tenían diferentes sistemas de coordenadas (EPSG:32618 y EPSG:32617). Por motivos de visualización se decidió unificar el sistema de coordenadas usando EPSG:3857, popular entre las herramientas de mapeo y desarrollo de aplicaciones web. Muchas de las escenas cubrían una gran área del Océano Pacífico así como de otros departamentos de la región. Se recortó las imágenes para contener solo los datos referentes al departamento de Nariño. La figura 4b ilustra el resultado final de esta etapa.

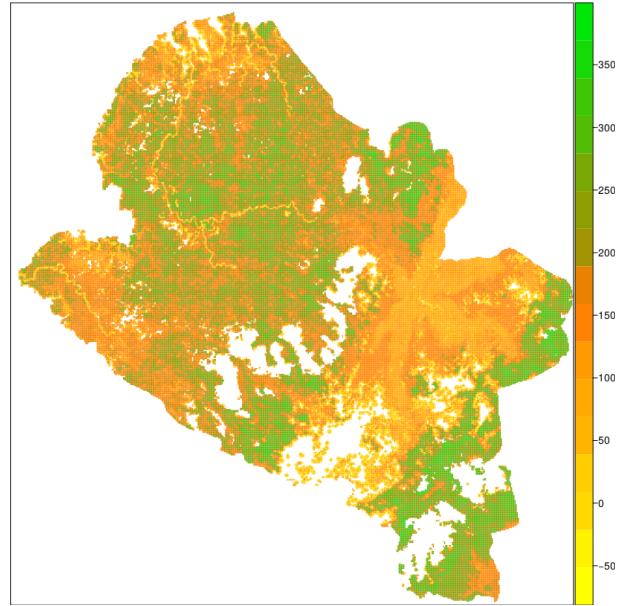


Fig. 5. Mapa de biomasa en Nariño de 2000-2003 [2]

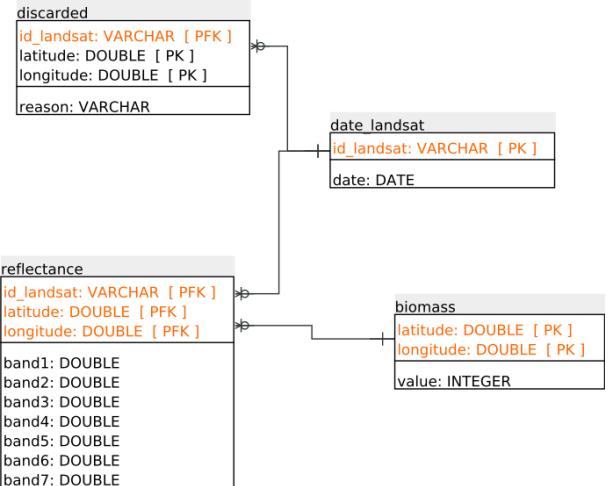


Fig. 6. Modelo entidad-relación Landsat

De igual manera este proceso se lo realizó para el mapa de biomasa, como se muestra en la figura 5

C. Procesamiento y limpieza de datos

Se diseñó una base de datos para capturar los datos, como lo muestra la figura 6, la cual tiene 4 tablas.

Tabla date_landsat: en la cual se almacenan las fechas de las imágenes satelitales.

Tabla reflectance: en la cual se almacenan los datos capturados y convertidos en reflectance, de las bandas landsat (1 - 5,7) y la temperatura en grados kelvin de la banda 6.

Tabla discarded: en la cual se almacenan datos que fueron descartados, por varias razones, son nubes calientes, nubes frias, datos ambiguos o no son vegetación.

Tabla biomass: en la cual se almacenan los datos de biomasa del mapa de [2].

TABLE I. DATOS OBTENIDOS EN EL PROCESO DE PROCESAMIENTO Y LIMPIEZA DE DATOS

Nombre	Valor	Detalle
Datos biomasa	81.993	Registros de biomasa para año 2000 a 2003 de [2]
Datos biomasa usados	140018	Registros para construir el modelo grilla 450 metros
Imágenes landsat procesadas	1321	Imágenes de Nariño de 2000 a 2014
Nube caliente	3.731.768	Registros de 2000 a 2014
Nube fria	27.827.009	Registros de 2000 a 2014
No vegetación	3.459.210	Registros de 2000 a 2014
Ambiguo	11.987.340	Registros de 2000 a 2014
Total Datos Descartados	47.005.327	Total datos descartados
Datos Validos Reflectance	4.071.185	Registros de 2000 a 2014
Datos Totales	51.076.512	Registros Totales desde año 2000 a 2014

TABLE II. MÉTRICAS DE MODELOS ANALIZADOS CON 35 MUESTRAS Y 1009 DATOS

	SAE	MAE	RAE	RMSE	COR	R2
crtree	10406.58225	30.88007	65.04650	40.02893	0.69401	0.48165
rpart	10197.95826	30.26100	63.74249	39.37592	0.70520	0.49730
kknn	9147.51425	27.14396	57.17667	36.86581	0.74955	0.56182
mlp	9179.79310	27.23974	57.37843	34.70711	0.78122	0.61031
mlpce	8746.27740	25.95335	54.66874	34.57953	0.78309	0.61323
ksvm	8462.61487	25.11162	52.89570	34.67742	0.79830	0.63729
randomForest	8807.76477	26.13580	55.05306	34.70615	0.78239	0.61214
mr	10410.13919	30.89062	65.06873	38.61068	0.72000	0.51840
mars	8842.91866	26.24011	55.27279	33.96852	0.79161	0.62665
cubist	9012.54150	26.74345	56.33302	35.70576	0.77611	0.60235
perist	10337.63121	30.67546	64.61552	38.59290	0.72023	0.51873
ppls	10337.63121	30.67546	64.61552	38.59290	0.72023	0.51873
cppls	10337.63121	30.67546	64.61552	38.59290	0.72023	0.51873

Para procesar las imágenes y llenar la base de datos se realizó un Script, el cual captura el Digital Number de las imágenes satelitales y lo transforma en valor en reflectance. En este procesamiento de imágenes, se adiciono al Script unos filtros para para detección de nubes calientes, nubes, frias, datos ambiguos como lo muestra el algoritmo propuesto por [7], además se aplico un filtro adicional, el NVDI(normalized difference vegetation index) para trabajar únicamente con datos de vegetación.

La tabla I muestra la relación de los datos obtenidos en este proceso.

D. Análisis de regresión

El análisis de regresión se realizó tomando los valores de las bandas landsat obtenidas año 2000 y 2003 y el valor de biomasa obtenido en [2], para poder obtener un mejor modelo se agrupó y se saco un promedio con valores de las bandas landsat en cada punto, se fue iterando con valores que superaban al menos N número de muestras, siendo N desde 1 hasta 45 muestras, el mejor modelo obtenido fué cuando el número de muestras en cada punto superaba al menos las 35 muestras, este conjunto de datos obtenido tenía 1009 registros. El comportamiento en las demás iteraciones muestra que con menos muestras hay más registros y eso hace que no se encuentre un buen modelo, pero cuando hay mas muestras los registros son menores y esto también hace que el resultado del modelo tampoco sea bueno.

En la tabla II se muestra las métricas de los modelos analizadas con 35 muestras y 1009 datos, el cual es el mejor modelo, esta tabla se la realizó usando la biblioteca de código abierto rminer presentada por [4] para la herramienta R.

En este proceso tambien se usó el paquete R Boruta [9], el cual es un nuevo algoritmo de selección de características para encontrar todas las variables relevantes. El algoritmo está diseñado como un recubrimiento alrededor del algoritmo de clasificación random forest. Esto para saber si todas las bandas de landsat utilizadas eran relevantes para encontrar biomasa, en la figura 7 se puede observar la relevancia de las bandas landsat para encontrar biomasa en el mejor modelo.

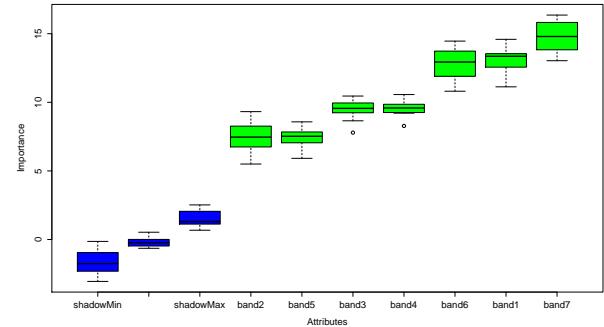


Fig. 7. Relevancia de bandas landsat en el análisis de regresión

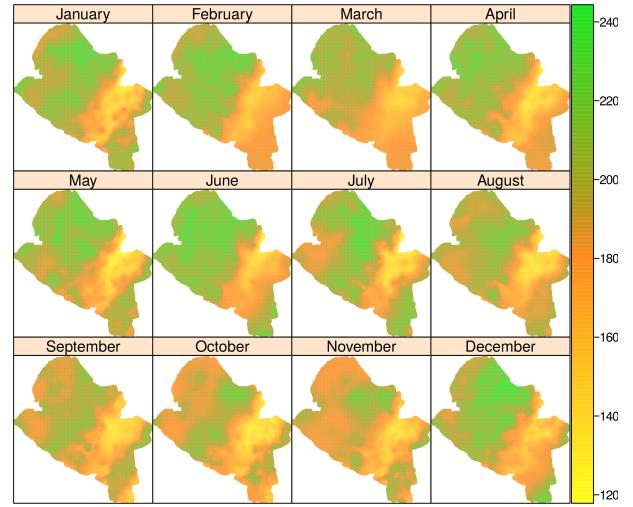


Fig. 8. Mapas biomasa por meses

E. Construcción de mapas

Para la construcción de mapas de biomasa se utilizó el método Kriging que provee una solución al problema de la estimación basada en un modelo continuo de variación espacial estocástica, el objetivo de Kriging es el de estimar el valor de una variable aleatoria, Z, en uno o más puntos no muestreados o sobre grandes bloques.

El método Kriging recibe como entrada datos de la muestra, y una malla dependiendo de la resolución que se quiera obtener, por ello los datos de muestra se obtuvieron aplicando el modelo obtenido en el análisis de regresión a datos agrupados en cada punto por mes, año y uno general entre el año 2000 a 2014; y la malla se construyó con puntos regulares espaciados cada 450 metros.

En la figura 8, figura 9, figura 10 se muestra los mapas obtenidos por meses, años y general entre el año 2000 a 2014 respectivamente.

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación se hizo posible gracias a los recursos otorgados por el Sistemas General de Regalías en el marco de proyecto “Análisis de Oportunidades Energéticas con Fuentes Alternativas en el Departamento de Nariño” ejecutado por

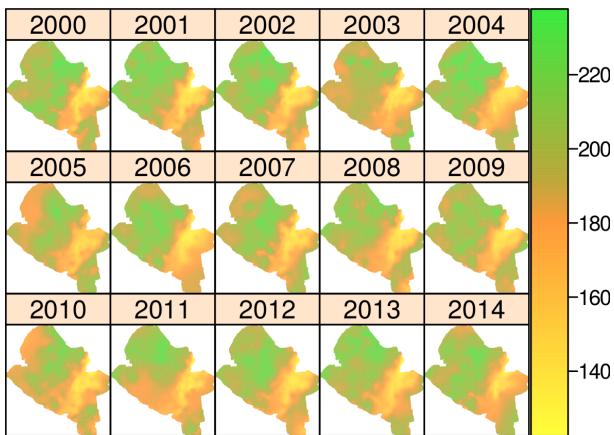


Fig. 9. Mapas biomasa por años

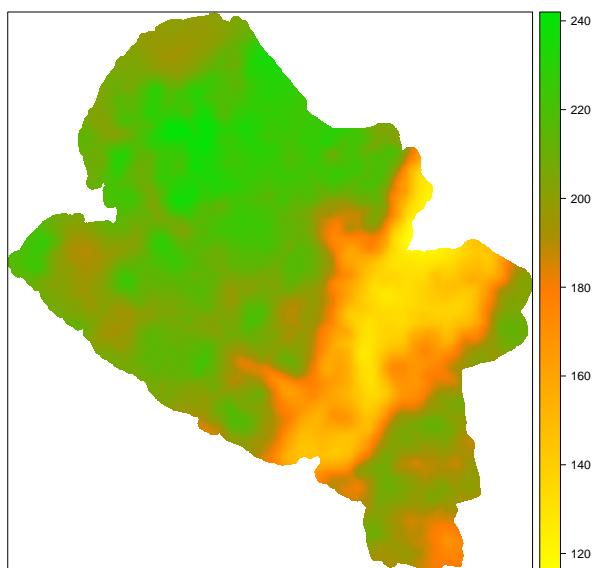


Fig. 10. Mapas biomasa general años 2000-2014

el programa de Ingeniería Electrónica de la Universidad de Nariño.

REFERENCES

- [1] A. Baccini, S. J. Goetz, W. S. Walker, N. T. Laporte, M. Sun, D. Sulla-Menashe, J. Hackler, P. S. A. Beck, R. Dubayah, M. A. Friedl, S. Samanta, and R. A. Houghton. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. *Nature Climate Change*, 2(3):182–185, January 2012.
- [2] A. Baccini, N. Laporte, S. J. Goetz, M. Sun, and H. Dong. A first map of tropical africa's above-ground biomass derived from satellite imagery. *Environmental Research Letters*, 3(4):045011, oct 2008.
- [3] Woods Hole Research Center. Pantropical national level carbon stock dataset. http://www.whrc.org/mapping/pantropical/carbon_dataset.html. Accessed: 2015-08-15.
- [4] Paulo Cortez. Data mining with neural networks and support vector machines using the r/rminer tool. In *Advances in data mining. Applications and theoretical aspects*, pages 572–583. Springer, 2010.
- [5] Ministerio de Minas y Energía. Plan Indicativo de Expansión de la Cobertura del Servicio de Energía Eléctrica 2006 - 2010. Technical report, Unidad de Planeación Minero Energética - Ministerio de Minas, Colombia, 2008.
- [6] R.J. Hall, R.S. Skakun, E.J. Arsenault, and B.S. Case. Modeling forest stand structure attributes using landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management*, 225(1-3):378–390, apr 2006.
- [7] Richard R Irish. Landsat 7 automatic cloud cover assessment. In *AeroSense 2000*, pages 348–355. International Society for Optics and Photonics, 2000.
- [8] Victor Klemas. Remote sensing of coastal wetland biomass: An overview. *Journal of Coastal Research*, 290:1016–1028, sep 2013.
- [9] Miron B Kursa, Witold R Rudnicki, et al. Feature selection with the boruta package, 2010.
- [10] E. T. A. Mitchard, S. S. Saatchi, I. H. Woodhouse, G. Nangendo, N. S. Ribeiro, M. Williams, C. M. Ryan, S. L. Lewis, T. R. Feldpausch, and P. Meir. Using satellite radar backscatter to predict above-ground woody biomass: A consistent relationship across four different african landscapes. *Geophysical Research Letters*, 36(23), 2009.
- [11] P. Muukkonen and J. Heiskanen. Biomass estimation over a large area based on standwise forest inventory data and ASTER and MODIS satellite data: A possibility to verify carbon inventories. *Remote Sensing of Environment*, 107(4):617–624, apr 2007.
- [12] Scott L. Powell, Warren B. Cohen, Sean P. Healey, Robert E. Kennedy, Gretchen G. Moisen, Kenneth B. Pierce, and Janet L. Ohmann. Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with landsat time-series and field inventory data: A comparison of empirical modeling approaches. *Remote Sensing of Environment*, 114(5):1053–1068, may 2010.
- [13] U.S. Geological Survey. Landsat missions. <http://landsat.usgs.gov/>. Accessed: 2015-08-15.