

Modelación del carbono contenido por la biomasa aérea en terrenos rehabilitados por la empresa Drummond ltda en el departamento del Cesar-Colombia, a partir de teledetección con imágenes ópticas sentinel-2

Modeling the carbon contained by aerial biomass in land rehabilitated by the company Drummond ltda in the department of Cesar-Colombia, based on remote sensing with sentinel-2 optical images

Jorge Eliecer Galvis Daza¹  <https://orcid.org/0000-0002-2950-9770>
Dino Carmelo Manco-Jaraba^{2*}  <https://orcid.org/0000-0001-8506-094X>
José Fernando Mejía Correa³  <https://orcid.org/0000-0001-7940-7302>

Recibido 30 de diciembre de 2022, aceptado 20 de diciembre de 2023

Received: December 30, 2022 Accepted: December 20, 2023

RESUMEN

Alrededor del mundo la minería se ha convertido en la principal fuente de obtención de recursos minerales metálicos y no metálicos utilizados en diversos procesos industriales. El propósito de esta investigación es modelar el carbono contenido por la biomasa aérea en terrenos rehabilitados por la empresa Drummond LTDA en el departamento del Cesar-Colombia, a partir de teledetección con imágenes sentinel-2. Para esto, fue necesario una revisión documental en las diferentes bases de datos académicas y científicas nacionales e internacionales, posteriormente fases de campo para reconocimiento, delimitación del área de estudio y toma 21 muestras aleatorias en la biomasa herbácea y donde no prevalece vegetación alguna (suelo desnudo y agua), para la estimación del contenido de carbono y, cálculo de múltiples índices de vegetación NDVI (Índice de vegetación de diferencia normalizada), ARVI (Índice de vegetación atmosféricamente resistente), EVI (índice de vegetación mejorada), SAVI (Índice de vegetación ajustado al suelo), MSAVI2 (Índice de vegetación ajustado al suelo modificado), OSAVI (Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado), VARI (Índice de resistencia atmosféricamente visible) para el desarrollo de modelos predictivos. La especie utilizada para la reforestación en la mina Pribbenow de la empresa Drummond LTDA (Cesar) es el *Andropogon gayanus kunth* (Pasto carimagua), presentando concentraciones con promedios de carbono de 49.83%, contribuyendo con la absorción de emisiones de gases de efecto invernadero en el desarrollo del proyecto minero.

Palabras clave: Biomasa, carbono, Drummond LTDA, modelación, teledetección.

ABSTRACT

Around the world, mining has become the primary source of obtaining metallic and non-metallic mineral resources used in various industrial processes. The research aims to model the carbon contained by aerial biomass in land rehabilitated by the company Drummond LTDA in the Cesar-Colombia department,

¹ Fundación Universitaria del Área Andina. Facultad de Ciencias Básicas. Valledupar, Colombia. E-mail: jgalvis@areandina.edu.co

² Universidad de La Guajira. Facultad de Ingenierías. Riohacha, Colombia. E-mail: dcmancoj@uniguajira.edu.co

³ Universidad de Manizales. Facultad de Ingeniería. Manizales, Colombia. E-mail: jfmejia@umanizales.edu.co

* Autor de correspondencia: dcmancoj@uniguajira.edu.co

*based on remote sensing with sentinel-2 images. For this, a documentary review was necessary for the different national and international academic and scientific databases, later field phases for recognition, delimitation of the study area, and taking 21 random samples in the herbaceous biomass and where no vegetation prevails (soil bare and water), for carbon content estimation and, calculation of multiple vegetation indices NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), ARVI (Atmospherically Resilient Vegetation Index), EVI (Enhanced Vegetation Index), SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), MSAVI2 (Modified Soil Adjusted Vegetation Index), OSAVI (Optimized Soil Adjusted Vegetation Index), VARI (Atmospheric Visible Resistance Index) for predictive model development. The species used for reforestation in the Pribbenow mine of the company Drummond LTDA (Cesar) is *Andropogon gayanus kunth* (Carimagua grass), presenting average carbon concentrations of 49.83%, contributing to the absorption of greenhouse gas emissions in the development of the mining project.*

Keywords: Biomass, carbon, Drummond LTDA, modeling, remote sensing.

INTRODUCCIÓN

Al rededor del mundo la minería se ha convertido en la principal fuente de obtención de recursos minerales metálicos y no metálicos utilizados en diversos procesos industriales. Durante la extracción se generan diversos tipos de impactos ambientales que pueden modificar o alterar el equilibrio ecosistémico [1]-[5], por lo que es necesario que las áreas afectadas sean rehabilitadas y/o reforestadas. La vegetación sembrada en zonas reforestadas cumple un rol importante en la mitigación de los impactos atmosféricos ya que pueden fungir como potencial de sumidero de carbono, mitigación a la erosión de los suelos e inestabilidad de los taludes [5]-[9].

En Colombia la empresa Drummond LTDA (mina Pribbenow, El Descanso y El Corozo) basa su actividad económica en la extracción de carbón térmico empleando métodos de explotación a cielo abierto [10]. Las diferentes etapas de un proyecto minero generan emisiones de gases de invernadero (GEI) causante de los cambios climáticos, remoción de la cobertura vegetal en la fase inicial de la explotación, consumo de combustible de los equipos mineros y auto combustión en los mantos de carbón [11]. Un porcentaje de los gases emitidos son absorbidos por la biomasa aérea presente en las zonas rehabilitadas [12], mientras el resto de estos gases es liberado al ambiente generando un deterioro de la atmósfera [13]. Este estudio tiene como objetivo modelar el carbono contenido por la biomasa aérea en terrenos rehabilitados por la empresa Drummond LTDA en el departamento del Cesar-Colombia, a partir de teledetección con imágenes sentinel-2.

LOCALIZACIÓN

El área de estudio se ubica en el complejo minero Drummond LTDA, mina Pribbenow, departamento del Cesar, Colombia (Figura 1), geográficamente limitando al norte con la Sierra Nevada de Santa Marta (SNSM) y departamento de La Guajira, al este con la Serranía de Perijá (SP), al oeste con el departamento del Magdalena y al sur con el departamento de Santander.

METODOLOGÍA

Se realizó una revisión documental en las diferentes bases de datos académicas y científicas nacionales e internacionales. Posteriormente fases de campo para reconocimientos, delimitaciones del área de estudio y toma 21 muestras aleatorias en total, de las cuales 10 corresponden a la biomasa herbácea adquiridas en subparcelas de 1 m² y 11 donde no prevalece vegetación alguna (suelo desnudo y agua) para la estimación del contenido de carbono [14], geo-referenciadas con los módulos RTK GNSS M2 de la empresa Emlid Reach [15]. Los puntos de muestreo 11, 12, 16, 17, 18, 19, 20 y 21 se ubican sobre suelo desnudo, de los cuales 11, 12, 19 y 20 sobre las vías o zonas aledañas a ellas, 16, 17, 18 y 21 sobre los taludes. Además, los puntos 13, 14, 15 se encuentran sobre el agua.

Se calcularon múltiples índices de vegetación para el desarrollo de modelos predictivos (NDVI (Índice de vegetación de diferencia normalizada), ARVI (Índice de vegetación atmosféricamente resistente), EVI (índice de vegetación mejorada), SAVI (Índice de vegetación ajustado al suelo),

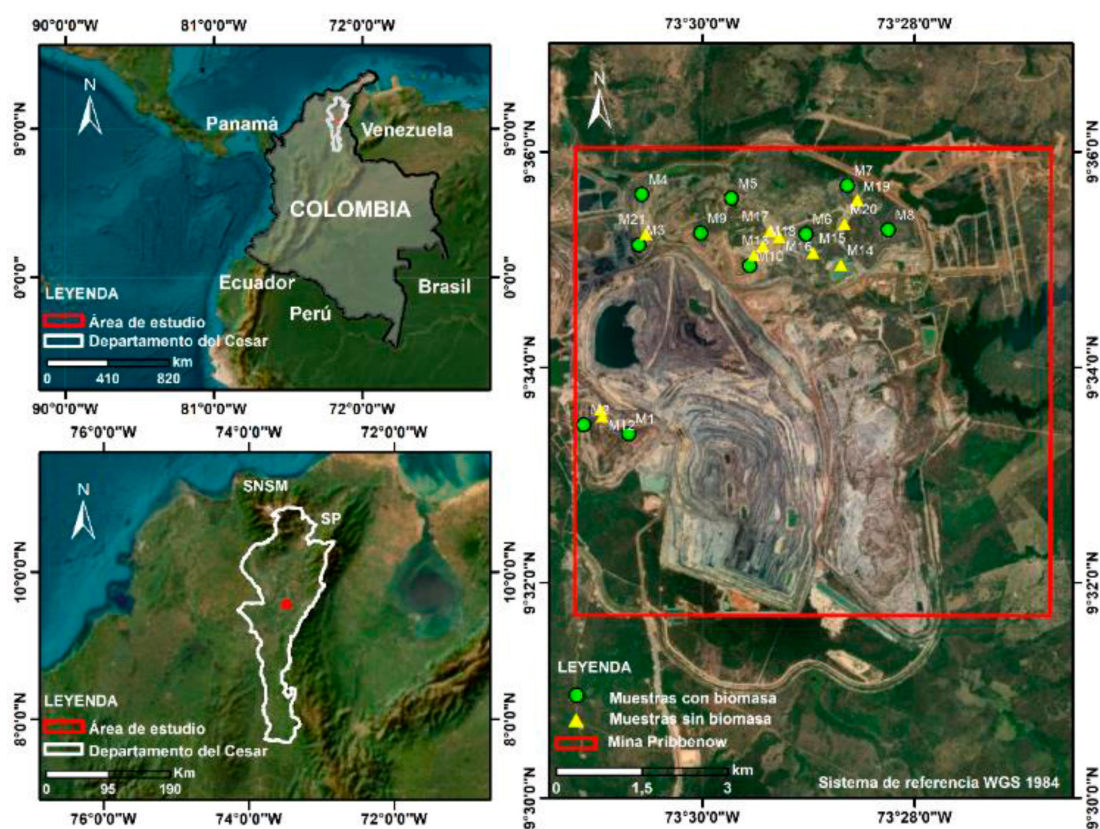


Figura 1. Localización del área de estudio.

MSAVI2 (Índice de vegetación ajustado al suelo modificado), OSAVI (Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado), VARI (Índice de resistencia atmosféricamente visible).

Se realizaron correlaciones de datos tomados en campo con los índices de vegetación extraídos aplicando diversos métodos: Regresión por mínimos cuadrados ordinario (OLS), Random forest (RF), máquinas de vectores de soporte (SVM) y K-Vecinos más cercanos (K-NN). La correlación de los datos se realiza en la plataforma Anaconda mediante el uso de la librería sklearn del lenguaje de programación Python. Los resultados de cada uno de los análisis se evaluarán utilizando el coeficiente de correlación R2 [16].

RESULTADOS

La especie herbácea utilizada es el *Andropogon gayanus kunth* (Pasto carimagua); especie originaria de África occidental, caracterizada por su alta

resistencia a suelos de baja fertilidad, pH bajo, bien drenados y aguante a sequías extensas [17]. Las características de esta especie lo hacen ideal para los procesos de rehabilitación de terrenos minados.

ÍNDICES DE VEGETACIÓN

Los valores espectrales asociados a los puntos de muestreos varían dependiendo del índice de vegetación (NDVI) calculado. Según [18] las zonas que poseen pastos sembrados presentan valores variables dependientes de la densidad de la biomasa con NDVI entre 0,3; 0,5 para áreas con vegetación escasa y mayor a 0,5 para zonas con vegetación densa. Lo que es consistente con los datos obtenidos de la imagen de satélite mostrando que la mayor parte de los puntos de muestreo tiene una cobertura vegetal densa (Tabla 1).

Los valores más bajos espectrales de los puntos se encuentran sobre las vías presentando rangos que oscilan entre $-0,0394$ a $-0,0091$ y suelos estériles

Tabla 1. índice de vegetación.

ID	ARVI	EVI	MSAVI2	NDVI	OSAVI	SAVI	VARI
M1	0,61262	0,000590	136,675	0,639758	0,764832	114,714	0,354798
M2	0,33012	0,000403	119,063	0,47224	0,527481	0,791134	0,111861
M3	0,54033	0,000523	133,193	0,627223	0,712221	106,821	0,225313
M4	0,52859	0,000472	132,809	0,606342	0,706618	1,059,820	0,242117
M5	0,35524	0,000321	122,476	0,55205	0,568348	0,85243	0,032967
M6	0,52608	0,000483	132,601	0,648332	0,7036	105,529	0,147541
M7	0,55994	0,000523	13,426	0,640046	0,728013	109,191	0,237838
M8	0,70347	0,000632	14,059	0,718613	0,827973	124,185	0,393891
M9	0,53594	0,000561	132,779	0,595506	0,706184	105,917	0,284483
M10	0,40367	0,000437	124,898	0,602108	0,598713	0,897989	-0,008282
M11	-0,0067	0,000106	0,62005	0,087703	0,063867	0,095793	-0,041927
M12	-0,0394	0,000059	0,68503	0,196392	0,101961	0,152931	-0,146154
M13	-0,2185	-0,002888	-0,76527	-0,44763	-0,387831	-0,581664	0,118659
M14	-0,2991	-0,002125	-215,028	-0,62494	-0,570993	-0,856333	0,132867
M15	-0,2574	-0,000675	-0,96263	-0,49260	-0,423011	-0,634382	0,13597
M16	-0,0665	0,000043	0,66251	0,209155	0,088452	0,13267	-0,178867
M17	-0,0414	0,000061	0,71955	0,242401	0,123322	0,184972	-0,178961
M18	-0,1303	-0,000006	0,47525	0,104849	-0,012226	-0,018338	-0,170543
M19	-0,0728	0,000036	0,64199	0,1994	0,076425	0,114632	-0,182734
M20	-0,0091	0,000087	0,71465	0,187255	0,120248	0,180356	-0,108629
M21	-0,0727	0,000039	0,65263	0,216216	0,082633	0,123938	-0,197647

sin presencia de materia orgánica (Tabla 1). Las muestras tomadas en los taludes presentan valores más altos que los de las vías y mayor presencia de materia orgánica. [19] describen que los valores espectrales asociados al suelo desnudo oscilan entre $-0,08$ a $0,08$. [18] indican que los valores de NDVI menores a $0,1$ corresponden a áreas áridas.

Estadística descriptiva

El mapa de calor (Figura 2) ilustra alta correlación positiva entre los índices de vegetación ARVI, OSAVI y SAVI con el contenido de carbono de las muestras

de biomasa, presentando valores de $0,94$ y $0,86$ y; EVI presenta menor correlación de contenido de carbono con un valor de $0,52$.

Modelos para cálculo de carbono en vegetación herbácea

Regresión por mínimos cuadrados ordinarios (OLS)

Al evaluar los modelos realizados con la regresión OLS permitieron identificar que los índices ARVI ($R^2 = 0,88$, RMSE = $1,41$, MAE = $1,19$) y OSAVI ($R^2 = 0,72$, RMSE = $2,43$, MAE = $2,15$) presentaron mejor desempeño para evaluar el contenido de carbono y (Figura 3); los índices EVI ($R^2 = 0,31$, RMSE = $3,41$, MAE = $3,50$) y MSAVI2 ($R^2 = 0,35$, RMSE = $3,57$, MAE = $3,07$) señalando menor desempeño. Los resultados de la evaluación son concordantes con los valores de la matriz de correlación (Figura 2), indicando que los índices ARVI, SAVI y OSAVI permiten una mejor estimación de carbono (Figura 3).

La Figura 4 muestra la distribución del contenido de carbono expresa en tonalidades rojizas para áreas con ausencia de biomasa (suelo desnudo, depósitos de agua) y verdosas para áreas con presencia de

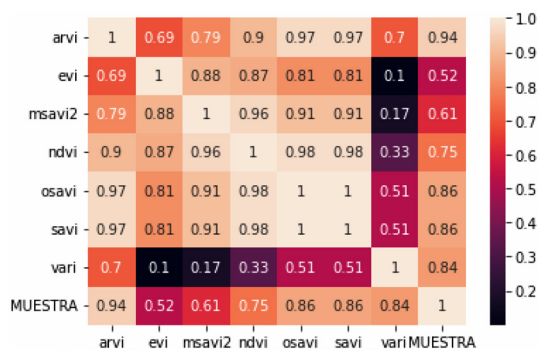


Figura 2. Matriz de correlación.

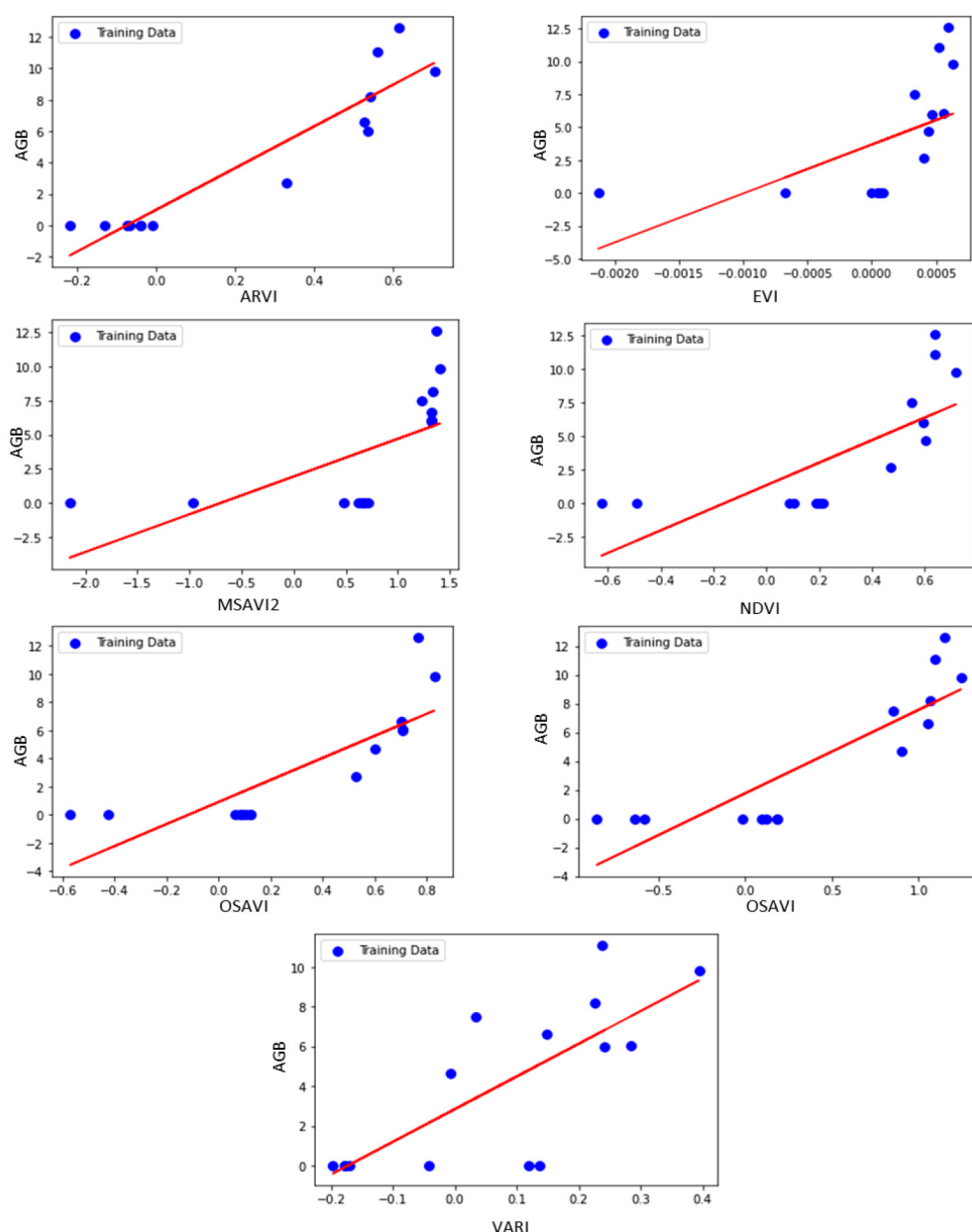


Figura 3. Diagramas índice de Vegetación vs Contenido de carbono.

biomasa. De lo anterior, las áreas de máxima concentración presentan un valor de $10,93 \text{ KgC/m}^2$, identificándose que las concentraciones de carbono son proporcionales a las áreas de mayor densidad de biomasa.

K-vecinos más cercanos (K-NN)

La distribución de carbono es similar al modelo realizado empleando la regresión OLS, la diferencia

radica en la cantidad de carbono estimada por metro cuadrado que pasa de $10,93 \text{ kgC/m}^2$ a $11,80 \text{ kgC/m}^2$ en las zonas de mayor concentración (Figura 5). Al evaluar el modelo este arrojó valores de $R^2 = 0,87$, $RMSE = 1,51$ un $MAE = 1,14$ mostrando un buen ajuste de los datos. En la modelación se observa poca presencia de áreas de alta concentración de carbono y una distribución mayoritaria de valores intermedios.

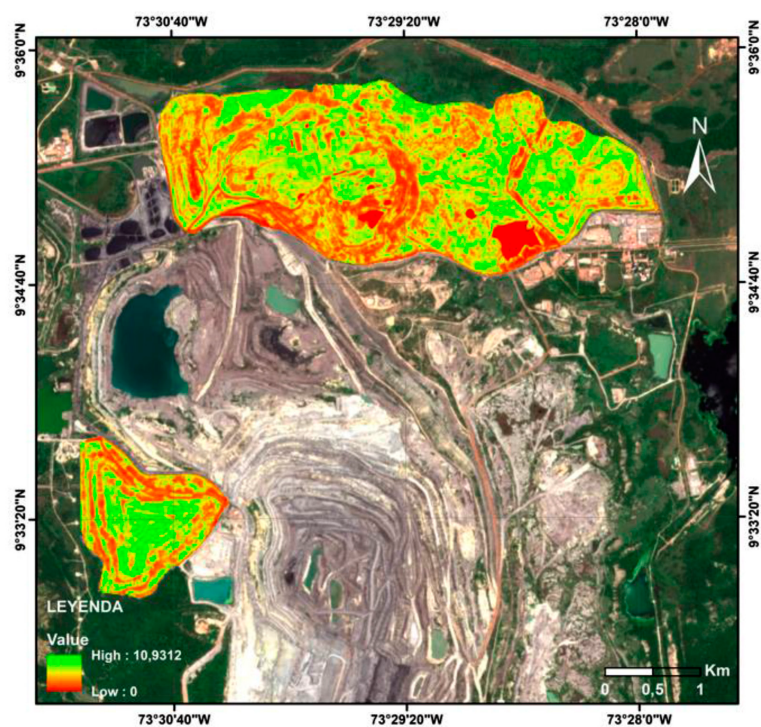


Figura 4. Modelación de carbono OLS.

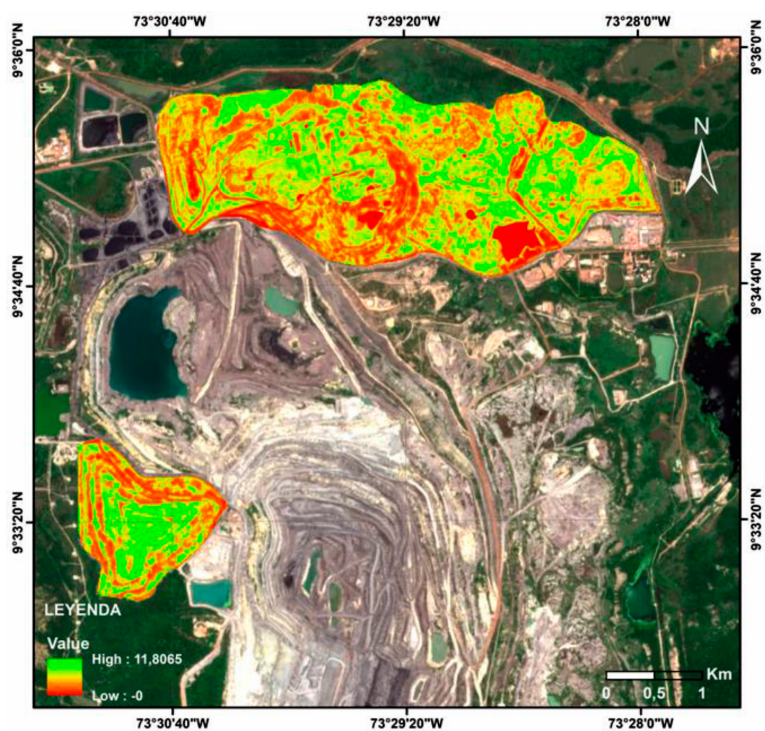


Figura 5. Modelación de carbono KNN.

Máquina vectorial de soporte (SVM)

La Figura 6 presenta la distribución del contenido de carbono estimado, con valor máximo de $14,2801 \text{ kgCm}^2$, presentando valores de $R^2 = 0,90$, $\text{RMSE} = 1,43$ y $\text{MAE} = 0,88$. Se aprecia la estimación de carbono en áreas donde hay presencia de suelo desnudo, lo que puede llevar a una sobreestimación del contenido de carbono. Hay una elevada de presencia de zonas con alto contenido de carbono y en contraste áreas con poca o nula presencia de este.

Random forest (RF)

La Figura 7 se observa la distribución del contenido de carbono estimado, con un valor máximo de $13,04 \text{ kgC/m}^2$. Al evaluar el modelo se observan valores de $R^2 = 0,935$, $\text{RMSE} = 0,78$ y $\text{MAE} = 0,585$ mostrando una alta correlación estadística del contenido de carbono estimados con el MSAVI2. Se diferencian las áreas de suelo desnudo y agua de aquellas que contienen biomasa.

CONCLUSIONES

La especie utilizada para la reforestación en la mina Pribbenow de la empresa Drummond LTDA (Cesar) es el *Andropogon gayanus kunth* (Pasto carimagua), presentando concentraciones con promedios de carbono de 49,83%, contribuyendo con la absorción de emisiones de gases de efecto invernadero en el desarrollo del proyecto minero.

Las adecuadas configuraciones de los parámetros costo, kernel y gamma en el modelo de regresión de máquinas vectoriales de soporte; así mismo, los parámetros K en el modelo de regresión K-vecinos más cercanos y; los parámetros max_depth, max_features, n_estimato y random_state en el modelo de regresión random forest contribuyeron en la mejora para la estimación del carbono contenido en la biomasa.

El modelo generado utilizando la regresión random forest arrojó la mayor correlación estadística de

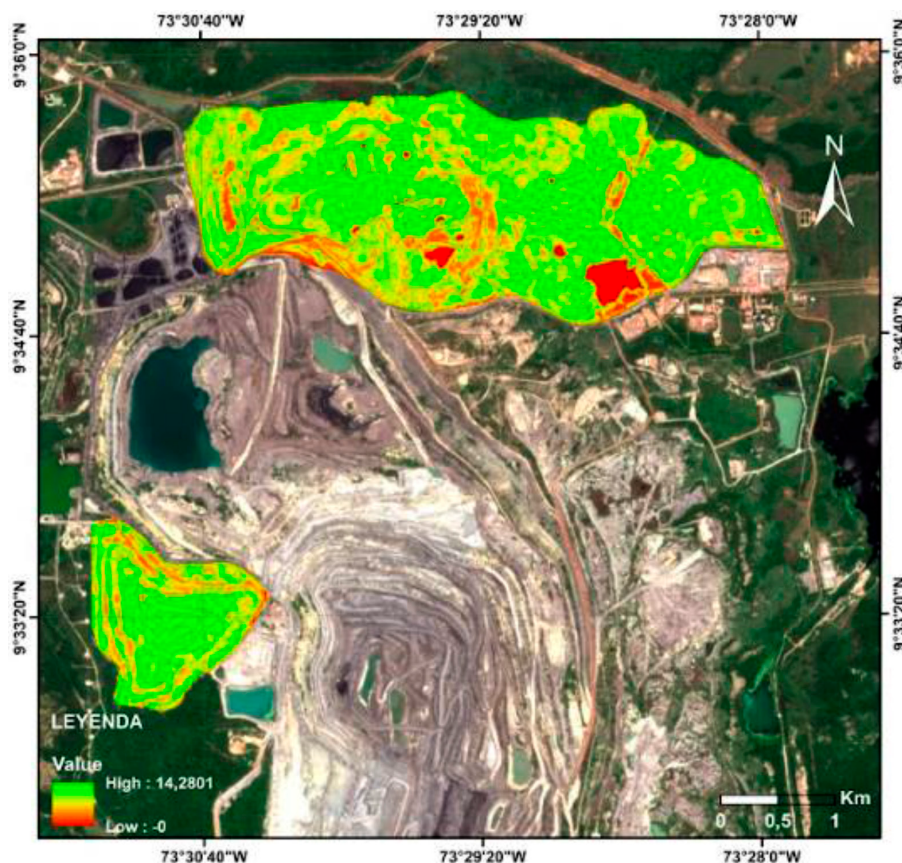


Figura 6. Modelación de carbono SVM.

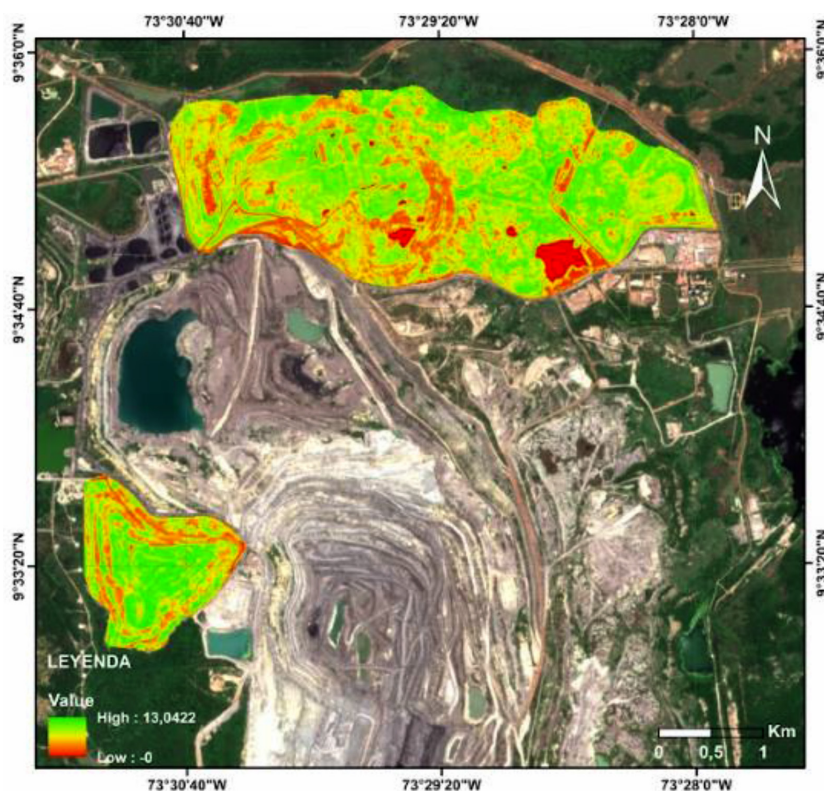


Figura 7. Modelación de carbono RF.

contenido de carbono estimado con el MSAVI2, mostrando un valor de $R^2 = 0,935$, $RMSE = 0,78$ y $MAE = 0,585$, para una concentración máxima de $13,04 \text{ kgC/m}^2$.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresamos agradecimientos a la Fundación Universitaria del Área Andina sede Valledupar y a la empresa Drummond LTDA por todo su apoyo, comprensión y amabilidad en el desarrollo de esta investigación.

REFERENCIAS

- [1] R. Yusta-García, M. Orta-Martínez, P. Mayor, C. González-Crespo, and A. Rosell-Melé, "Water contamination from oil extraction activities in Northern Peruvian Amazonian rivers," *Environ. Pollut.*, vol. 225, pp. 370-380, 2017, doi: 10.1016/j.envpol.2017.02.063.
- [2] G. Damonte, J. Godfrid, and A.P. López, "Mining and urbanization: Ways of generating water insecurity in Andean territories," *Extr. Ind. Soc.*, vol. 8, no. 3, p. 100954, 2021, doi: 10.1016/j.exis.2021.100954.
- [3] D. Aitken, D. Rivera, A. Godoy-Faúndez, and E. Holzapfel, "Water Scarcity and the Impact of the Mining and Agricultural Sectors in Chile," *Sustainability*, vol. 8, no. 2, 2016, doi: 10.3390/su8020128.
- [4] J. Garate-Quispe, R. Canahuire-Robles, O. Surco-Huacachi y G. Alarcón-Aguirre, "Development of forest structure and tree floristic composition on affected gold mined sites in the Peruvian Amazon: 20 years after reforestation," *Rev. Mex. Biodivers.*, vol. 92, pp. 1-17, 2021, doi: 10.22201/IB.20078706E.2021.92.3437.
- [5] Australian Government, Rehabilitación de minas, 2016. [Online]. Available: <https://www.industry.gov.au/sites/default/files/2019-04/lpsdp-mine-rehabilitation-handbook-spanish.pdf>
- [6] Y. Torres-Batista, R. Rodríguez-Córdova y C. Reynaldo-Argüelles, "Propuesta de un

- procedimiento para la rehabilitación minera en explotaciones a cielo abierto”, *Minería y Geología*, vol. 35, no. 1, 2019.
- [7] E. Milián-Milián, M. Ulloa-Carcasés, A. Jornada-Krebs y Y. Rosario-Ferrer, “Procedimiento para la rehabilitación minero-ambiental de yacimientos piríticos polimetálicos cubanos”, *Minería y Geol.*, vol. 28, no. 4, pp. 20-40, 2012.
- [8] J. Marroquín-Castillo *et al.*, “Effect of post-mining restoration of the xerophytic scrub community, in Nuevo León, Mexico”, *Acta Bot. Mex.*, no. 120, pp. 7-20, 2017, doi: 10.21829/abm120.2017.1262.
- [9] H. Meuser, “Rehabilitation of Soils in Mining and Raw Material Extraction Areas BT - Soil Remediation and Rehabilitation: Treatment of Contaminated and Disturbed Land,” H. Meuser, Ed. Dordrecht: Springer Netherlands, 2013, pp. 37-126, doi: 10.1007/978-94-007-5751-6_3.
- [10] Drummond LTDA, “Nuestra historia”, 2023. [En línea]. Disponible: <https://www.drummondltd.com/nuestra-compania/acerca-de-nosotros/nuestra-historia/>
- [11] M. Guimar da Silva, A.R. Costa Muniz, R. Hoffmann, and A.C. Luz Lisboa “Impact of greenhouse gases on surface coal mining in Brazil,” *Journal of Cleaner Production*, no. 193, 2018, pp. 206-216, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.05.076.
- [12] J. Ahirwal and S.K. Maiti, “Assessment of carbon sequestration potential of revegetated coal mine overburden dumps: A chronosequence study from dry tropical climate,” *J. Environ. Manage.*, vol. 201, pp. 369-377, 2017, doi: 10.1016/j.jenvman.2017.07.003.
- [13] E.Á. Dávila and A. Pérez, “Bosques y minería responsable en Antioquia,” *Rev. Ambient. ÉOLO*, vol. 12, no. 17, pp. 1-14, Dec. 2012.
- [14] A.P. Yepes Quintero *et al.*, “Protocolo para la estimación nacional y subnacional de biomasa-carbono en Colombia”, *Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales-IDEAM*, Bogotá D.C., Colombia, 2011.
- [15] H. Fernández Álvarez, G. Álvarez-Narciandi, M. García-Fernández, J. Laviada, Y. Álvarez López, and F. Las-Heras Andrés, “A Portable Electromagnetic System Based on mm-Wave Radars and GNSS-RTK Solutions for 3D Scanning of Large Material Piles,” *Sensors*, vol. 21, no. 3. 2021, doi: 10.3390/s21030757.
- [16] J. Escribano Rodríguez, C. Hernández Díaz-Ambrona y A. Tarquis Alfonso, “Selección de índices de vegetación para la estimación de la producción herbácea en dehesas”, *Pastos*, vol. 44, no. 2, 2014. [En línea]. Disponible: <http://polired.upm.es/index.php/pastos/article/view/3108>
- [17] M. Lareado and J. Gómez, “Valor nutritivo de pastos tropicales. IV pasto car imagua-1 (*Andropogon gayanus*, Kunth) anual v estacional,” *Rev. ICA*, vol. 17, no. 1, pp. 29-36, 1982.
- [18] A. Toosi, F.D. Javan, F. Samadzadegan, S. Mehravar, A. Kurban, and H. Azadi, “Citrus orchard mapping in Juybar, Iran: Analysis of NDVI time series and feature fusion of multi-source satellite imageries,” *Ecol. Inform.*, vol. 70, p. 101733, 2022, doi: 10.1016/J.ECOINF.2022.101733.
- [19] Y.J. Kaufman and D. Tanre, “Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 30, no. 2, pp. 261-270, 1992, doi: 10.1109/36.134076.