ENSAMBLE DE CARTOGRAFÍA GLOBAL DE COBERTURA DE LA TIERRA PARA UNA APROXIMACIÓN NACIONAL

Armando Rodriguez-Montellano[1,3], Rafael M. Ríos Ruiz[2,4], Geraldine A. Mamani Chambi[4] , Eliott M. Castro Magnani[4] , Hernán Figueredo[4], René Cerezo[4]

[1] Fundación Amigos de la Naturaleza, Dirección: km 7 y ½ Doble via la guardia Santa Cruz-Bolivia;
[2] Centro de Investigación en Agua, Energía y Sostenibilidad (CINAES) de la Universidad Católica Boliviana "San Pablo";
[3] Instituto de Investigaciones Socio-Económicas (IISEC) de la Universidad Católica Boliviana "San Pablo", Av. 14 de Septiembre N° 4836, La Paz 3278, Bolivia .
[4] Dirección General de Gestión y Desarrollo Forestal del Ministerio de Medio Ambiente y Agua, Av. 14 de Septiembre, La Paz, Bolivia
arodriguez@fan-bo.org

RESUMEN

El presente trabajo fue desarrollado en base a la plataforma *Google Earth Engine* GEE el cual a través de algoritmos robustos como *Random Forest* y un entrenamiento de muestras, permitieron elaborar un mapa de clasificación de cobertura y uso del suelo. Dicha clasificación quedó sujeta a amplios criterios de interpretación y validación, cuyo producto cartográfico obtenido fue ajustada para la obtención de una clasificación armonizada en relación a la cobertura de la tierra, mediante la combinación de varios productos globales de clasificación, tales como FROM-GLC, ESA LC, ESRI Land Cover y WRI GFW.

La utilización de muestras aleatorias estratificadas, valores estadísticos y una leyenda establecida bajo estándares IPCC permitieron obtener parámetros de comparación los cuales derivaron en la generación de un producto cartográfico mejor ajustado de cobertura y uso de la tierra para el Estado Plurinacional de Bolivia.

Palavras-chave **—** Cobertura y uso del suelo, harmonizado, IPCC, FROM-GLC, ESA LC, ESRI Land Cover y WRI GFW

ABSTRACT

The present work was developed based on the Google Earth Engine GEE platform, using robust algorithms such as Random Forest and sample training, that allowed the development of a land cover and use classification map. The classification was subject to a broad interpretation and validation criteria, whose cartographic product was adjusted to obtain a harmonized land cover classification, by combining several global classification products, such as FROM-GLC, ESA LC, ESRI Land Cover and WRI GFW.

The use of stratified random samples, statistical values and a legend established under IPCC standards allowed us to obtain comparison parameters which resulted in the generation of a better adjusted cartographic product of land coverage and use for the Plurinational State of Bolivia.

Keywords **—** Land Cover and Land Use, harmonized, IPCC, FROM-GLC, ESA LC, ESRI Land Cover y WRI GFW

1. INTRODUCCIÓN

La cartografía de cobertura terrestre es clave para la gestión ambiental, planificación territorial y monitoreo de ecosistemas, beneficiándose del creciente acceso a productos de teledetección que mejoran la caracterización y análisis temporal del suelo. [1][2]. La heterogeneidad de los datos de cobertura terrestre complica su aplicación en estudios nacionales, pero el "ensamblaje" de productos globales puede ser una estrategia para crear modelos más representativos y precisos. Este enfoque integra fuentes diversas, armoniza clases y mejora la fiabilidad de los mapas, adaptándose a patrones locales y ecosistemas específicos. [3][4]. En este trabajo, se propone una metodología para el ensamblaje de cartografía global de cobertura de la tierra orientada a aplicaciones nacionales, con el objetivo de extraer muestras estables y entrenar un modelo de clasificación mediante técnicas de machine learning. La metodología, aplicada a una clasificación armonizada de la cobertura de la tierra en Bolivia, combina varios productos reconocidos internacionalmente, tales como FROM-GLC, ESA LC, ESRI Land Cover y WRI GFW, seleccionados por su aplicabilidad en estudios de dinámica de la cobertura de la tierra y su capacidad para capturar variaciones temporales y espaciales con alta precisión. Además, se calcula la desviación estándar entre productos y se valida mediante un muestreo aleatorio, aumentando así la fiabilidad del mapa generado. En particular, se empleó el modelo *Random Forest* implementado en la plataforma *Google Earth Engine* (GEE) [5] para evaluar su desempeño en la clasificación de coberturas de suelo a escala nacional, con un muestreo

estratificado aleatorio y buenas prácticas de validación [6]. La integración de estos productos en GEE permite procesar grandes volúmenes de datos y facilita la armonización de clases de cobertura, lo cual es esencial para obtener una representación robusta y comparativa de la realidad territorial. Este enfoque ofrece un producto cartográfico con una precisión adecuada para su uso en políticas públicas, planificación del uso de suelo y estudios ambientales de gran escala. El objetivo principal de este estudio es desarrollar un mapa armonizado de cobertura terrestre para el territorio boliviano, optimizado para actividades de Monitoreo, Reporte y Verificación (MRV) en un período corto de tiempo. Este mapa permitirá visualizar y analizar los cambios en el uso de la tierra de manera eficiente. Además, con base en los resultados iniciales, se planean implementar mejoras en el proceso de recopilación de puntos de entrenamiento, reduciendo el tiempo requerido sin comprometer la precisión del mapa. Estas mejoras estarán orientadas a incrementar el desempeño del modelo mediante evaluaciones rigurosas de exactitud.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

La metodología utilizada para desarrollar una clasificación armonizada de la cobertura terrestre fue implementada en la plataforma *Google Earth Engine* (GEE). Esta plataforma permite el procesamiento eficiente de grandes volúmenes de datos y facilita el acceso a productos de clasificación ampliamente reconocidos. La metodología se organizó en cinco etapas fundamentales para asegurar una clasificación robusta e integradora de las distintas fuentes de datos. A continuación, se describe cada etapa en detalle:

Para lograr una representación precisa y detallada de las clases de cobertura terrestre, se seleccionaron cuatro productos de clasificación: FROM-GLC [7], ESA CCI-LC [8], ESRI Land Cover [9] y WRI GFW [10]. FROM-GLC [11] proporciona datos de alta resolución, ideales para estudios detallados de dinámica de cambios y conservación; ESA CCI-LC permite monitorear cambios anuales en el uso de la tierra con coherencia temporal global; ESRI Land Cover, mediante inteligencia artificial, ofrece clasificaciones actualizadas y precisas en ocho tipos de cobertura; y WRI GFW se especializa en la cobertura forestal, siendo valioso para el monitoreo ambiental y la evaluación de los impactos humanos en los bosques. La selección de estos productos garantiza una clasificación final robusta al integrar diversas perspectivas de cobertura terrestre.

Armonización de Clases de Cobertura Terrestre

Dado que cada producto de clasificación utiliza su propio sistema de categorías, se implementó un proceso de armonización para hacer comparables sus clases de cobertura terrestre. Este proceso consistió en reasignar y consolidar las clases de cada producto en seis categorías principales, basadas en las directrices estandarizadas del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático [11]. Las seis clases son: **Bosque**: Incluye todas las áreas forestales, tanto naturales como plantaciones. **Pastizal**: Representa áreas de vegetación herbácea y praderas, típicas en zonas semiáridas y de pastoreo. **Cultivo**: Agrupa áreas de uso agrícola, incluyendo cultivos anuales y permanentes. **Humedales**: Comprende zonas con agua dulce o salada y vegetación característica de áreas húmedas. **Asentamientos**: Abarca áreas urbanas y otras zonas de ocupación humana. **Otras tierras**: Incluye áreas sin vegetación o con formaciones naturales no cubiertas en las categorías anteriores.

Este proceso de armonización fue clave para hacer que los datos de los distintos productos fueran comparables entre sí, facilitando la integración en una sola clasificación de cobertura terrestre. Además, la implementación se guió por el análisis de las Directrices del IPCC, que establece tres niveles de complejidad y escalas geográficas según la importancia de las categorías y la disponibilidad de datos.

Ensamble de Productos Globales

Para consolidar una capa estable de clases armonizadas, se calcularon valores de desviación estándar sobre cada clase en los distintos productos. Solo se seleccionaron aquellas clases que se observaron de manera consistente en todos los productos analizados, asegurando así la estabilidad de las muestras para el entrenamiento del modelo. Una vez identificadas las clases estables, se procedió a extraer muestras para entrenar el modelo random forest, utilizando la plataforma *Google Earth Engine* (GEE). En esta etapa, se asignó un 70% de los puntos de muestreo para el entrenamiento del modelo y se reservó el 30% restante como datos de validación, garantizando una evaluación independiente de la precisión de la clasificación generada. Para evaluar la exactitud de los mapas clasificados y observar los cambios en las coberturas, se empleó un muestreo aleatorio estratificado, con los estratos definidos según las diferentes clases de cobertura del suelo. De acuerdo con las buenas prácticas de evaluación de exactitud [6], se calculó el tamaño de muestra óptimo usando la fórmula de Cochran (1977, ecuación 5.25). Esta aproximación permite estimar el número de muestras necesarias en cada estrato para asegurar una representación robusta y una evaluación precisa del modelo.

$$n = \frac{\left(\sum W_i S_i\right)^2}{\left[S\left(\hat{O}\right)\right]^2 + (1/N)\sum W_i S_i^2} \approx \left(\frac{\sum W_i S_i}{S\left(\hat{O}\right)}\right)^2 \quad \textbf{(1)}$$

Olofsson et al. 2014

Donde: *n*= número total de muestras; *S (0)*= error estándar de la exactitud general estimada; *Wi* = es la proporción mapeada del área de la clase *i ; Si* = desviación estándar del estrato *i* .Para la interpretación se realizó por subparcelas,

que pertenecen a una parcela. Cada parcela tiene una dimensión de 150 x 150 m, y cada subparcela tiene es de 30 x 30 m, asimismo cada parcela tiene un ID único, y sigue la siguiente numeración del 1 al 5, empezando desde la subparcela inferior derecha. Considerando cada subparcela como muestra. Fueron evaluados por tres intérpretes independientes para generar la "Verdad de campo" que es insumo para las evaluaciones de exactitud.

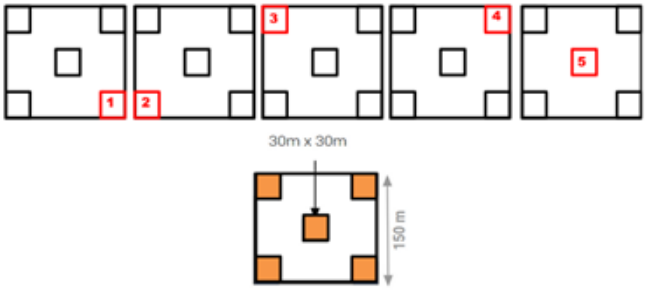


Figura 1: Parcelas y subparcelas (dimensión y tamaño)

Estas parcelas aleatorias serán esenciales para determinar y comparar las diferentes clases y estimar un valor de exactitud para cada producto ya que debido a su resolución que nos determina mejor las características del suelo.

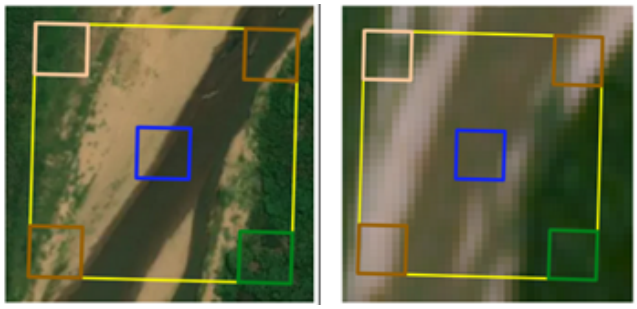


Figura 2: Clasificación de las Parcelas de muestreo aleatorio (izq. Google Earth; der. Planet)

4. DISCUSIÓN

Los análisis y estudios referentes a la cobertura y uso del suelo actualmente son resultados de distintos tipos de metodologías que establecen diferentes herramientas y clasificaciones, cada una de ellas se enfocan en aspectos que los autores consideran importante, por lo que los resultados son similares pero diferentes, es en este sentido que si bien se puede acceder a productos globales, al momento de realizar estudios a nivel nacional, es recomendable realizar análisis que permitan tener resultados más específicos. Sin embargo, estos productos globales dan directrices y resultados preliminares sobre la cobertura y uso del suelo que en este caso fueron empleados como información base para poder obtener un producto local en una primera instancia a partir de la armonización de las diferentes clases de los productos de FROM-GLC, ESA CCI-LC, ESRI Land Cover y WRI GFW.

3. RESULTADOS

En un período de tres meses, se generaron resultados históricos de cobertura terrestre para el período 2016-2021, revelando patrones consistentes de cambios en el uso del suelo y la cobertura vegetal (figura 3). Estos resultados alcanzaron niveles de exactitud superiores al 75%, destacándose por su capacidad para capturar tendencias significativas y dinámicas espaciales clave en los ecosistemas. La alta exactitud alcanzada válida la robustez de la metodología aplicada. Este primer producto permitió establecer referencias confiables ante la Convención Marco y ha sido la base para mejorar progresivamente las clasificaciones de las seis clases de cobertura definidas, consolidando así la metodología. Cada paso de este proceso ha sido documentado en protocolos específicos, los cuales se publicarán de forma abierta para facilitar su uso como insumo en los primeros niveles de exploración de otros países interesados en aplicar esta metodología.

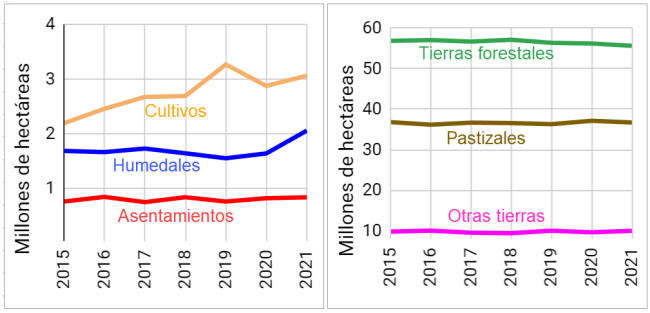


Figura 3: Superficie detectada a partir de clasificaciones anuales

Los resultados de la validación indican que el producto derivado del ensamblaje en las dos corridas, con mejoras en la interpretación de muestras, presenta valores de exactitud superiores a los de los productos globales. Sin embargo, se observan deficiencias en la clase de asentamientos, posiblemente debido a la insuficiente cantidad de muestras disponibles. Por otro lado, la detección de la clase cultivos resulta más compleja debido a la estacionalidad variable entre tipos de cultivo, una característica que no se refleja completamente en las imágenes sintéticas que resumen el periodo de un año (figura 4).

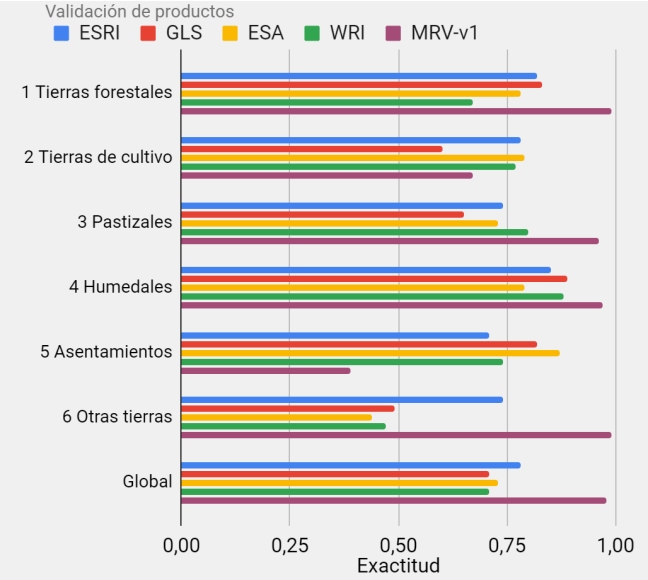


Figura 4. Valores de exactitud global de productos globales vs. clasificación MRV

5. CONCLUSIONES

La metodología presentada para el ensamblaje de cartografía global de cobertura terrestre proporciona una solución efectiva para generar primeras versiones de mapas de uso y cobertura del suelo en un contexto nacional. Al emplear un enfoque armonizado y accesible a través de plataformas como *Google Earth Engine,* este proceso facilita la visualización y el análisis de cambios en el uso de la tierra de forma rápida, lo que es especialmente útil en aplicaciones de Monitoreo, Reporte y Verificación (MRV) donde los tiempos de respuesta son críticos.

Recomendamos esta metodología como un punto de partida sólido para proyectos de monitoreo de cobertura terrestre en contextos nacionales, ya que permite obtener un producto inicial que, aunque puede requerir ajustes y refinamientos, proporciona información valiosa y útil en poco tiempo. Las primeras versiones generadas mediante esta técnica no solo brindan un mapa inicial de alta calidad, sino que también identifican áreas de mejora que pueden optimizarse en versiones sucesivas.

Asimismo, sugerimos la implementación de ajustes iterativos orientados a reducir el tiempo de recopilación y procesamiento de datos sin sacrificar la precisión del modelo. La incorporación de algoritmos de machine learning, como *Random Forest,* en combinación con procesos de validación cuidadosos, permite mantener altos estándares de exactitud en los resultados. Esta metodología presenta un equilibrio entre eficiencia y precisión, y se posiciona como una alternativa escalable para el monitoreo de cambios de uso del suelo, ofreciendo potencial para adaptar los procesos y alcanzar valores más altos de exactitud en futuras iteraciones.

8. REFERENCIAS

[1] Hansen, M. C., et al. (2013). "High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change." *Science*, 342(6160), 850-853.

[2] Gong, P., et al. (2019). "Annual maps of global land cover derived from MODIS satellite data." *International Journal of Remote Sensing*, 40(4), 1120-1130.

[3] Xiong, J., et al. (2017). "Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing." *Remote Sensing*, 9(10), 1065.

[4] Friedl, M. A., et al. (2010). "MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets." *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 168-182.

[5] Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., et al. (2017). "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone." *Remote Sensing of Environment*, 202, 18-27.

[6] Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. Remote sensing of Environment, 148, 42-57.

[7] Zanaga, D., Van De Kerchove, R., De Keersmaecker, W., Souverijns, N., Brockmann, C., Quast, R., Wevers, J., Grosu, A., Paccini, A., Vergnaud, S., Cartus, O., Santoro, M., Fritz, S., Georgieva, I., Lesiv, M., Carter, S., Herold, M., Li, Linlin, Tsendbazar, N.E., Ramoino, F., Arino, O., 2021. ESA WorldCover 10 m 2020 v100.

[8] Karra, Kontgis, et al. "Global land use/land cover with Sentinel-2 and deep learning."IGARSS 2021-2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2021.

[9] Chen, S., Wang, J., & Gong, P. (2023). ROBOT: A spatiotemporal fusion model toward seamless data cube for global remote sensing applications.Remote Sensing of Environment, 294, 113616. https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113616

[10] Brown, C., MacCarthy, J., Potapov, P., Barker, B., Khan, A., Krylov, A., ... & Hansen, M. C. (2022). *Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping*. Scientific Data, 9, 251. Disponible en: https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4.

[11] Zhang, X., Liu, L., Chen, X., Gao, Y., Xie, S., & Mi, J. (2020). GLC_FCS30: Global land-cover product with fine classification system at 30 m using time-series Landsat imagery. Earth System Science Data Discussions, 2020, 1-31.

[12] Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC). (2006). Directrices 2006 del IPCC para los inventarios nacionales de gases de efecto invernadero. Volumen 4: Agricultura, silvicultura y otros usos de la tierra (AFOLU). IPCC.