

CLÁUSULA DE CESIÓN DE DERECHO DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO DIGITAL INSTITUCIONAL

El que suscribe, CASTRO LEMA JOHN ISRAEL, en calidad de autor del siguiente trabajo escrito titulado ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE IMÁGENES SENTINEL-2 PARA LA COBERTURA VEGETAL DE LA ZONA ANDINA DE LA PROVINCIA DE EL ORO, ECUADOR, otorga a la Universidad Técnica de Machala, de forma gratuita y no exclusiva, los derechos de reproducción, distribución y comunicación pública de la obra, que constituye un trabajo de autoría propia, sobre la cual tiene potestad para otorgar los derechos contenidos en esta licencia.

El autor declara que el contenido que se publicará es de carácter académico y se enmarca en las disposiciones definidas por la Universidad Técnica de Machala.

Se autoriza a transformar la obra, únicamente cuando sea necesario, y a realizar las adaptaciones pertinentes para permitir su preservación, distribución y publicación en el Repositorio Digital Institucional de la Universidad Técnica de Machala.

El autor como garante de la autoría de la obra y en relación a la misma, declara que la universidad se encuentra libre de todo tipo de responsabilidad sobre el contenido de la obra y que asume la responsabilidad frente a cualquier reclamo o demanda por parte de terceros de manera exclusiva.

Aceptando esta licencia, se cede a la Universidad Técnica de Machala el derecho exclusivo de archivar, reproducir, convertir, comunicar y/o distribuir la obra mundialmente en formato electrónico y digital a través de su Repositorio Digital Institucional, siempre y cuando no se lo haga para obtener beneficio económico.

Machala, 24 de septiembre de 2021



CASTRO LEMA JOHN ISRAEL
0706968195

INTRODUCCIÓN

En la evaluación de cambios en los ecosistemas, el uso del suelo (US) y la cobertura vegetal (CV) son indicadores muy importantes que permiten estimar las modificaciones ambientales, como lo es la pérdida de biodiversidad, degradación del suelo, estabilidad ambiental, entre otros procesos biofísicos, estrechamente vinculados con el impacto ambiental, estos efectos negativos implican alteraciones tanto en los recursos naturales como socioeconómicas. Sin embargo, la estimación oportuna de los cambios de CV y US, permite la formulación de una serie de planes estratégicos para la gestión y conservación ambiental (Yu et al., 2016).

La intervención de las actividades antropogénicas y el cambio climático, son factores que a nivel mundial han sido considerados como principales componentes en el desbalance ambiental; la actividad agrícola ha expandido el territorio para la producción, que ha provocado un impacto negativo en los hábitats terrestres y acuáticos, el aumento de la desertificación, un cambio significativo en los recursos hídricos, entre otras consecuencias que alteran la compleja e intrínseca relación suelo-agua-planta; en un escenario crítico (deforestación) la temperatura superficial aumenta al igual que el albedo, disminuye la tasa de evapotranspiración que provoca una disminución en la humedad y reciclaje de las lluvias (Zhou et al., 2017).

En Ecuador, existe una gran diversidad de ecosistemas, que lo convierte en uno de los países más megadiversos a nivel global, esto debido a la presencia de la cordillera de los Andes (barrera natural que bloquea los vientos) que da origen a diferentes tipos de climas y pisos altitudinales, y definen la diversidad de la vegetación (Bravo-Velásquez, 2014). La zona de planificación 7 (ZP7) (conformada por las provincias de Loja, El Oro y Zamora Chinchipe), es una de las regiones con alta variabilidad y diversidad biológica, que resalta los diferentes ecosistemas desde las costas del Océano Pacífico hasta la selva amazónica (Aguirre et al., 2015).

En los últimos años se ha impulsado proyectos, a escala local, nacional e internacional, orientados a la actualización de información confiable acerca de la CV y US (Borràs et al., 2017). Por esta razón, los estudios han sumado constantemente los avances tecnológicos fundamentado en la necesidad de contar con información continua y de buena resolución espacio-temporal; la adquisición y uso de diferentes productos satelitales fortalecen las estrategias de gestión del territorio (Topaloğlu et al., 2016; Borràs et al., 2017).

Entre las imágenes más utilizadas en las investigaciones de cambio de CV y US destacan: Landsat que es un programa de la Administración Nacional de Aeronáutica y el Espacio (NASA, por sus siglas en inglés); y, Sentinel-2 (S-2) que es desarrollado por la Agencia Espacial Europea (ESA, por sus siglas en inglés) que pertenece al programa Copernicus; ambos productos están disponibles en plataformas digitales con versiones actualizadas de sensores, OLI (Operational Land Imager) para Landsat 8 y MSI (MultiSpectral Instrument) para S-2 (Sekertekin et al., 2017; Claverie et al., 2018). Landsat y Sentinel difieren en la resolución espacial, 30 m y 10 m, respectivamente. Topaloğlu et al. (2016) evaluaron la precisión de Landsat 8 y S-2 en la clasificación de CV y US; por medio de la clasificación supervisada de máxima verosimilitud (MLC, por sus siglas en inglés) y Máquina de Vector de Soporte (SVM, por sus siglas en inglés), donde S-2 fue resamplado a 30 m; entre los resultados destaca la precisión en la clasificación sobre Landsat 8 tanto para el método de MLC (76,40%) como para SVM (84,17%); además, mencionan que S-2 no pierde la eficiencia de sus datos con el resamplado.

En Ecuador, Haro-Carrión & Southworth (2018) realizaron un análisis multitemporal donde utilizaron imágenes Landsat 5 (Thematic mapper [TM]), Landsat 7 (Enhanced Thematic Mapper [ETM+]) y Landsat 8 (OLI), con el objetivo de identificar los cambios de cobertura forestal en un bosque tropical seco de la costa ecuatoriana en el periodo 1990-2015, con el uso de random forest como clasificación supervisada, donde se determinó que en 25 años se ha perdido alrededor del 50% del bosque presente en 1990.

Un estudio realizado en la región sur-andina del Ecuador, analiza los cambios de CV y US derivado de imágenes Landsat de los sensores TM, ETM+ y OLI para los años 1989, 2001 y 2013-2016, respectivamente, adquiridas en el periodo seco; mediante la clasificación SVM lograron determinar que las 2 clases más importantes (bosque montano y vegetación de páramo) no presentaron

cambios en el periodo 1989-2016; además, mencionan que entre 1989 y 2001 los incendios y la expansión ganadera fueron temas de preocupación, aun así, no alteraron significativamente la composición de las coberturas (López et al., 2020).

Landsat es el programa más utilizado en los estudios acerca del comportamiento de la CV y US en Ecuador. Sin embargo, S-2 ha demostrado superioridad en estudios realizados en otras latitudes con menor presencia de nubosidad, dado que puede generar mayor confiabilidad en los análisis de CV y US por su resolución espacial y temporal. Por tanto, el objetivo del presente trabajo fue analizar los cambios de la cobertura vegetal en el periodo 2017-2020, usando imágenes Sentinel-2 en la zona andina de la provincia de El Oro, Ecuador.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El área de estudio es la zona andina de la provincia de El Oro (ZAEO), la provincia forma parte de la ZP7 en la región sur del Ecuador (Figura 1). El Oro tiene una superficie aproximada de 5879 km² formada por catorce cantones, abarcan parte de la región costa, sierra e insular; limita al norte con las provincias del Guayas y Azuay, al sur y al este con Loja y al oeste con el Océano Pacífico, sus principales fuentes de ingresos son: la agricultura (cultivo de banano y cacao), la pesca, el turismo y la minería (Emilio & Suárez, 2017).

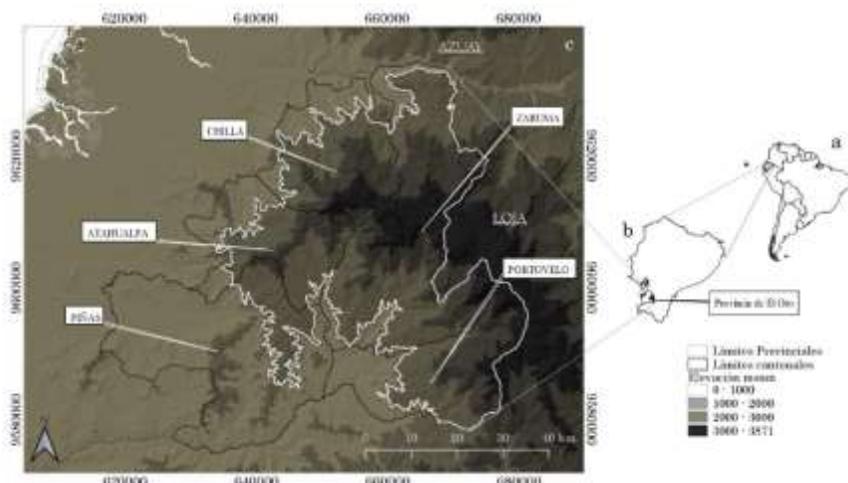


Figura 1. Ubicación de la ZAEO, (a) Ubicación del Ecuador en el sur de América, (b) Ubicación de la provincia de El Oro en el Ecuador, (c) Ubicación de la ZAEO. Se denota el área de estudio delimitado con línea de color blanco.

La ZAEO está formada por los cantones Piñas, Zaruma, Atahualpa, Chilla y Portovelo, esta zona se caracteriza por albergar una alta variedad de ecosistemas ubicados en un rango altitudinal de 1100 a 3900 msnm en el cual se encuentran los bosques montanos bajos posicionados en el sur de las estribaciones occidentales en la cordillera de los Andes hasta los bosques montanos altos y páramos, predominando el clima frío y húmedo; la ZAEO se ve amenazada por factores antropogénicos de alta importancia (avance de la frontera agrícola y la minería) (Soares, 2015).

Las formación de nubes en toda la zona Ecuatoriana es muy frecuente, esto sucede ya que el país se encuentra en la Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT), teniendo como efecto una reducción considerable de horas sol (Mestanza-Ramón et al., 2020). Asimismo, Cobos et al. (2021) mencionan una fuerte presencia de nubes por debajo de los 900 msnm, mientras que en la zona andina la nubosidad es parcial. Por tanto, el área de estudio se delimitó entre los 900 a 3900 msnm.

Adquisición de imágenes satelitales y cartografía.

Se utilizó una imagen de modelo digital de elevación (DEM, por sus siglas en inglés) disponibles en la colección Aster con una resolución 30 m; se generaron curvas de nivel cada 100 metros para la

identificación y delimitación del área de estudio dentro del rango de elevación de los 900 a 3900 msnm, como se menciona en acápite anterior; con este rango de elevación, se minimizó la incidencia de nubes, considerada una fuerte limitante en el uso de imágenes de satélite para diversas investigaciones (Cobos et al., 2021).

Las imágenes usadas en la investigación fueron adquiridas desde S-2, misión que ofrece información cuasi-actual en un intervalo de 5 días, gracias a la constelación de sus satélites (A y B), y a su resolución espacial media-alta (Borràs et al., 2017). Se adquirieron 2 imágenes del nivel 1C, que corresponden a las fechas 18-11-2017 y 04-08-2020, estas imágenes están compuestas por 13 bandas espectrales con una resolución radiométrica de 12 bits y una resolución espacial específica para cada banda, es decir, resolución de 10 m para las bandas 2, 3, 4 y 8; resolución de 20m para las 5, 6, 7, 8, 11 y 12; y resolución de 60 m para las bandas 1, 9 y 10. Para la búsqueda de las imágenes se consideró el criterio de nubosidad, se aplicó un filtro de <35% de nubes en toda la escena y así obtener productos satelitales dentro del periodo seco en las dos fechas de estudio.

Se utilizó el mapa temático del CV y US del 2016 propuesto por el Ministerio del Ambiente del Ecuador (MAE), se manejó la categoría de nivel 1 como referencia para las áreas de entrenamiento, donde las clases de cobertura son: bosque (BO), cuerpos de agua (CA), otras tierras (OT), tierra agropecuaria (TA), vegetación arbustiva y herbácea (VAH) y zona antrópica (ZA).

Procesamiento de imágenes Sentinel-2

Para el análisis multitemporal de S-2, se utilizó la clasificación supervisada de máxima verosimilitud (MLC), clasificador que se basa en que un píxel pertenezca a una clase particular (Mohajane et al., 2018), utilizando un algoritmo fundamentado en la ecuación bayesiana

$$D = \ln(ac) - [0.5 \ln(|Covc|)] - [0.5(X - Mc)^T (Covc - 1) (X - Mc)]$$

donde D es la distancia ponderada (probabilidad); c es una clase particular; X es el vector de medición del píxel candidato; Mc es el vector medio de la muestra de clase c ; ac es el porcentaje de probabilidad de que cualquier píxel candidato sea miembro de la clase c (el valor predeterminado es 1.0 o se ingresa a partir del conocimiento *a priori*); $Covc$ es la matriz de covarianza de los píxeles en la muestra de la clase c ; $|Covc|$ es el determinante de $Covc$ (álgebra matricial); $Covc - 1$ es el inverso de $Covc$ (álgebra matricial), \ln es la función logaritmo natural; y T es la función de transposición (álgebra matricial).

Se utilizó el plugin de la Clasificación Semi-Automática (SCP, por sus siglas en inglés), ubicado en el entorno de QGIS. Se contrastó la cartografía temática propuesta por el MAE del 2016, con fines de exploración visual, tanto para la imagen del 2017 como para el 2020, se manejó la combinación de bandas espectrales (9, 8 y 4), esta combinación se denomina como análisis de la vegetación (AV) (Figura 2), que permitió la comparación visual previa a la clasificación supervisada. Donde se pudo determinar que dos clases propuestas por el MAE (CA Y OT) no se encontraron dentro del área de estudio.

La clasificación MLC se realizó en dos etapas; la primera etapa consistió en el entrenamiento de las regiones de interés, donde se realizó 16 polígonos (ROI) para cada una de las 4 clases (BO, TA, VAH Y ZA) que fueron posibles identificar. A las imágenes se le aplicó una extracción por máscara, con el fin de maximizar el tiempo computacional y minimizar las zonas de nubosidad, por consiguiente, eliminar sesgo en los resultados de la clasificación. Para la validación, la cual corresponde a la segunda etapa, se trabajó con un algoritmo que integra valores o píxeles de forma aleatoria, para lo cual se elaboraron 120 píxeles con un nivel de confianza del 95% denominándose como matriz de confusión, facilitando el proceso del cálculo de la precisión general (Pg) y el índice Kappa (K).

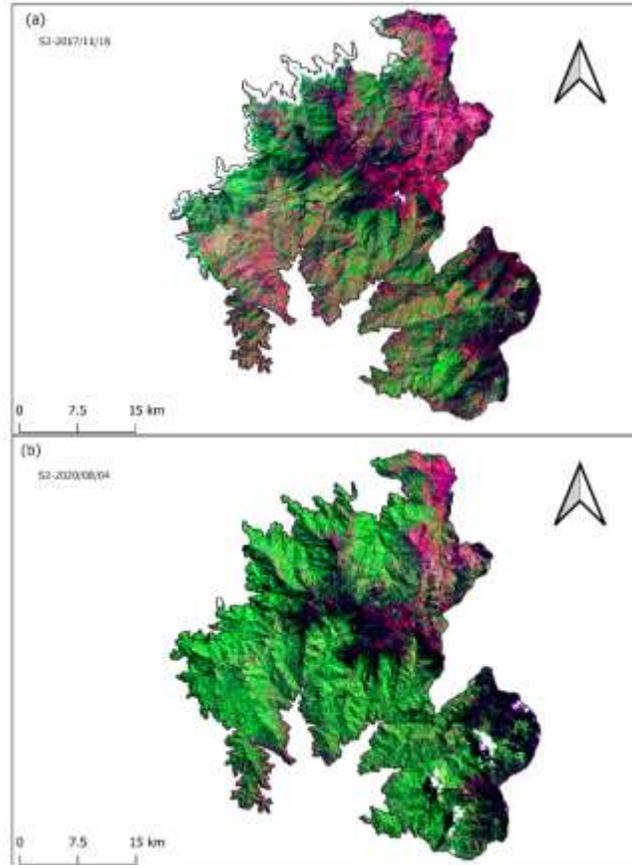


Figura 2. Composición de bandas 9,8 y 4 (análisis de vegetación [AV]) en S-2, (a) AV en la fecha 18-11-2017; (b) AV en la fecha 04-08-2020.

Validación estadística

La P_g se determinó mediante el uso de la siguiente ecuación, siendo una de las medidas de precisión más utilizadas debido a que clasifica correctamente el porcentaje de píxeles, teniendo en consideración que una clasificación es precisa cuando la P_g se encuentra en un valor de al menos 85% (Brovelli et al., 2015). Donde, q es el número de las clases, n_{ii} son los elementos diagonales y N representa el número total de píxeles que han sido considerados.

$$P_g = (\sum_{i=1}^q n_{ii}) / N$$

También se utilizó el índice Kappa propuesto por Congalton (1991), como se describe en la siguiente ecuación, que evalúa la precisión en la clasificación, donde el resultado se evalúa de acuerdo a una clasificación categórica, recalando que aquellos resultados más cercanos a 1 demuestran una buena concordancia en su clasificación (Borràs et al., 2017). Donde, r es número de filas de matriz de error, N es número total de píxeles, X_{ii} es el número de píxeles en filas i y columnas i , X_{i+} y X_{+i} corresponde a los valores marginales de las filas i y columnas i , respectivamente.

$$k = [N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})] / [N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})]$$

Para determinar la variación de CV y US, se calculó la tasa de cambio (δ), mediante la siguiente ecuación propuesta por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (1996), siendo la medida de porcentaje por el cual estará representada. Donde, SI es la superficie

de la cobertura al inicio del periodo, S_2 es la superficie de la cobertura al final del periodo y n el número de años entre las dos fechas.

$$\delta = [(S_2/S_1)^{(1/n)} - 1] * 100$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Con los resultados de la clasificación MLC, se obtuvieron 2 mapas temáticos con la clasificación en forma categórica, tanto para el 2017 como para el 2020, donde se muestran las clases de nivel 1 propuestas por el MAE. Para cada imagen se elaboró una matriz de confusión, la Tabla 2 corresponde al 2017, y la Tabla 3, se detalla la matriz para el 2020, información necesaria para la validación de la clasificación MLC.

De acuerdo con Borràs et al. (2017), los valores colocados en forma diagonal en la matriz, muestran el número de píxeles reales conjuntamente con los de la clasificación que pueden coincidir por categoría; mientras que los valores restantes en la matriz, son aquellos que se confunden con otras categorías. Los valores de P_g para S-2 en el 2017 fue 0.855 mientras que para el 2020 alcanzó 0.944, entrando en el rango de evaluación precisa propuesto por Brovelli et al. (2015). Estos valores de P_g mostraron similitud con el estudio de Haro-Carrión & Southworth (2018), donde estudió el comportamiento de la CV y US considerando el periodo seco. Por otro lado, los resultados del índice Kappa para el 2017 fue 0.6870, generando cierto grado de incertidumbre, puesto que se encuentra cerca de la media en el rango de confiabilidad establecido por Borràs et al. (2017), esto se puede corroborar en la tabla 2, donde los píxeles de la clase BO se confunden con los píxeles de otras clases, y para el 2020 0.9058, que concuerdan con los resultados del índice expuestos por el MAE (2012).

Tabla 2. Matriz de confusión para S-2, para la fecha 18-11-2017 correspondiente al mapa de clasificación. Se puede apreciar las clases de bosques (BO), tierra agropecuaria (TA), vegetación herbácea y arbustiva (VAH) y zona antrópica (ZA).

Clase	BO	TA	VAH	ZA	Total
BO	24	5	1	0	30
TA	3	26	1	0	30
VAH	4	1	25	0	30
ZA	0	1	0	29	30
Total	31	33	27	29	120

Tabla 3. Matriz de confusión para S-2, en la fecha 04-08-2020 correspondiente al mapa de clasificación. Se puede apreciar las clases de bosques (BO), tierra agropecuaria (TA), vegetación herbácea y arbustiva (VAH) y zona antrópica (ZA).

Clase	BO	TA	VAH	ZA	Total
BO	28	2	0	0	30
TA	0	29	0	1	30
VAH	1	2	27	0	30
ZA	0	5	6	19	30
Total	29	38	33	20	120

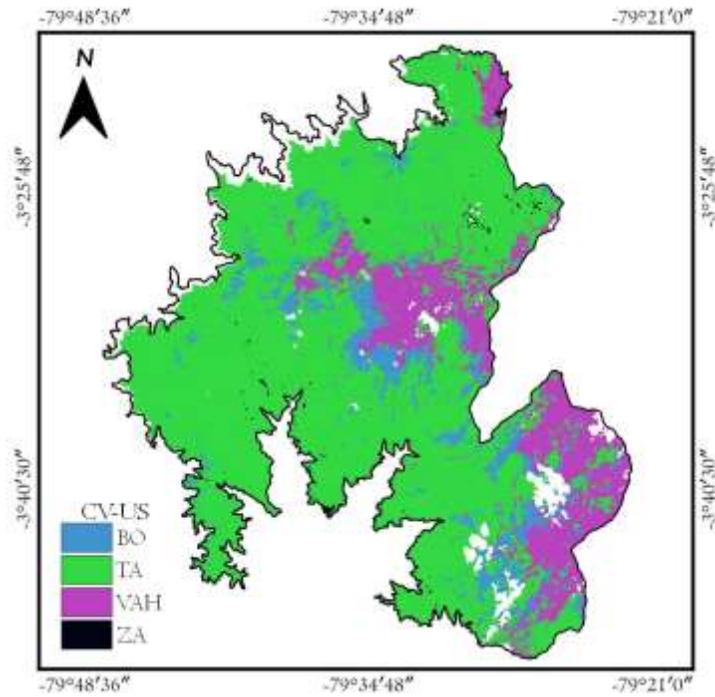


Figura 3. Cobertura vegetal (CV) y uso de suelo (US), con clasificación de nivel 1 de la cartografía del Ministerio del Ambiente del Ecuador, correspondiente a S-2 (fecha: 17-11-2017).

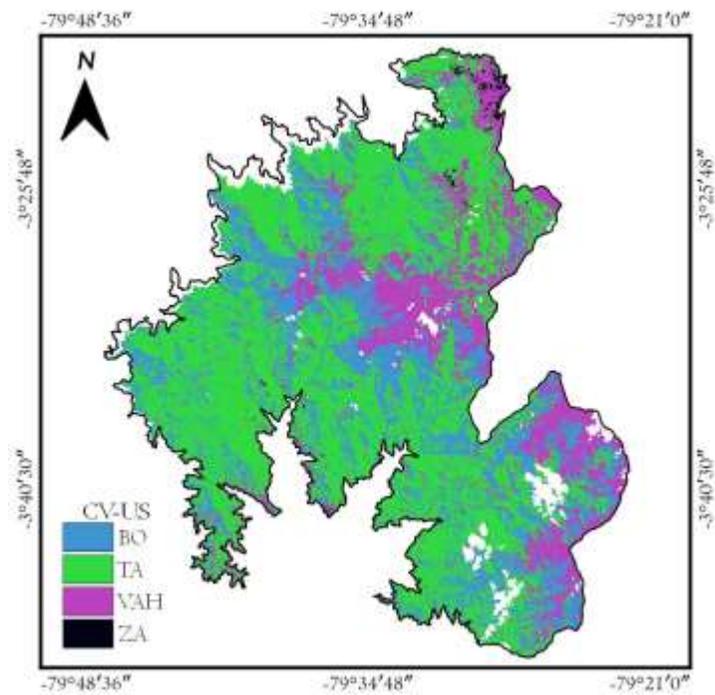


Figura 4 Cobertura vegetal (CV) y uso de suelo (US), con clasificación de nivel 1 de la cartografía del Ministerio del Ambiente del Ecuador, correspondiente a S-2 (fecha: 04-08-2020).

La δ para las clases elaboradas entre el 2017 y 2020, detallada en la Tabla 4, se calcularon a partir de los resultados de la clasificación MLC representadas en mapas temáticos en forma categórica, y la superficie está presentada en unidades de hectáreas (ha).

Tabla 4. Tasa de cambio para las coberturas: bosques (BO), tierra agropecuaria (TA), vegetación herbácea y arbustiva (VAH) y zona antrópica (ZA), que corresponden al periodo 2017-2020.

Clase	Superficie (ha)		δ
	2017	2020	
BO	10547.220	31427.52	43.90
TA	91538.890	68004.41	-9.43
VAH	19985.270	22624.41	4.22
ZA	460.120	604.52	9.52

CONCLUSIONES

Es necesario mencionar que, en el Ecuador, la principal limitante en el uso de imágenes es la fuerte presencia de nubes en la zona de convergencia intertropical. Por lo tanto, la zona de estudio se delimitó entre los 900 a 3900 msnm. La CV y US en la ZAEO ha experimentado cambios considerables desde el 2017 al 2020. Con la clasificación MLC se obtuvo una Pg mínimo de 0.855 y un índice Kappa mínimo de 0.6870. Por último, la tasa de cambio entre el 2017 y 2020, se registraron incrementos en las clases: BO, ZA y VAH, con valores de 43.90%, 9.52% y 4.22%, respectivamente, mientras que TA registró pérdidas del 9.43%. Cabe mencionar, que el índice Kappa obtenido para el 2017 genera un grado de incertidumbre, dado que algunos píxeles de la cobertura BO se distribuyen entre las categorías TA y VAH, es decir la superficie de BO se pudo subestimar y sobreestimar las otras coberturas. Asimismo, el 43.90% de la tasa de cambio que corresponde a BO, puede ser un valor sobreestimado para el periodo de tiempo analizado entre imágenes, se puede atribuir a la confusión de la clasificación de píxeles entre las coberturas BO, TA y VAH del 2017. Se recomienda utilizar otras técnicas de clasificación supervisada de imágenes Sentinel 2 y evaluar entre las misma, para identificar que técnica es la más apropiada para la zona con la finalidad de minimizar el sesgo en futuras investigaciones.

LITERATURA CITADA

- Aguirre, N; Eguiguren, Paúl; Maita, Juan; Coronel, Vanesa; Samaniego, Natalia; Ojeda, Tatiana; Aguirre, Z. (2015). Vulnerabilidad al cambio climático en la Región Sur del Ecuador: Potenciales impactos en los ecosistemas, producción de biomasa y producción hídrica. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Borràs, J., Delegido, J., Pezzola, A., Pereira, M., Morassi, G., & Camps-Valls, G. (2017). Clasificación de usos del suelo a partir de imágenes sentinel-2. *Revista de Teledeteccion, 2017*(48), 55–66. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7133>
- Bravo-Velásquez, E. (2014). La biodiversidad en el Ecuador. In *Igarss 2014, Universidad Politécnica Salesiana* (Issue 1, pp. 1-146.Cap 1, Pag,10,13.).
- Brovelli, M. A., Molinari, M. E., Hussein, E., Chen, J., & Li, R. (2015). The first comprehensive accuracy assessment of global and 30 at a national level: Methodology and results. *Remote Sensing, 7*(4), 4191–4212. <https://doi.org/10.3390/rs70404191>
- Claverie, M., Ju, J., Masek, J. G., Dungan, J. L., Vermote, E. F., Roger, J. C., Skakun, S. V., & Justice, C. (2018). The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sensing of Environment, 219*, 145–161. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.002>
- Cobos Anguisaca, J. D., Luna Romero, Á. E., Barrezueta Unda, S. A., & Jaramillo Aguilar, E. E. (2021). Análisis multi-temporal de cambios de cobertura y uso del suelo: cuenca del río Jubones, Ecuador. *Revista Científica Agroeco-sistemas, 9*(1), 114-121.

- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Emilio Hidalgo, Á., & Suárez Capello, M. (2017). El Oro: perfil provincial y patrimonio. In *Guía de bienes culturales del ECUADOR* (Issue 3, p. 31).
- Haro-Carrión, X., & Southworth, J. (2018). Understanding land cover change in a fragmented forest landscape in a biodiversity hotspot of coastal Ecuador. *Remote Sensing*, 10(12), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs10121980>
- Laurance, W. F., Sayer, J., & Cassman, K. G. (2014). Agricultural expansion and its impacts on tropical nature. *Trends in Ecology and Evolution*, 29(2), 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2013.12.001>
- López, S., López-Sandoval, M. F., Gerique, A., & Salazar, J. (2020). Landscape change in Southern Ecuador: An indicator-based and multi-temporal evaluation of land use and land cover in a mixed-use protected area. *Ecological Indicators*, 115, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106357>
- Mestanza-Ramón, C., Pranzini, E., Anfuso, G., Botero, C. M., Chica-Ruiz, J. A., & Mooser, A. (2020). An Attempt to characterize the “3S” (sea, sun, and sand) parameters: Application to the galapagos islands and continental ecuadorian beaches. *Sustainability (Switzerland)*, 12(8)(3468), 1–19. <https://doi.org/10.3390/SU12083468>
- Ministerio del Ambiente de Ecuador. (2012). Línea base de deforestación del Ecuador continental. [http://sociobos-que.ambiente.gob.ec/files/Folleto mapa-parte1.pdf](http://sociobos-que.ambiente.gob.ec/files/Folleto%20mapa-parte1.pdf)
- Mohajane, M., Essahlaoui, A., Oudija, F., Hafyani, M. El, Hmaidid, A. El, Ouali, A. El, Randazzo, G., & Teodoro, A. C. (2018). Land use/land cover (LULC) using landsat data series (MSS, TM, ETM+ and OLI) in azrou forest, in the central middle atlas of Morocco. *Environments - MDPI*, 5(12), 1–16. <https://doi.org/10.3390/environments5120131>
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (1996). Forest Resources Assessment 1990: Survey of Tropical Forest Cover and Study of change processes (Vol. 130). <http://www.fao.org/3/w0015e/W0015E02.htm>
- Sekertekin, A., Marangoz, A. M., & Akcin, H. (2017). Pixel-based classification analysis of land use land cover using Sentinel-2 and Landsat-8 data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(4), 91–93. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W6-91-2017>
- Soares, A. P. (2015). Anfibios, reptiles y aves de la provincia de El Oro. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- Topaloğlu, R. H., Sertel, E., & Musaoğlu, N. (2016). Assessment of classification accuracies of Sentinel-2 and Landsat-8 data for land cover/use mapping. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 41(B8), 1055–1059. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B8-1055-2016>
- Yu, W., Zhou, W., Qian, Y., & Yan, J. (2016). A new approach for land cover classification and change analysis: Integrating backdating and an object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 177, 37–47. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.030>
- Zhou, W., Li, J., & Yue, T. (2017). Grassland degradation remote sensing monitoring and driving factors quantitative assessment in China from 1982 to 2010. *Ecological Indicators*, 83, 303–313. https://doi.org/10.1007/978-981-32-9382-3_6