

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

El que suscribe, COBOS ANGUISACA JUAN DIEGO, en calidad de autor del siguiente trabajo escrito titulado ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE CAMBIOS DE COBERTURA Y USOS DE SUELO DE LA CUENCA DEL RÍO JUBONES, 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, 27 de abril de 2021



COBOS ANGUISACA JUAN DIEGO
0704772490

ANÁLISIS MULTITEMPORAL DE CAMBIOS DE COBERTURA Y USO DEL SUELO: CUENCA DEL RÍO JUBONES, ECUADOR

MULTI-TEMPORAL ANALYSIS OF LAND COVER AND LAND USE CHANGES: JUBONES RIVER BASIN, ECUADOR.

Cobos-Anguisaca Juan-Diego¹

E-mail: jdcobos_est@utmachala.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9965-9379>

¹ Universidad Técnica de Machala. Ecuador.

Angel Eduardo Luna-Romero^{1,2}

E-mail: aeluna@utmachala.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4311-9445>

¹ Universidad Técnica de Machala. Ecuador.

² Universidad Nacional Agraria La Molina. Perú.

Barrezueta-Unda Salomón Alejandro¹

E-mail: sabarrezueta@utmachala.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4147-9284>

¹ Universidad Técnica de Machala. Ecuador.

Jaramillo Aguilar Edwin Edison¹

E-mail: ejaramillo@utmachala.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8241-9598>

¹ Universidad Técnica de Machala. Ecuador.

RESUMEN

La cuenca del río Jubones (CRJ) cuenta con una diversidad tanto de pisos ecológicos como climáticos; los cambios de cobertura y uso de suelo afectan las actividades que dependen del recurso hídrico. El objetivo fue analizar los cambios producidos en las distintas clases de cobertura y el uso del suelo en la CRJ. Se utilizó imágenes Landsat 5 (TM) y Landsat 8 (OLI-TIRS) para los años 1991 y 2016, respectivamente. La clasificación supervisada se realizó en 6 clases de acuerdo al nivel 1 propuesto en la cartografía temática del Ministerio del Ambiente del Ecuador, con el descarte de píxeles ocupados por nubes. En los mapas temáticos obtenidos de la clasificación, destaca una precisión general mínima del 0,93 y un índice Kappa de 0,90. En la evaluación de cambio de coberturas y uso de suelo se comparó los mapas temáticos en función de las tasas de cambio por clases de cobertura; se registró un aumento en las clases TA (0,76%) y AH (0,62%); y una disminución en BO (-2,05%) y OT (-1.79%). Estos cambios en un periodo de 25 años se pueden atribuir a la fuerte intervención antrópica sobre los recursos naturales.

Palabras claves: uso del suelo, actividades antropogénicas, índice Kappa, Landsat

ABSTRACT

The Jubones river basin (CRJ) has a diversity of both ecological and climatic levels; changes in land cover and use affect activities that depend on water resources. The objective was to analyze the changes produced in the different classes of coverage and occupation of their soils in the CRJ. Landsat 5 (TM) and Landsat 8 (OLI-TIRS) images were used for the years 1991 and 2016, respectively. The supervised classification was carried out in 6 classes according to level 1 proposed in the thematic cartography of the Ministry of the Environment of Ecuador, with the discard of pixels occupied by clouds. In the thematic maps obtained from the classification, a minimum general precision of 0,93 and a Kappa index of 0,90 stand out. In the evaluation of change in coverage and land use, thematic maps were compared based on the rates of change by coverage classes; there was an increase in classes TA (0.76%) and AH (0.62%); and a decrease in BO (-2.05%) and OT (-1.79%). These changes in a period of 25 years can be attributed to the strong anthropic intervention on natural resources.

Key words: land use, anthropogenic activities, Kappa index, Landsat.

INTRODUCCIÓN

La estimación de los cambios de cobertura vegetal (CV) y uso del suelo (US) se consideran un factor importante para iniciar la evaluación de los impactos ambientales y a su vez

desarrollar la gestión del uso de los recursos naturales y la recuperación de ecosistemas degradados (Ruiz et al., 2014). Uno de los principales factores que influyen en dichos cambios es la actividad antropogénica acentuada con el crecimiento de la población, la cual ejerce presión en los bosques principalmente en los nativos y autóctonos (Ruiz et al., 2014). Asimismo la estimación de cambio en la CV y US es de gran importancia en la configuración del paisaje y ha tomado fuerza para la mitigación de los impactos en la degradación y pérdida de los ecosistemas (Miranda et al., 2020).

En la evaluación de cambio de CV y US se ha implementado el uso de tecnologías, por ejemplo la percepción remota, la cual permite una planificación y seguimiento más dinámico en comparación con los procesos convencionales u observaciones de campo, y a la misma vez se han logrado alcanzar resultados positivos al conservar los hábitats naturales, pero aun así el cambio desmedido de la cobertura terrestre sigue siendo un tema de preocupación e investigación (Miranda et al., 2020).

La percepción remota, es una de las fuentes y herramientas fundamentales, para varias asociaciones científicas que trabajan en la adquisición de información multitemporal, así como también en el mapeo y la constante actualización de las características geoespaciales del US y CV y a partir de la estimación de índices espectrales (por ejemplo: Normalized Difference Vegetation Index [NDVI], Soil Adjusted Vegetation Index [SAVI] y clasificaciones supervisadas de imágenes satelitales de la misión espacial Landsat (Abad-Auquilla, 2020); en ambos procesos se utilizan información suministrada por los sensores Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper (ETM+) y Operational Land Imager (OLI).

En los últimos tres siglos, a escala global, se ha evidenciado el cambio de CV y US por efecto de las actividades humanas, en algunos países se reconoce este factor como uno de los principales causas de la degradación ambiental, siendo esto bien documentado; sin embargo, sigue siendo motivo de investigación para analizar y explicar los cambios y sus impactos ecológicos y socioeconómicos (Miranda et al., 2020).

Bajo este contexto, en los últimos cincuenta años la mayoría de estudios efectuados, han utilizado la percepción remota para desarrollar modelos a partir de los fundamentos estadísticos, tales como: regresión lineal escalonada, máquinas de vector de soporte, random forest y k-means, los mismos han llegado a contribuir notablemente en la estimación e identificación de patrones en la CV y US, y, también análisis de tendencias multitemporales (Abad-Auquilla, 2020).

En Ecuador se han experimentado fuertes cambios en la CV y US, debido al avance de la frontera agrícola y un desordenado crecimiento de las áreas urbanas, que ejercen presión sobre los ecosistemas. Por tanto, se han realizado investigaciones; por ejemplo: Sierra (2013) determinó que entre los años de 1990 a 2008 cerca de 19 000 km² de bosques naturales fueron deforestados; donde el 99,4% del área deforestada fue transformada a suelos agrícolas y el porcentaje restante se destina a infraestructura y otros tipos de cobertura.

Estudios regionales, específicamente en la costa ecuatoriana han alcanzado a diferenciar los tipos de bosques y comprender los distintos cambios en su cobertura a partir de la clasificación supervisada y no supervisada aplicada a imágenes satelitales: Landsat 5 (TM), Landsat 7 (ETM+) y Landsat 8 (OLI). Haro-Carrión & Southworth (2018) en su investigación con el uso de imágenes Landsat, mencionan que el bosque tropical seco de la costa central del Ecuador, provincia de Manabí, ha perdido aproximadamente la mitad del área forestal presente en el año de 1990.

Al norte de Ecuador, con el uso de Landsat 7 (ETM+) y la técnica de clasificación supervisada de mínima distancia se estimó que, para el periodo 2002-2012 se evidenciaron cambios de CV en la reserva ecológica Mache-Chindul, como la ampliación de la frontera agrícola y una explotación desmedida sobre los bosque naturales (Muñoz et al., 2016). Por otro lado, la cuenca del río Jubones (CRJ) registra un debilitamiento en los mecanismos autorreguladores como efecto de la progresiva presión antrópica sobre los ecosistemas (Ochoa, 2013).

La CRJ desde el ecosistema de páramo, suministra alrededor del 60% de agua a 312 000 habitantes de la cuenca (Ochoa, 2013). Además, la diversidad de pisos ecológicos y condiciones climáticas idóneas, permiten el desarrollo del sector agrícola con diversidad de cultivos y frutas tropicales (Hasan & Wyseure, 2018). Por esta razón el objetivo de esta investigación fue analizar los cambios producidos en las distintas clases de cobertura y el uso del suelo en la CRJ.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

La CRJ se ubica al sur-occidente del territorio ecuatoriano, entre las latitudes 3° 4'S a 3° 44'S y las longitudes 78° 57'O a 80° 1'O. Además, se encuentra integrada por las provincias de Azuay, El Oro y Loja (Figura 1). La superficie de la cuenca es de aproximadamente 4 353,96 km² y su red de drenaje se origina desde la región andina (4 127 msnm) y desemboca en el océano Pacífico (Hasan & Wyseure, 2018). Las estribaciones de la cordillera central y occidental de los Andes influyen sobre la CRJ en la diversidad y variabilidad de climas (Hasan & Wyseure, 2018).

Debido a que el Ecuador se encuentra en la Zona de Convergencia Intertropical (ITCZ, por sus siglas en inglés), las formaciones de nubes son muy frecuentes (Mestanza-Ramón et al., 2020), asimismo los bancos de nubes densas ocurren en diferentes elevaciones a lo largo de la CRJ con una frecuencia diaria (Hasan & Wyseure, 2018). Bajo este contexto el área de estudio se delimitó entre los rangos de 900-2 500 msnm, debido a la alta incidencia de nubosidad tanto de la región costera como la alto-andina.

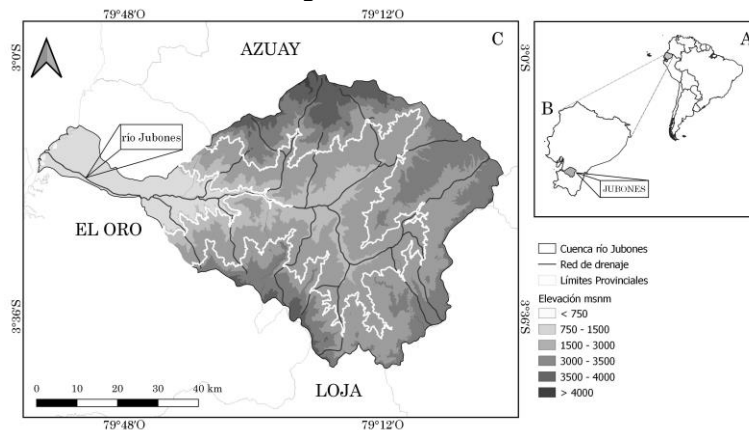


Figura 1. Ubicación de la cuenca del río Jubones (CRJ), A) Ubicación del Ecuador en Sudamérica, B) Ubicación de la CRJ en el Ecuador, C) Ubicación de la CRJ en las provincias de Azuay, El Oro y Loja. Se denotan la red de drenaje y área de estudio con línea de color blanco.

Imágenes satelitales

La adquisición de imágenes fue a través del portal Earth Explorer del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés), el mismo que cuenta con una extensa colección de datos, entre ellas las imágenes satelitales de Landsat. Las imágenes descargadas corresponden al nivel 1 y la ubicación del path 10 y row 62. Para la búsqueda de imágenes se consideró el efecto de la ITCZ y su influencia en la nubosidad (Mestanza-Ramón et al., 2020); por tanto, se asumió el criterio de la estacionalidad de las lluvias de la región litoral, aplicando un filtro para el periodo seco (junio a noviembre) y nubosidad menor al 35%, mayor descripción de parámetros en la Tabla 1.

Para la delimitación del área de estudio se descargó dos modelos digitales de elevación (MDE) de la colección de imágenes Aster, desde la misma plataforma de Earth Explorer, con una resolución espacial de aproximadamente 30 m, se procesó un mosaico de estas imágenes para obtener las curvas de nivel cada 100 m, y finalmente identificar el rango óptimo de 900-2500 msnm.

Tabla 1. Parámetros de imágenes satelitales para análisis de cobertura y usos de suelo.

Fecha	Satélite	Sensor	Resolución		
			Espacial (m)	Espectral (bandas)	Radiométrica (bits)
15-10-1991	Landsat 5 (L5)	TM	30	7	8
20-11-2016	Landsat 8 (L8)	OLI-TIRS	30	11	16

Preprocesamiento de imágenes Landsat

Las imágenes de nivel 1 necesitan un preprocesamiento, para esto se utilizó la aplicación se Clasificación Semi-Automática (SCP, por sus siglas en inglés) (Congedo, 2020) dentro del entorno del programa QGIS. El preprocesamiento se realizó en dos etapas de

corrección: atmosférica y topográfica.

La corrección atmosférica, consiste en minimizar los efectos atmosféricos como la dispersión y absorción de partículas (moléculas de gas, aerosoles o vapor de agua) detectados por el sensor (Lee, 2019), entre los diferentes métodos para esta corrección se utilizó el propuesto por Chavez (1996), substracción del objeto oscuro (DOS) (Osuna-Osuna et al., 2015). La corrección topográfica, se refiere a considerar la elevación como un factor que influyen en la reflectancia. Para este proceso, se ajustó el tamaño de pixel del MDE con respecto a la resolución de las imágenes Landsat (30 m) con la finalidad de mejorar los valores de radiancia.

Posprocesamiento de imágenes Landsat

Para la clasificación supervisada (Abad-Auquilla, 2020), es necesario identificar áreas tanto para entrenamiento como para validación. En este sentido, se utilizó la cartografía temática del Ministerio del Ambiente del Ecuador (MAE, 2012), considerando el atributo de nivel 1, donde sus clases de coberturas son: bosque (BO), cuerpos de agua (CA), otras tierras (OT), tierra agropecuaria (TA), vegetación arbustiva y herbácea (AH), y zona antrópica (ZA); donde OT representa áreas sin vegetación, es decir suelo desnudo. Además, la cartografía del MAE fue contrastada con una exploración visual de las imágenes Landsat mediante la combinación de bandas; por ejemplo: el falso color (FCC, por sus siglas en inglés) para L5 corresponde a las bandas 2, 3, 4 (Figura 2); mientras que para L8 son las bandas 3, 4, 5 (Figura 3).

La delimitación del área de estudio se fundamentó en descartar zonas con nubosidad; sin embargo, en L8 existió una mínima presencia de nubes, por lo que se eliminó los píxeles con el propósito de no crear una nueva categoría correspondiente a nubosidad, y considerar solamente las clases del MAE. La clasificación supervisada en la aplicación SCP se desarrolló en dos fases. La primera fase, el entrenamiento, se delimitó 13 polígonos (ROI, regiones de interés) para cada una de las clases de coberturas del MAE y se aplicó el algoritmo de clasificación de máxima verosimilitud, el cual consiste en calcular la probabilidad de que un pixel pertenezca a una clase o categoría, este algoritmo de clasificación es el más utilizado en teledetección, puesto que se ajusta con mayor precisión a los datos originales (Álvarez-Bermúdez et al., 2015). En la segunda fase, la validación, se generó 120 píxeles de forma aleatoria con un nivel de confianza del 95%, y se aplicó el algoritmo que registra los valores resultantes en una tabla denominada matriz de error, la misma que facilita el cálculo de la precisión general (Pg) de la clasificación y el índice Kappa (k).

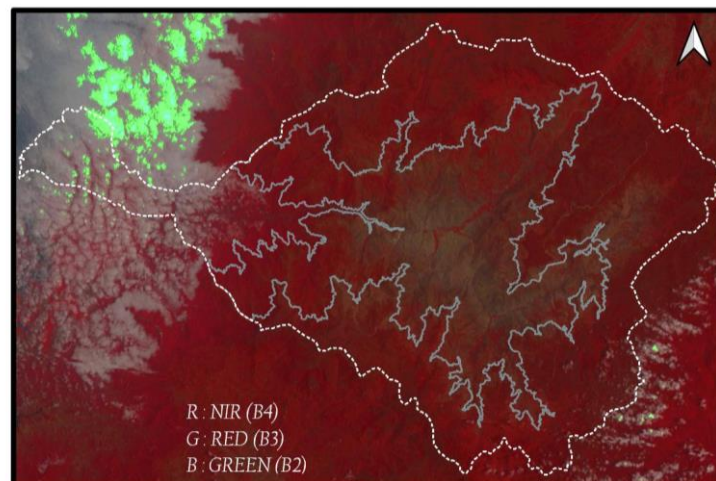


Figura 2. Imagen Landsat 5 (fecha: 15-10-1991), composición de falso color (FCC) con la combinación de las bandas 2, 3 y 4. Se denota el área de estudio con línea de color gris y CRJ con línea entrecortada de color blanco.

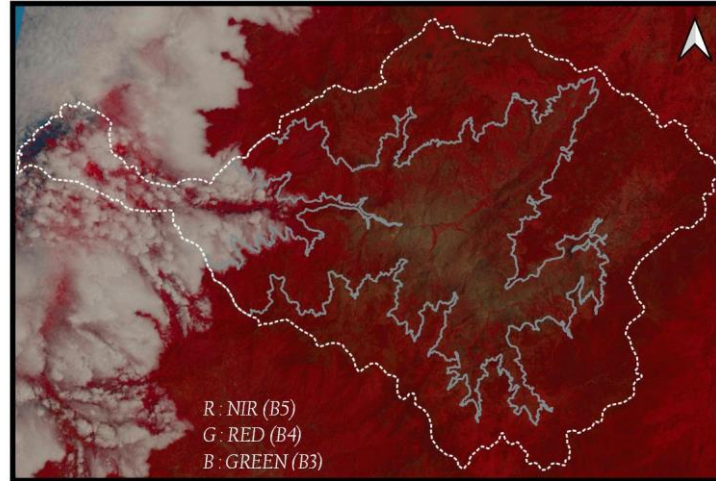


Figura 3. Imagen Landsat 8 (fecha: 20-11-2016), composición de falso color (FCC) con la combinación de las bandas 3, 4 y 5. Se denota el área de estudio con línea de color gris y CRJ con línea entrecortada de color blanco.

Validación estadística

Para la determinación de la Pg se utilizó la ecuación (1), los valores entre 0,75 a 1 indican el porcentaje de píxeles clasificados correctamente. Donde, m es el número de las clases, X_{ii} son los elementos diagonales de la matriz de error y N representa el número total de píxeles (Brovelli et al., 2015).

$$Pg = \frac{\sum_{i=1}^m X_{ii}}{N} \quad (1)$$

El índice k (Congalton, 1991), estima la concordancia de la clasificación de imágenes, valores más cercanos a 1 indican que el rendimiento del clasificador es excelente, valores entre 0,40-0,75 se califica como bueno, y valores menores a 0,40 es una clasificación deficiente (Tuanmu et al., 2010). 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.

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

Para la evaluación del cambio de CV y US, se utilizó la ecuación (3) propuesta por FAO (1996) que corresponde a la tasa de cambio (δ), pero que estará expresada en porcentaje. Donde, $S1$ es la superficie de la cobertura al inicio del periodo, $S2$ es la superficie de la cobertura al final del periodo y n el número de años entre las dos fechas.

$$\delta = \left[\left(\frac{S2}{S1} \right)^{1/n} - 1 \right] \cdot 100 \quad (3)$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Con el preprocesamiento, se eliminó el efecto de los aerosoles y vapor de agua, también se transformó los números digitales a valores de reflectancia; además, con la corrección topográfica se mejoró los datos de las imágenes L5 y L8, debido al accidentado relieve de los Andes (Hasan & Wyseure, 2018). En el posprocesamiento con la clasificación supervisada de máxima verosimilitud (Álvarez-Bermúdez et al., 2015), se obtuvo los mapas temáticos con 6 clases de coberturas: BO, CA, OT, TA, AH y ZA (MAE, 2012), tanto para L5 como para L8, ver Figura 4.

Con la validación de la clasificación supervisada se generó las matrices de error, en la Tabla 2 se registran la información de la imagen L5, mientras la Tabla 3 corresponde a la imagen L8, los valores en diagonal de las matrices indican los píxeles clasificados correctamente y los demás valores señalan las categorías asignadas a los píxeles de forma errónea. Con las matrices se determinó los valores de Pg (Brovelli et al., 2015), para L5 alcanzó 0,93 y para L8 0,96; estos resultados son similares a los reportados por

Haro-Carrión & Southworth (2018), que también analizaron los cambios de cobertura vegetal para el periodo seco de acuerdo a la estacionalidad de las lluvias. Por otro lado, estos valores de Pg son superior a los registrados por (Muñoz et al., 2016), 0,33; pero se debe destacar que ellos trabajaron con Landsat 7, donde estas imágenes registran un error de bandedo.

Tabla 2. Matriz de error para Landsat 5 correspondiente al mapa temático. Bosques (BO), cuerpos de agua (CA), otras tierras (OT), tierras agropecuarias (TA), vegetación arbustiva y herbácea (AH) y zonas antrópicas (ZA).

Clase	BO	CA	OT	TA	AH	ZA	Total
BO	142	0	0	4	0	0	146
CA	0	63	0	0	0	0	63
OT	0	0	168	1	3	0	172
TA	8	2	6	317	7	10	350
AH	9	0	12	4	148	0	173
ZA	0	0	0	0	0	40	40
Total	159	65	186	326	158	50	944

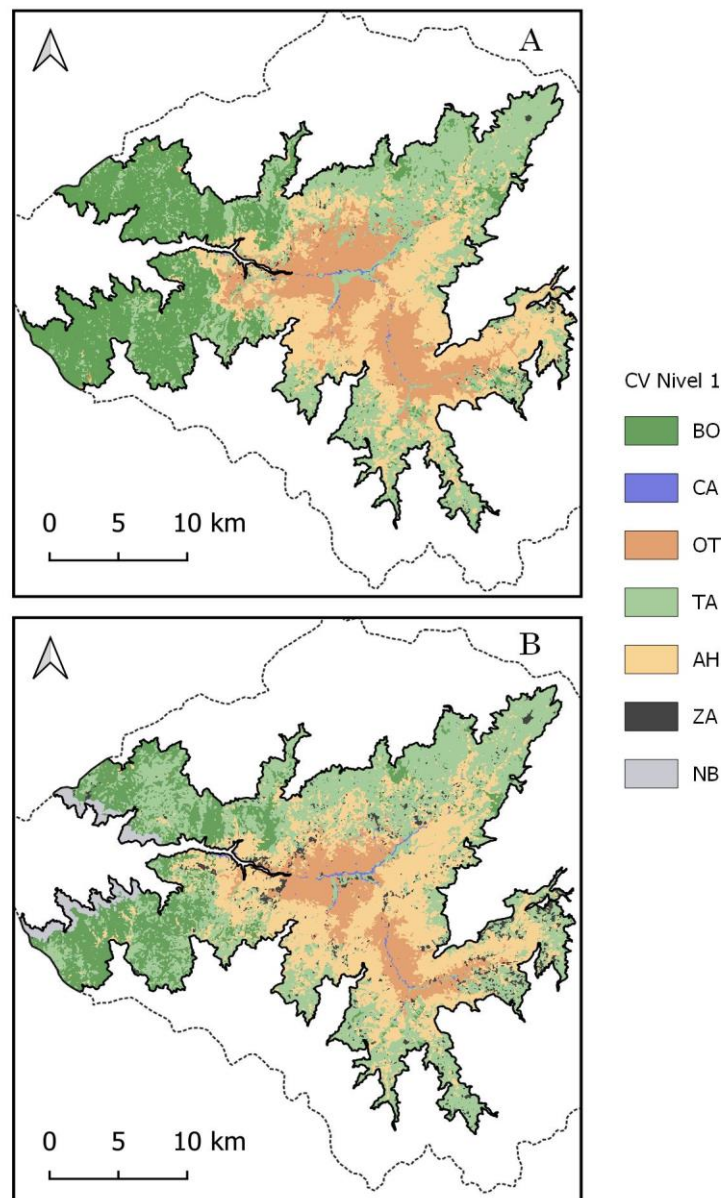


Figura 4. Cobertura vegetal y usos de suelo, A) Landsat 5 (fecha: 15-10-1991), B) Landsat 8 (fecha: 20-11-2016). Se denota en color gris los pixeles descartados que

corresponden a la presencia mínima de nubes (NB).

Los valores del índice K (Congalton, 1991), para L5 y L8 son 0,90 y 0,95; respectivamente, considerado un resultado excelente de acuerdo a Tuanmu et al. (2010). Estos resultados concuerdan con los estudios del MAE (2012) que registran un K de 0,70; donde analizan las coberturas a escala nacional. Asimismo, presenta una similitud con la investigación de Haro-Carrión & Southworth (2018) con un valor mínimo de K es 0,91; destacando que el área de estudio también es en la región litoral pero en zona de bosques secos.

Tabla 3. Matriz de error para Landsat 8 correspondiente al mapa temático. Bosques (BO), cuerpos de agua (CA), otras tierras (OT), tierras agropecuarias (TA), vegetación arbustiva y herbácea (AH) y zonas antrópicas (ZA).

Clase	BO	CA	OT	TA	AH	ZA	Total
BO	220	0	0	4	1	0	225
CA	0	92	1	0	0	0	93
OT	0	0	6	0	2	0	8
TA	0	9	0	176	0	0	185
AH	0	0	0	9	250	1	260
ZA	0	8	1	0	3	128	140
Total	220	109	8	189	256	129	911

A partir de los mapas temáticos de L5 y L8, se estimó la superficie en unidades de hectáreas (ha) de cada CV y US (Tabla 4). Con la ecuación (3) y los valores de superficie se calculó la δ para cada CV y US para el periodo 1991-2016 (25 años). De acuerdo a la δ , las coberturas de BO y OT presentan una considerable disminución, -2,05% y -1,79%, respectivamente. Por otro lado, se registró un ligero incremento en las tasas anuales de cambio de TA (0,76%) y AH (0,62%). Con base a las tasas de cambio las clases CA y ZA presentan un considerable incremento, 2,56% y 5,72%, respectivamente; pero se debe resaltar que son zonas con reducida superficie y pueden presentar un sesgo en la estimación.

Tabla 4. Superficie en hectáreas (ha) para las coberturas: Bosques (BO), cuerpos de agua (CA), otras tierras (OT), tierras agropecuarias (TA), vegetación arbustiva y herbácea (AH) y zonas antrópicas (ZA), tanto para Landsat 5 (L5) como para Landsat 8 (L8). Asimismo, se presenta la tasa de cambios (δ) entre L5 y L8 para el periodo 1991-2016.

Clase	Superficie (ha)		δ
	L5	L8	
BO	42571,43	25335,81	-2,05
CA	443,07	833,49	2,56
OT	25010,01	15915,69	-1,79
TA	53224,65	64366,65	0,76
AH	42065,46	49147,65	0,62
ZA	1293,03	5241,15	5,75

El MAE (2012), también reporta pérdidas de superficie para la cobertura de bosques a escala nacional para el periodo 1990-2008, para este mismo periodo, Sierra (2013) en su análisis de vegetación para todo el territorio ecuatoriano determina una disminución en la cobertura de BO con una tasa anual de cambio de -0,88% (1990-2000) y -0,56% (2000-2008) atribuida a la actividad agrícola y asentamientos urbanos, estos valores de disminución concuerdan con los registrados en la Tabla 4.

CONCLUSIONES

El Ecuador por su posición geográfica se caracteriza por tener una alta incidencia de nubes por efecto la ITCZ. En la CRJ se presenta un gran porcentaje de nubes por debajo de los 900 msnm y en la región andina una nubosidad parcial, factor que limita la adquisición de las imágenes satelitales. La clasificación supervisada para L5 y L8 presentan una Pg mínima de 0,93; asimismo, una concordancia mínima de 0,90 reflejada por el índice K; por tanto, el proceso de clasificación por máxima verosimilitud es aceptable en la zona de estudio. De acuerdo a la δ para un periodo de 25 años (1991-2016), se resalta

principalmente que la cobertura de BO presenta una considerable disminución, que concuerda con la realidad nacional y global con respecto a la pérdida de los bosques, estos cambios se pueden atribuir a la fuerte intervención antrópica sobre los recursos naturales. También se debe señalar el sesgo de las tasas de cambio de las clases de CA y ZA, considerando que se debe realizar una visita en territorio para minimizar subjetividad en próximos análisis.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abad-Auquilla, A. (2020). El cambio de uso de suelo y la utilidad del paisaje periurbano de la cuenca del río Guayllabamba en Ecuador. *Revista de Ciencias Ambientales*, 54(2), 68–91. <https://doi.org/10.15359/rca.54-2.4>
- Álvarez-Bermúdez, X., Valero-Gutiérrez del Olmo, E., Picos-Martín, J., & Ortiz-Torres, L. (2015). Estudio de la cubierta vegetal del Monte Forgoselo mediante imágenes de Landsat TM 5 (Galicia, NW España). *DYNA (Colombia)*, 82(190), 173–181. <https://doi.org/10.15446/dyna.v82n190.43725>
- 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>
- Chavez, P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(9), 1025–1036. <https://doi.org/10.1080/10549811.2013.817340>
- 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)
- Congedo, L. (2020). *Semi-Automatic Classification Plugin Documentation*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.25480.65286/1>
- FAO. (1996). *Forest Resources Assessment 1990: Survey of Tropical Forest Cover and Study of change processes* (Vol. 130). https://books.google.com.ec/books?hl=es&lr=&id=pjsusJO5yEcC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Survey+of+tropical+forest+cover+and+study+of+change+processes.&ots=I2GcRgSbi8&sig=bkXtOysfAbo3Jcfvt0qDb0IGqCQ&redir_esc=y#v=onepage&q=Survey+of+tropical+forest+cover+and+study+of+change+processes.&f=false
- 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>
- Hasan, M. M., & Wyseure, G. (2018). Impact of climate change on hydropower generation in Rio Jubones Basin, Ecuador. *Water Science and Engineering*, 11(2), 157–166. <https://doi.org/10.1016/j.wse.2018.07.002>
- Lee, K. S. (2019). Atmospheric Correction Issues of Optical Imagery in Land Remote Sensing. *Korean Journal of Remote Sensing*, 35(6_3), 1299–1312. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2019.35.6.3.12>
- MAE. (2012). *Línea base de deforestación del Ecuador continental*. [http://sociobosque.ambiente.gob.ec/files/Folleto mapa-parte1.pdf](http://sociobosque.ambiente.gob.ec/files/Folleto%20mapa-parte1.pdf)
- 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. <https://doi.org/10.3390/SU12083468>
- Miranda, E., Mutiara, A. B., Ernastuti, & Wibowo, W. C. (2020). Land cover classification through ontology approach from sentinel-2 satellite imagery. *International Journal of Geoinformatics*, 16(3), 61–72.
- Muñoz, J. L., Andrade, M., & González, B. (2016). Cambio Multitemporal De La Cobertura Vegetal Y Fragmentación En La Reserva Ecológica “Mache-Chindul” Ecuador. *European Scientific Journal*, 12(30), 152. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n30p152>
- Ochoa, P. (2013). La gestión territorial de la cordillera de los Andes en zonas vulnerables : la cuenca del río Jubones. *Memorias Del II Congreso Binacional de Investigación, Ciencia y Tecnologías de Las Universidades Del Sur Del Ecuador y Norte Del Perú*, 679–695.
- Osuna-Osuna, A. K., Díaz - Torres, J. D. J., Anda - Sánchez, J. de A., Villegas - García, E., Gallardo - Valdez, J., & Davila - Vasquez, G. (2015). Evaluación de cambio de

- cobertura vegetal y uso de suelo en la cuenca del río Tecolutla, Veracruz, México; periodo 1994-2010. *Revista Ambiente e Agua*, 10(2), 350–362.
<https://doi.org/10.4136/1980-993X>
- Ruiz, V., Savé, R., & Herrera Herrera, A. (2014). Análisis multitemporal del cambio de uso del suelo, en el Paisaje Terrestre Protegido Mirafior Moropotente Nicaragua, 1993 – 2011. *Revista Científica de FAREM-Estelí*, 22(11), 57–68.
<https://doi.org/10.5377/farem.v0i11.1605>
- Sierra, R. (2013). Patrones y factores de deforestación en el Ecuador continental, 1990-2010. Y un acercamiento a los próximos 10 años. *Conservación Internacional Ecuador y Forest Trends*, 10, 57.
- Tuanmu, M. N., Viña, A., Bearer, S., Xu, W., Ouyang, Z., Zhang, H., & Liu, J. (2010). Mapping understory vegetation using phenological characteristics derived from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 114(8), 1833–1844.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.03.008>