Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles, 81 elSSN: 2605-3322

Cómo citar este trabajo: Rojas Briceño, N. B., Barboza Castillo, E., Maicelo Quintana, J. L., Oliva Cruz, S. M., & Salas López, R. (2019). Deforestación en la Amazonía peruana: Índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles, 81,* 2538, 1–34. http://dx.doi.org/10.21138/bage.2538a

Deforestación en la Amazonía peruana: índices de cambios de cobertura y uso del suelo basado en SIG

Deforestation in the peruvian Amazon:

indexes of Land Cover/Land Use (LC/LU) changes based on GIS

Nilton Beltrán Rojas Briceño 💿

nb.rojasb@gmail.com

Elgar Barboza Castillo 💿

ebarboza@indes-ces.edu.pe

Jorge Luis Maicelo Quintana 💿

jmaicelo@untrm.edu.pe

Segundo Manuel Oliva Cruz 回

soliva@indes-ces.edu.pe

Rolando Salas López 💿

rsalas@indes-ces.edu.pe

Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES) Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas (Perú)

Resumen

Los bosques de la Amazonia peruana han experimentado importantes transformaciones desde mediados del siglo pasado. Este trabajo evaluó los Cambios de Cobertura y Uso del Suelo (CCUS) en la provincia de Rodríguez de Mendoza, mediante los métodos de clasificación supervisada de máxima probabilidad e interpretación visual interdependiente de imágenes del satélite Landsat, entre los períodos 1987–2001 y 2001–2016. Se construyeron matrices de tabulación cruzada y se

Recepción: 29.01.2018Aceptación: 08.02.2019Publicación: 15.04.2019Este trabajo se publica bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional.

calcularon tasas e índices anuales de cambio. Los resultados muestran una pérdida acumulada de 918,59 km² de cobertura boscosa. La intensidad de CCUS y la tasa de deforestación fueron mayores en el segundo período de análisis. Se evidenció que las altas concentraciones de pérdida de cobertura boscosa están próximas a la red vial e hídrica. Las principales causas de la pérdida de bosques fueron la actividad ganadera y la expansión agrícola migratoria a pequeña explotación, favorecidas por la accesibilidad de infraestructuras de transporte.

Palabras clave: Amazonas; deforestación; Perú; software SIG de código abierto; mapa kernel.

Abstract

The forests of the Peruvian Amazon have undergone important transformations since the middle of the last century. This work evaluated the changes of Land Cover/Land Use (LC/LU) in the province of Rodríguez de Mendoza (Peruvian Amazon), through the methods of supervised classification of maximum probability and interdependent visual interpretation of images of the Landsat satellite, between the 1987–2001 and 2001–2016. Cross-tabulation matrices were constructed and annual change rates were calculated. The results show an accumulated loss of 918,59 km² of forest cover. The intensity of LC/LU and the deforestation rate were higher in the second period of analysis. It was evidenced that the high concentrations of loss of forest cover are close to the road and water network. The main causes of the loss of forests were the livestock activity and the migratory agricultural expansion to the small farm, favored by the accessibility of the transport infrastructures.

Key words: Amazonas; deforestation; Peru; Open Source GIS software; kernel map.

1 Introducción

La selva amazónica representa aproximadamente la mitad de las selvas tropicales restantes del planeta y comprende un ecosistema que desempeña un papel crucial en la regulación del clima de la Tierra. Cambios relativamente pequeños en la cubierta forestal y la productividad podrían tener implicaciones importantes para el ciclo del carbono, las circulaciones atmosféricas, el ciclo hidrológico y el clima (Nepstad et al., 2008; Malhi et al., 2008). Asimismo, los bosques, cumplen un rol clave en la mitigación y adaptación al cambio climático al proveer bienes y servicios ambientales de valor local, regional, nacional y global (FAO, 2016). Sin embargo, los bosques y el clima de la Amazonía están siendo amenazados por las tendencias sinérgicas en las economías, que podrían llevar a la sustitución o la degradación severa de más de la mitad de los bosques densos de la cuenca del río Amazonas en 2030 (Nepstad et al., 2008).

El Perú, como parte de la cuenca amazónica, posee aproximadamente 740 mil km² de bosques. Es el segundo en Sudamérica, y está entre los diez países con mayor densidad forestal del planeta (FAO, 2015). No obstante, la deforestación anual en 2001 fue de 830 km², mientras que en 2014 superó

los 1770 km²; y se estima que para el 2030 exceda los 3500 km² (MINAM, 2016). A pesar de la alta biodiversidad que alberga la Amazonía peruana, los departamentos más afectados por este fenómeno acumulado y creciente son San Martín (19,42 %), seguido de Loreto (14,68 %) y Amazonas (12,30 %) (MINAM, 2009; MINAM, 2015a; Llactayo, 2016). Las causas derivan principalmente de factores directos e indirectos de origen antropogénico (Geist y Lambin, 2002).

Los Cambios de Cobertura y Uso del Suelo (CCUS) son, en mayor medida, consecuencia del resultado de las interacciones entre las actividades humanas con el medio natural (Berlanga *et al.*, 2010). La evaluación oportuna y precisa de los patrones de cambios nos brindan un conocimiento sobre el impacto de las actividades económicas y de desarrollo sobre el territorio y sus recursos naturales (Berberoglu & Akin, 2009). Por lo tanto, la necesidad de monitorear y entender los factores asociados a los procesos de CCUS, en especial la deforestación, en las últimas décadas, es debido a sus implicaciones ambientales (De Sy et al., 2012). Estas implicaciones se reflejan en el calentamiento global (Tinker et al., 1996), la pérdida de biodiversidad (Rojas et al., 2013), la degradación de suelos, los cambios en la hidrología de cuencas (Creed et al., 2011) y los cambios en el bienestar humano (Lambin et al., 2001; Geist & Lambin, 2002; Nené-Preciado et al., 2017). Además, los CCUS son la segunda mayor fuente de emisiones antrópicas de CO₂, lo que causa una reducción neta del stock de carbono en los ecosistemas terrestres (IPCC, 2013).

En ese sentido, se ha demostrado que un método poderoso y rentable para el monitoreo y análisis de los CCUS, en el espacio y el tiempo, es el uso integrado de la Teledetección y los Sistemas de Información Geográfica (SIG), con métodos, técnicas, algoritmos y niveles de exactitud cada vez más diversos (Hathout, 2002; Serra et al., 2008; Phukan et al., 2013). Los datos de teledetección son muy útiles debido a su visión sinóptica, cobertura repetitiva y adquisición en tiempo real (Hegazy & Kaloop, 2015). El estudio y la aplicación de estos datos ha permitido analizar los cambios en la Cobertura y Uso del Suelo (CUS) en menos tiempo, con un menor coste y una mayor precisión (Kachhwala, 1985). Además, su complementación con los SIG, proporciona una plataforma adecuada para el análisis, actualización y recuperación de datos geoespaciales (Chilar, 2000).

Se han realizado diversos estudios sobre la dinámica de pérdidas de bosques y de carbono a través de diferentes métodos basados en datos de Teledetección en todo el planeta (Osorio et al., 2015; Rawat & Kumar, 2015; Dile et al., 2016; Marinas, 2017; Gallardo, 2017), en América del Sur (De Sy et al., 2015; Peralta-Rivero et al., 2015; Messina et al., 2006) y en Perú (Malleux, 1975; INRENA, 1996; MINAM, 2009; MINAM, 2015a; Llactayo, 2016). No obstante, el nivel local ha sido menos estudiado (Eva et al., 2012; Beuchle et al., 2015). Este último adquiere mayor importancia en Perú, porque las actividades agrícolas y ganaderas, desarrolladas en pequeñas explotaciones (<0,05 km²; Maletta, 2017), causan el 41,9 % y 19,9 % de la pérdida de bosques, respectivamente, e indujeron la emisión de 170 TgC entre 1990 y 2005 (De Sy et al., 2015).

El Ministerio del Ambiente (MINAM) del Perú, y la Cooperación Interinstitucional con el Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT), implementaron, a partir del 2014, el sistema Terra-i Perú, con el objetivo de estudiar y describir las tendencias de los CCUS en todos los ecosistemas del país. De esta manera, es posible detectar alertas de cambios en tiempo casi real y analizar los eventos de pérdidas y ganancias de los bosques cada 16 días (MINAM y CIAT, 2014; Llactayo, 2016). Este sistema emplea imágenes de satélite MODIS y TRMM, el cual muestra los posibles impulsores de deforestación. Sin embargo, las áreas agrícolas menores a 0,25 km² y la expansión de las infraestructuras, no se pueden detectar con exactitud debido a su baja resolución espacial (250 metros) (Achard et al., 2014). Además, en paisajes heterogéneos, como los presentes en el país, la clasificación digital se ve desfavorecida en la exactitud temática de las clases debido a la alta variabilidad interanual en las condiciones climáticas (Thakkar et al., 2017), que en muchos casos limita obtener una visión de la dinámica espaciotemporal local (Rudel et al., 2009).

El trabajo tiene por objetivo evaluar los cambios ocurridos en la CUS entre los períodos 1987-2001 (P1) y 2001–2016 (P2), mediante técnicas de Teledetección y software SIG de código abierto, para identificar los factores que promueven el proceso de deforestación a nivel local en la provincia de Rodríguez de Mendoza. Más detalladamente se identificaron: a) en qué período de tiempo la tasa de variación interanual de cambios ha sido mayor; b) qué CUS se han mantenido prácticamente inactivas y cuáles han sido más activas; y c) si estos patrones mencionados son estables a través de los diferentes períodos de tiempo. Es posible esperar que, debido a la constante pérdida y sustitución de bosque nativo por plantaciones de especies exóticas y habilitación de áreas para agricultura y ganadería, los bosques naturales del área de estudio se encuentren en un estado avanzado de transformación y fragmentación. Finalmente, se trata de brindar insumos de información para su incorporación en los procesos de los niveles subnacionales que desarrollan instrumentos técnicos de planificación territorial como la zonificación ecológica y económica, así como estudios especializados de dinámica de cambios de la cobertura de la tierra, servicios ecosistémicos, vulnerabilidad y riesgos, etc., como parte del proceso de ordenamiento territorial.

2 Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

La provincia de Rodríguez de Mendoza, abarca una superficie aproximada de 3714,24 km², ubicada en el sureste del departamento de Amazonas, en la Amazonía peruana (Figura 1). Limita por el norte, este y sur con el departamento de San Martín, y por el oeste con la provincia de Chachapoyas. Está situada entre los paralelos 5° 59′ 50″ y 6° 49′ 10″ de latitud Sur y los meridianos 77° 0′ 40″ y 77° 39′ 40″ de longitud Oeste, con un gradiente altitudinal que oscila entre los 647 y 4018 m.s.n.m. Posee un clima cálido y húmedo, con temperaturas mínimas que

alcanzan los 12 °C y máximas de 30 °C. La precipitación promedio anual es de 1560 mm en las partes bajas y 3000 mm en las partes altas, siendo los meses de noviembre a marzo los de mayor intensidad de lluvias (Vargas, 2010). Presenta zonas de vida como bosque húmedo Premontano Tropical (bh-PT), bosque pluvial Montano Tropical (bp-MT), bosque muy húmedo Montano Bajo Tropical (bmh-MBT) y Premontano Tropical (bmh-PT) (INRENA, 1995).

La provincia, ha registrado importantes transformaciones territoriales desde mediados de 1980 y en las últimas dos décadas ha experimentado grandes cambios en los usos del suelo (Frías, 1995). En la actualidad, es la principal zona productora de café (*Coffea arabica*) del departamento y posee una gran concentración de ganadería vacuna lechera (Ramírez, 2010). La población asentada en el área de estudio asciende a 29 998 habitantes, con una densidad poblacional de 8,3 hab./km² (INEI, 2017).



Figura 1. Ubicación de la provincia de Rodríguez de Mendoza, Amazonas (Perú)

Fuente: elaboración propia a partir de Datos Espaciales de la ZEE-A (GRA & IIAP, 2013)

2.2 Preparación de la cartografía base y preprocesamiento del material satelital

La creciente demanda del software utilizado en ciencias sugiere que sea de código abierto, para garantizar la reproducibilidad, fiabilidad, seguridad y rápido despliegue de la información (Kittle et al., 2006; Bhatt et al., 2014; Fan et al., 2015; Dile et al., 2016). Por tanto, en este trabajo se priorizó el uso de los complementos de Clasificación Semiautomática (SCP, por sus siglas en inglés) (Congedo, 2013) y Heatmap, incorporados en el software de código abierto bajo licencia GNU, QGIS (versión 2.18.4) (Marinas, 2017).

Se utilizaron las hojas 13h, 13i, 14h y 14i de la carta nacional del Instituto Geográfico Nacional (IGN) a escala 1:100 000 (hidrografía e hipsografía), la red vial del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) y la división política provincial de la Zonificación Ecológica Económica de Amazonas (ZEE-A) (GRA e IIAP, 2013). También, se utilizó el Modelo de Elevación Digital del Terreno (GDEM, por sus siglas en inglés) obtenido de las imágenes ALOS PALSAR (Phased Array Type L-band Synthetic Aperture Radar) de 12,5 metros de resolución espacial, de la Agencia Japonesa de Exploración Aeroespacial (AJAX).

Para elaborar los mapas de CUS se utilizaron seis imágenes del satélite Landsat, con resolución espacial de 30 metros (Figura 1 y Tabla 1), obtenidas del portal de Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés) (<u>https://earthexplorer.usgs.gov/</u>). Los criterios de selección de imágenes fueron: a) no presentar errores ni distorsiones; b) tener un máximo de 10 % de nubes y sombras en el área de estudio y c) haber sido tomadas en la misma época del año, para que las condiciones de vegetación y climáticas fueran homogéneas y permitieran obtener mejores resultados en la investigación (Chuvieco, 1998).

Fecha de adquisición	Satélite/ Sensor	Path/Row	Elevación solar Azimut solar		Bandas espectrales utilizadas
15 de mayo de	Landsat 5	008/064	46,89583798	54,34728552	
1987	TM	008/065	45,86764052	53,27185710	10245.7
30 de junio de	Landsat 7	008/064	47,86946705	45,50027989	Τ, Ζ, Ͽ, Ϥ, Ͽ Ϋ /
2001	ETM+	008/065	46,70088729	44,57482672	
15 de junio de	Landsat 8	008/064	50,08457193	42,12521376	0 0 4 5 4 7
2016	OLI	008/065	48,86554004	41,20727778	Z, 3, 4, 3, 0 Y /

Tabla 1. Serie de imágenes de satélite empleadas

Fuente: elaboración propia a partir de los metadatos de las imágenes de satélite

Para realizar una adecuada comparación y detección multitemporal de cambios se calibraron atmosférica y radiométricamente todas las bandas espectrales por separado (Chuvieco, 2002). Se aplicó la corrección de Substracción de Objetos Oscuros (DOS1) (Chavez, 1988) incorporada en el SCP, con los valores de radiancia espectral especificados en los respectivos metadatos (Figura 2). El supuesto básico de esta calibración es que en la imagen algunos píxeles están completamente en sombra, y sus radiancias recibidas en el sensor del satélite se deben a la dispersión atmosférica (efecto bruma). Esta suposición se combina con el hecho de que existen muy pocos elementos en la superficie terrestre que tienen un color negro absoluto, por lo tanto, una reflectancia asumida de 1 % es mejor que un 0 % (Chavez, 1988).





Fuente: elaboración propia

Posteriormente, las bandas fueron combinadas para construir imágenes multiespectrales. Para la corrección geométrica se establecieron 63 Puntos de Control Terrestre (GCP, por sus siglas en inglés) fotoidentificables dentro y fuera del área de estudio, verificados en campo y con apoyo de cartografía base. Se utilizó la transformación polinomial de segundo orden, donde se remuestrearon los Niveles Digitales (ND) en una nueva posición mediante la interpolación del vecino más cercano, con un error cuadrático medio permisible <0,15 (Chuvieco, 2002).

2.3 Clasificación de cobertura y uso del suelo

Para el análisis y cuantificación de los cambios se identificaron cinco clases de CUS: a) zona urbana (ZU), b) pajonal y herbazal (PH), c) pastos y cultivos (PC), d) cuerpos de agua (CA), y e) bosques (BO). Estas coberturas se identificaron previamente con base a la metodología de CORINE Land Cover adaptada para Perú (MINAM, 2015b), y los usos de suelo asignados por la ZEE-A (a escala 1:250 000) (GRA e IIAP, 2013) (Tabla 2).

Se usó el algoritmo de clasificación supervisada de máxima probabilidad (MLC, por sus siglas en inglés), incorporado en el SCP, donde las probabilidades de distribución de las clases son asumidas en forma de modelos normales multivariados (Richards & Jia, 2006), y es ampliamente utilizado en todo el mundo (Rawat & Kumar, 2015). La clasificación se realizó en base a las firmas espectrales de 163 áreas de entrenamiento levantadas en campo. Se emplearon seis bandas correspondientes al espectro visible e infrarrojo (Tabla 1), y se generaron composiciones en falso color, con el fin de resaltar las clases de CUS para su identificación visual. Las distancias espectrales de las áreas de entrenamiento se valoraron mediante la Distancia Jeffries-Matusita (DJM), que permitió evaluar si diferentes clases son muy similares entre sí, puesto que, estos podrían causar errores de clasificación. La DJM es asintótica a 2 cuando las firmas son completamente diferentes, y tiende a 0 cuando las firmas son idénticas (Richards & Jia, 2006).

	CORINE Land Cover adap	ZEE	CUS	
Nivel I	Nivel II	Nivel III	Amazonas	003
1. Área	1.1. Áreas	1.1.1. Tejido urbano continuo	Contros poblados	Zona urbana
artificializada	urbanizadas	1.1.2. Tejido urbano discontinuo		(ZU)
2. Áreas agrícolas	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	2.4.2. Mosaico de pastos y cultivos	Frentes productivos: - Cafetalero - Agricultura diversificada - Ganadero	Pastos y cultivos (PC)
3. Bosques y áreas mayormente	3.1. Bosques	3.1.1. Bosque denso bajo3.1.2. Bosque abierto bajo3.1.3. Bosque denso alto3.1.4. Bosque abierto alto3.1.5. Bosque fragmentado	- Bosque de protección Alto Mayo - Reserva municipal - Área de protección	Bosques (BO)
Haiuraies	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva	3.3.1 Herbazal/Pajonal		Pajonal y herbazal (PH)
5. Superficies de agua	5.1. Aguas continentales	5.1.2. Lagunas, lagos y ciénagas naturales permanentes	Cuerpos de agua	Superficies de agua (SA)

Tabla 2. Clases de CUS identificadas para el área de estudio

Fuente: elaboración propia a partir de MINAM (2015b) y GRA e IIAP (2013)

Además, para mejorar la clasificación digital de las imágenes se realizaron análisis visuales mediante el método de interpretación interdependiente de la FAO (2001). Este método se basa en el mapa de cobertura de fecha base (1987) en el que sirvió de referencia para interpretar las imágenes de las siguientes fechas (2001 y 2016), es decir, entre el año de referencia anterior y el actual (Martínez-Fernández *et al.*, 2018, García-Álvarez y Camacho, 2017). Para ello se modificaron solo los polígonos donde se produjeron cambios de uso o errores de clasificación debido a la similaridad espectral de las clases (por ejemplo, café (*Coffea arabica*) bajo sombra y bosque). Se tuvieron en cuenta características pictórico morfológicas como forma, tamaño, tono y color, patrones, textura, posición geográfica y asociación para la identificación, y diferenciación visual de las diferentes clases de CUS (Vargas, 1992). Esta forma interdependiente de actualizar mapas nos permitió obtener mapas consistentes sin los falsos cambios que normalmente genera la clasificación independiente (Mas et al., 2017; Ramírez & Zubieta, 2005). Los mapas se estudiaron a una escala de análisis de 1:25 000 (se eliminaron áreas menores a 1,56 hectáreas ≈ 0,016 km²) según el Área Mínima Cartografiable (AMC) para diferentes escalas, desarrollada por Vargas (1992). Sin embargo, no se aplicó el AMC a las clases ZU y PC aislados, por ser zonas importantes de la complejidad cartográfica de la CUS del área de estudio.

2.4 Evaluación de exactitud temática

Se evaluó la exactitud de la clasificación de CUS en base a 302 sitios de verificación, obtenidos de acuerdo a la fórmula establecida por Cochran (1977), que toma en cuenta las áreas relativas de cada una de las clases, los cuales fueron establecidos a través de un muestreo aleatorio sistemático no alineado estratificado (MINAM, 2014b). La verificación de estos puntos se realizó mediante salidas a campo. Por el contrario, los puntos de difícil acceso se corroboraron con imágenes de referencia de alta resolución como RapidEye del año 2011 y 2012 (Nivel 3A) e imágenes de Google Earth y SAS Planet (Osorio et al., 2015; Peralta-Rivero et al., 2015).

Se elaboró una matriz de confusión (Chuvieco, 2002) (Tabla 3), sobre la cual se calcularon métricas de precisión (error de omisión y comisión), métricas para evaluar la exactitud a nivel de clases (exactitud del usuario y del productor) (Story & Congalton, 1986; MINAM, 2014b), y la exactitud total observada, dividiendo la cantidad de puntos ubicados correctamente entre el total de puntos muestreados. El Índice Kappa (k, medida de la concordancia basada en las diferencias entre los datos de la clasificación y los de referencia; Congalton & Green, 2009) se obtuvo con la fórmula desarrollada por Congalton et al. (1983):

$$k = \frac{m \sum_{n=1}^{r} a_{nn} - \sum_{n=n}^{r} a_{n+} a_{+n}}{m^2 - \sum_{n=n}^{r} a_{n+} a_{+n}}$$
(Ecuación 1)

Donde r es el número de filas en la matriz; a_{nn} el número de observaciones en la fila n y columna n; a_{n+} , a_{+n} son el total de marginal de fila n y columna n, respectivamente, y m es el total de observaciones.

2.5 Intensidad espacio temporal de la tasa de cambios y matrices de transición

Se calculó la tasa anual de cambio (s) mediante la ecuación utilizada por la FAO (1996):

$$s = \left(\frac{s_2}{s_1}\right)^{1/t_2 - t_1} - 1$$
 (Ecuación 2)

Donde, S_1 y S_2 son las superficies de CUS en la fecha t_1 y t_2 , respectivamente. Un valor negativo de s indica una disminución de la CUS y, si s es mayor que cero, hay un aumento de la misma.

En base a la superposición cartográfica de las clasificaciones de CUS, se construyeron matrices de tabulación cruzada que permitieron distinguir las transiciones de las diferentes clases evaluadas, detectar los cambios y hacer un análisis de los patrones reales que conllevan estos cambios (Pontius

et al., 2004; Gallardo, 2017; Gutiérrez et al., 2016). Cada matriz contiene en el eje horizontal y vertical las clases de CUS para la fecha 1 y fecha 2, respectivamente (Tabla 4 y 5). Las celdas en la diagonal representan el área de cada clase que no sufrió cambios durante el período evaluado, mientras que las restantes muestran el área que experimentó un cambio hacia otra clase. Las matrices de transición terminan con una columna y fila final que son la suma de las superficies de todas las clases en la fecha 1 (P_{i+}) y fecha 2 (P_{+j}), respectivamente.

Pontius et al. (2004), integraron este análisis con columnas y filas que representan Indices de Cambio (Tabla 4 y 5). De esta manera tenemos: el intercambio (Int) entre clases, proceso en el que la pérdida de una clase en un lugar está acompañada por su ganancia simultánea en otra ubicación, calculándose como dos veces el valor mínimo de las ganancias y las pérdidas; donde la ganancia (G_j) se estima, como la diferencia del área total de la clase j en la fecha 2 (P_{+j}) y la persistencia expresada en la diagonal de la matriz (P_{jj}), y la pérdida (L_i), es la diferencia entre el área total de una clase i en la fecha 1 (P_{i+}) y la persistencia. Para calcular el cambio total a nivel de clase (Ct) se suman las ganancias (G_j) y las pérdidas (L_i); mientras que, para el cambio neto, el cual indica un cambio definitivo, se representa como la diferencia entre el cambio total (Ct) y el intercambio (Int).

2.6 Concentración de la pérdida de cobertura boscosa

Las zonas de concentración de pérdida de cobertura boscosa se determinaron mediante la función cuadrática de densidad Kernel (Silverman, 1986), incorporada en el Complemento Heatmap de QGIS (Di-Méglio, 2017). Las áreas de deforestación, incrementadas en cada período de análisis (P1 y P2), fueron rasterizadas y convertidas en entidades geométricas de tipo punto. Los cuales fueron utilizados para generar mapas de densidad Kernel, con resolución espacial y ancho de banda de 30 y 500 metros, respectivamente (Porto & Eyji, 2013; MINAM, 2014a). Los mapas de densidad fueron reclasificados mediante el método Jenks (1967), en cinco rangos de concentración de pérdida de cobertura boscosa: baja, media, alta, muy alta y extremadamente alta (Porto & Eyji, 2013; MINAM, 2014a). Este método clasifica los datos de tal forma que la varianza sea la menor posible en el interior de las clases y la mayor posible entre las clases (Porto & Eyji, 2013).

3 Resultados y discusión

3.1 Mapas de cobertura y uso del suelo y exactitud temática

La Distancia Jeffries-Matusita (DJM), usada para evaluar similaridad entre clases espectrales, fluctuó entre 0,98 y 1,96, en el cual los bosques y los cultivos de café (*Coffea arabica*) bajo sombra, propios del área de estudio, presentaron valores muy altos de similaridad (Richards & Jia, 2006). Por lo que fue necesaria e importante la integración de correcciones posteriores a la MLC supervisada (Thakkar et al., 2017), como la interpretación visual interdependiente de la FAO (2001).

La Figura 3 muestra los mapas (escala 1/25 000) donde se modela el patrón de distribución espacial de cobertura y uso del suelo para los años 1987, 2001 y 2016, en la provincia de Rodríguez de Mendoza. De las cinco clases definidas se detecta un importante aumento del uso de pastos y cultivos en las tres décadas de análisis. Este cambio parece debido a procesos de deforestación producto de las actividades antrópicas. Por su parte, la prevalencia de coberturas boscosas, disminuyó gradualmente a medida que se dio la expansión de pastos y cultivos, y zonas urbanas. La cobertura de pajonales y herbazales se mantuvo relativamente similar en todo el periodo.





Fuente: elaboración propia a partir de la clasificación supervisada e interpretación visual de imágenes del satélite Landsat

La exactitud global para la clasificación de la imagen Landsat 8 OLI del 2016 fue de 0,84 y el Índice de Kappa (k) de 0,72 indica una fuerza de concordancia considerable de clasificación (Landis & Koch, 1977). Sin embargo, es posible que se haya subestimado la exactitud del mapa puesto que, las imágenes de referencia que se consultaron para la verificación de los sitios de difícil acceso, no correspondieron exactamente con la fecha de la imagen utilizada para la clasificación. También conviene tener en cuenta que la exactitud global y k ocultan diferencias importantes entre clases (Story & Congalton, 1986).

En la Tabla 3, las clases ZU y CA, no se discuten porque ofrecen una exactitud óptima de 1,0, puesto que, la fórmula de Cochran (1977) subestimó sus sitios de verificación por la reducida área relativa que representan. El productor afirma que el 0,76, 0,84 y 0,86 de las clases de PH, BO y PC, respectivamente, fueron correctamente identificadas como tal en el mapa. Ahora bien, un usuario en este mismo mapa encontrará que las clases PH, BO y PC corresponden, en campo, a un 0,84, 0,88 y 0,80, respectivamente.

	Resultados de referencia												
ión		ZU	CA	BO	PH	PC	Total	Exactitud usuario	Error comisión				
cac	ZU	1	0	0	0	0	1	1,00	0,00				
asifi	CA	0	1	0	0	0	1	1,00	0,00				
e clé	BO	0	0	126	2	15	143	0,88	0,12				
s de	PH	0	0	0	16	3	19	0,84	0,16				
őp	PC	0	0	24	3	111	138	0,80	0,20				
ulta	Total	1	1	150	21	129	302						
Res	Exactitud productor	actitud productor 1,00 1,00 0,84 0,76 0,86 Exactitud Glc											
	Error omisión	0,00	0,00	0,16	0,24	0,14	Ínc	Índice Kappa = 0,					

Tabla 3. Matriz de confusión para el año 2016 (imagen Landsat 8 OLI)

Fuente: elaboración propia a partir de trabajo de campo

El interés de la matriz de confusión procede de su capacidad para plasmar conflictos entre clases (Tabla 3) (Chuvieco, 2002). Para este estudio, los principales problemas surgen entre las clases PC y BO, donde 24 de los 138 sitios de verificación de la clase PC correspondían en campo a BO, mientras que 15 de los 143 sitios de verificación de la clase BO correspondían en campo a PC. Estos errores de clasificación se deben a la práctica de cultivos bajo sombra con árboles de copa alta en el área de estudio (sistema agroforestal café (*Coffea arabica*) – guaba (*Inga sp.*)). También surgen problemas entre las clases PH y PC; 3 de los 19 sitios de verificación de la clase PC correspondían en campo a PC. de los 138 sitios de verificación de la clase PC correspondían en campo a PC. PH y PC; y 3 de los 138 sitios de verificación de la clase PC correspondían en campo a PC. y 3 de los 138 sitios de verificación de la clase PC correspondían en campo a PC. PC hacia PH y este a su vez a PC.

3.2 Tasas de cambio (s)

La dinámica espacio temporal de las clases de cobertura y uso del suelo para la provincia de Rodríguez de Mendoza, muestran una desaceleración en el proceso general de transformación del uso del suelo. En la Figura 4 se observa de manera clara la relación inversa que siguen las clases de CUS, BO y PH frente a los PC y ZU. Estos últimos tuvieron un aumento considerable en extensión, por lo tanto, reducción de la cobertura natural del suelo o deforestación (Gutiérrez *et al.*, 2016). La mínima pero notoria tasa de cambio de los CA es debido a la presencia de la laguna estacional de Huamanpata en el área de estudio.

En este estudio, se puede inferir que las tasas estimadas para los periodos P1 (1987–2001) y P2 (2001–2016) muestran una marcada dinámica de los CCUS. Los principales cambios que se produjeron en el P1 fueron el incremento de los usos ZU (5,13%), PC (3,85 %) y CA (0,02%). Esto deriva de la pérdida de otras coberturas naturales como los PH (-0,39 %), y la reducción de los

BO, con una tasa mayor de cambio anual negativa de -0,65% (Tabla 4). Tal comportamiento no sólo evidencia el incremento del área urbana, sino también de los patrones migratorios que se ven reflejados en el aumento de los pastos y cultivos (López & Plata, 2009). Estos desplazamientos poblacionales explican en buena medida el intenso crecimiento que experimentaron algunas ciudades de la provincia (Frías, 1995).

Figura 4. Dinámica espacio temporal de las clases de cobertura y uso del suelo en km² para los años 1987, 2001 y 2016 en la provincia Rodríguez de Mendoza



Fuente: elaboración propia partir de los mapas de CUS de 1987, 2001 y 2016

Tabla 4. Matriz de tabulación cruzada, tasa de cambio s. e índices de cambios para las 5 clases en el primer período de análisis (1987 – 2001) (datos en km² y %)

1987	2001					Total 1987 (km ²)	Tasa anual de cambio <i>s</i>	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)
	ZU	CA	BO	PH	PC				(%)		
ZU	0,60	0,00	0,00	0,00	0,02	0,63	5,13	3,47	108,44	101,51	6,93
CA	0,00	3,61	0,05	0,00	0,02	3,69	0,02	2,11	4,50	0,27	4,23
BO	0,02	0,07	2814,63	17,50	335,23	3167,45	-0,65	11,14	13,76	-8,52	5,23
PH	0,00	0,00	26,12	102,94	6,64	135,70	-0,39	24,14	43,97	-4,32	39,65
PC	0,64	0,02	49,44	7,96	348,71	406,76	3,85	14,27	63,78	35,24	28,55
Total 2001 (km ²)	1,26	3,70	2890,25	128,40	690,63	3714,24					
Ganancia (Gj) (%)	104,98	2,38	2,62	19,83	49,51		-				

Fuente: elaboración propia a partir de la superposición de mapas de CUS de 1987 y 2001

En el P2 se siguió el mismo patrón que en el P1, incrementándose la ZU en 6,74 % y los PC en 4,50 %, con pérdidas de PH (-0,34 %) (Tabla 5). Cabe destacar la notoria pérdida de y BO (-1,66%). En términos espaciales las ciudades asentadas en el área de estudio no han dejado de

anexar espacios, consumir recursos y transformar el medio ambiente a su alrededor, lo que se ve reflejado en el incremento de pastos y cultivos, así como en la reducción de los bosques.

Tabla 5. Matriz de tabulación cruzada, tasa de cambio s e índices de cambios para las 5 clases en el primer período de análisis (2001 – 2016) (datos en km² y %).

2001	2016				Total 2001 (km²)	Tasa anual de cambio <i>s</i>	Pérdida (Li)	Cambio total (Ct)	Cambio neto (Cn)	Intercambio (Int)	
	ZU	CA	BO	PH	PC				(%)		
ZU	0,75	0,00	0,00	0,00	0,29	1,03	6,74	27,68	221,54	166,18	55,36
CA	0,00	3,60	0,00	0,00	0,10	3,70	-0,15	2,66	3,06	-2,26	0,80
BO	0,37	0,01	2172,99	18,18	698,69	2890,25	-1,66	24,82	28,18	-21,45	6,73
PH	0,00	0,00	19,08	96,53	12,79	128,40	-0,34	24,82	45,76	-3,88	41,88
PC	1,63	0,00	56,57	7,38	625,05	690,63	4,50	9,50	62,74	43,75	18,99
Total 2016 (km ²)	2,74	3,61	2248,64	122,09	1336,92	3714,24					
Ganancia	193,86	0,40	3,36	20,94	53 <i>,</i> 25						

Fuente: elaboración propia a partir de la superposición de mapas de CUS de 2001 y 2016

3.3 Evaluación de cambios de cobertura y uso de suelo

a) A nivel de período de tiempo y superficie

La Figura 4 revela que, en el P1 la superficie boscosa se redujo en 277,21 km² (8,75 % de la extensión en 1987, a 19,80 km²/año), mientras que en el P2 la reducción pasó a 641,38 km² (22,19 % de la extensión en 2001, a 42,76 km²/año). Similar dinámica de reducción mostró la clase PH, con 7,30 km² y 6,31 km², en el primer y segundo período, respectivamente. Las matrices de tabulación cruzada (Tabla 4 y 5) corroboran esta reducción con el aumento de la extensión de la clase PC en 284,10 km² (69,84 % de la extensión en 1987, a 20,29 km²/año) y 646,06 km² (93,52 % de la extensión en 2001, a 43,07 km²/año) en cada período, respectivamente. Esto demuestra que fue consecuencia directa del desarrollo de actividades agrícolas y ganaderas.

Los resultados difieren de la tendencia obtenida por el MINAM (2009) y Llactayo (2016). A nivel nacional indican el paso de 1496,32 km²/año de deforestación entre 1990–2000 (en paralelo al P1) a cerca de 1000 km²/año entre 2000 – 2015 (en paralelo al P2). Asimismo, la tendencia departamental pasó de 355,88 km²/año a 37,05 km²/año de deforestación, en el primer y segundo período, respectivamente. En este caso, concuerdan con el estudio de Leblois et al. (2017), quienes, utilizando datos de Teledetección de alta resolución recién lanzados y disponibles a nivel mundial sobre la pérdida de bosques, actualizaron la evaluación de los factores de la deforestación en los países en desarrollo, y encontraron en Perú un incremento de la tasa de deforestación de 1000 km² en 2001 hasta los 2500 km² en 2012. De igual manera, el GRA

(2016), reporta para el área de estudio un alarmante incremento de la deforestación, con cifras de 4,96 km², 10,24 km² y 30 km² deforestados en 2006, 2009 y 2015, respectivamente.

A nivel de Índices de Cambio

La clase ZU mantuvo el mayor cambio de superficie en Rodríguez de Mendoza (cambio neto) (101,51 % y 166,18 % para el P1 y P2, respectivamente) (Tabla 4 y 5), con ganancias sobre el cien por cien de su área (0,66 km² y 2 km² para el P1 y P2, respectivamente) (Figura 5) en relación a los años base de cada período (1987 y 2001). El segundo mayor cambio se dio en la clase PC (35,24 % y 43,75 % para el P1 y P2, respectivamente), que presentó ganancias significativas, pero también pérdidas discutibles hacia la clase BO. Esto podría significar cierta revegetación debido a la dinámica de abandono y traslado hacia otras parcelas temporales de agricultura (De Sy et al., 2015). Asimismo, la clase BO, que presentó cambios netos de -8,52 % y -21,45 % en el primer y segundo período, respectivamente, con pérdidas que se acercaron a la cuarta parte de su área en relación a los años base de cada período, resultando en una eminente deforestación. A este le siguió la clase PH, con pérdidas muy consistentes.

Figura 5. Ganancias y pérdidas en km² de las clases de cobertura y uso del suelo para cada uno de los períodos de análisis (1987–2001–2016)



Fuente: elaboración propia

b) A nivel de transiciones por clases

A través del análisis de las matrices se estableció que la transformación de los bosques fue hacia un proceso de expansión de la frontera agrícola y los pastizales (10,58 % y 24,17 % para el P1 y P2, respectivamente) (Tabla 4 y 5, Figura 6, 7, 8 y 9). De estos últimos al asentamiento de caseríos, que finalmente terminaron acentuando la deforestación en el área geográfica en la que se

establecieron. Los bosques de la provincia de Rodríguez de Mendoza son coberturas que entran de manera intensiva en la dinámica total de cambio, lo que significa que se encuentran en un proceso de perturbación y deforestación.

Por otro lado, parece alentador que la clase BO sea el principal destino de la clase PC (12,15 % y 8,19 para el P1 y P2, respectivamente) (Tabla 4 y 5, Figura 6, 7, 8 y 9), porque significa una revegetación. Sin embargo, este proceso de transición es el resultado de la baja cantidad de zonas con potencial productivo que posee el departamento (16,19 %), frente al 65,56 % para Zonas de Protección y Conservación Ecológica (GRA e IIAP, 2013), lo que hace insostenible la agricultura, y consecuentemente obliga extender más zonas agrícolas por cada kilómetro cuadrado abandonado. A nivel nacional, el 56 % de la tierra deforestada corresponde a lo descrito por Malleux (1975), en el Mapa Forestal del Perú, como bosques de Colinas III, Protección I y Protección II, es decir, inapropiadas para todo uso agropecuario.

Figura 6. Representación esquemática de los procesos de cambio de cubierta y uso del suelo para el primer período (1987–2001) de análisis.



Fuente: elaboración propia



Figura 7. Intensidad de cambio a nivel de transición para el primer período (1987–2001) de análisis. Las barras indican cuáles fueron las clases de destino.



Figura 8. Representación esquemática de los procesos de cambio de cubierta y uso del suelo para el segundo período (2001–2016) de análisis



Fuente: elaboración propia

Figura 9. Intensidad de cambio a nivel de transición para el segundo período (2001–2016) de análisis. Las barras indican cuáles fueron las clases de destino



Fuente: elaboración propia

Los pajonales y herbazales fueron transformados en bosques, principalmente, y en menor intensidad hacia cultivos y pastos limpios (4,89 % y 9,96 para el P1 y P2, respectivamente) (Tablas 4 y 5, Figuras 6, 7, 8 y 9); sin embargo, Ramírez (2010) indica que en el departamento de Amazonas, se aprovechan estos pastos naturales, ubicadas en las zonas alto andinas, sobre laderas y cimas de montañas, en altitudes que sobrepasan los 2000 m.s.n.m. hasta los 4000 m.s.n.m. aproximadamente, y a su vez son manejadas mediante quemas antrópicas, existiendo así un proceso latente de degradación de estos ecosistemas en la provincia. Las praderas naturales alto andinas, fueron consideradas el segundo ecosistema en importancia ecológica después de los bosques tropicales no solo por su extensión de más de 105 000 km², sino también por su capacidad para brindar servicios ambientales claves a la sociedad, como la regulación del ciclo hídrico, protección de cuencas y secuestro de carbono (Barrantes & Flores, 2013), este último suele ser muy alto, en especial el que se encuentra en el suelo (Rojas, 2013).

3.4 Identificación de factores que se asocian a la deforestación

Sin duda, los factores directos de la deforestación siguen siendo los pequeños agricultores que desarrollan una agricultura mixta, seguida de los pastizales, como se ha reportado para América Latina (Geist & Lambin, 2002), Perú (De Sy et al., 2015; MINAM, 2009; MINAM, 2015b; Llactayo, 2016), y en la provincia de Rodríguez de Mendoza (presente estudio). Las Tablas 6 y 7 corroboran el incremento significativo tanto de la superficie agrícola como de la población de ganado vacuno en la provincia (INEI, 1994; INEI, 2012). Sin embargo, los factores indirectos, explican mejor la deforestación, puesto que Geist y Lambin (2002) encontraron que más de un

tercio de los casos de deforestación en América Latina son impulsados por la interacción plena de factores económicos, institucionales, tecnológicos, culturales y demográficos.

٨ño	Categorías de ganado vacuno										
AIIO	Vacas	Vaquillonas	Vaquillas	Terneros	Toros	Toretes	Bueyes	TOIai			
1994	4950	1481	•••	3071	2375	1249	18	13144			
2012	8856	1310	2050	6442	3574	2799	55	25086			

Tabla 6. Población de ganado vacuno por categorías

Fuente: III y IV Censo Nacional Agropecuario (INEI, 1994, 2012)

Tabla 7. Superficie agrícola y sus componentes, según tipo de agricultura (datos en km²)

٨ño		Tierras de l	abranza		Tierras con	i cultivos perm	Cultivos asociados	Total	
	Con cultivos	En	En	No	Propiamente	Pastos	Cultivos		
	transitorios	barbecho	descanso	trabajadas	dichos	cultivados	forestales		
1994	20,16	0,31		0,05	20,07	40,02	0,07	58,73	139,40
2012	18,86	28,54	0,30	57,47	134,79	179,06	0,43	5,86	425,30

Fuente: III y IV Censo Nacional Agropecuario (INEI, 1994, 2012)

La mayor tasa de la pérdida de cobertura boscosa en el P2 (2001–2016), está probablemente relacionada con el factor social de la migración y el crecimiento poblacional (Tabla 8). La Tasa Neta de Migración para Rodríguez de Mendoza en el censo de 1993 fue de 3,58 (P1), incrementándose a 5,98 para el censo del 2007 (P2) (OIM, 2015). Este factor fue impulsado desde 1960, cuando se inició un programa de colonización de las laderas boscosas orientales de los Andes peruanos, asignando tierras a familias dispuestas a emigrar (Morales, 1986; Schjellerup et al., 2009). Las nuevas poblaciones se establecieron en pequeños grupos de colonos, marcando así la ruralidad de la provincia (Tabla 8). Los conocimientos agrícolas y ganaderos propios de otra realidad (región de la sierra), sin ningún conocimiento forestal, con la visión de que el bosque es un obstáculo, que nunca se acabará y que hay que derribar y quemar para hacer agricultura y pastizales (MINAM, 2009), provocaron un efecto negativo en la cobertura boscosa. Consecuentemente, esta población migrante no pudo mantener una agricultura rentable y, a menudo, volvían a las tierras altas o emigraban con dirección a zonas fronterizas (Bebbington, 1990).

Tabla 8. Población censada y tasa de crecimiento promedio anual

Provincia		Pobl	ación		Tasa de crecimiento promedio anual			
Provincia	1981	1993	2007	2017	1981-1993	1993-2007	2007-2017	
Rodríguez de Mendoza	18155	21389	26389	29998	1,4	1,5	1,3	
% de población rural	73 <i>,</i> 0	70,8	87,3	83,4				

Fuente: Censos Nacionales de Población y Vivienda (INEI, 1981, 1993, 2007, 2017)

Sumado a la migración y el crecimiento poblacional, la deforestación de los bosques naturales está influenciada y facilitada por el proceso de apertura de carreteras con la finalidad de interconectar los distintos núcleos poblacionales (Figura 10), un factor que se repite en todo el departamento (GRA, 2016) y en la Amazonía peruana (MINAM, 2009; MINAM, 2015b; Llactayo, 2016). Aunque a nivel de Perú, el desarrollo urbano, vial y urbanístico ocasiona directamente sólo el 3,7 % de la deforestación (De Sy et al., 2015), el 95 % de este proceso en la Amazonía se produce y concentra hasta una distancia de cinco kilómetros desde una carretera (Laurance et al., 2015). Los mapas Kernel evidencian que las más altas concentraciones de pérdida de cobertura boscosa en la provincia de Rodríguez de Mendoza están próximas a la red vial e hídrica (Figura 11). Asimismo, la Tabla 9 reporta que los rangos de muy alta y extremadamente alta concentración se incrementaron de 112,18 km² (3,02 %) y 185,43 km² (4,99 %) en el P1 a 277,75 km² (7,48 %) y 298,95 km² (8,05 %) en el P2, respectivamente. Lo que sugiere que se debe prestar un mayor interés en estas áreas vulnerables.





Fuente: elaboración propia a partir de la superposición de mapas de CUS (1987, 2001, 2016)

	Concentración/Período	1987-	-2001	2001	-2016
	Baja	2803,04	75,47 %	2171,19	58,46%
	Media	360,37	9,70 %	569,87	15,34%
Área No	Alta	253,21	6,82 %	396,48	10,67%
Acumulada	Muy alta	185,43	4,99 %	298,95	8,05%
	Extremadamente alta	112,18	3,02 %	277,75	7,48 %
	TOTAL	3714,23	100,00 %	3714,23	100,00 %
	Baja	3714,23	100,00 %	3714,23	100,00 %
	Media	911,20	24,53 %	1543,05	41,54 %
Area	Alta	550,82	14,83 %	973,18	26,20 %
, curruidad	Muy alta	297,61	8,01%	576,70	15,53 %
	Extremadamente alta	112,18	3,02 %	277,75	7,48 %

Tabla 9	Superficie	por rangos	de concent	ración de	pérdida de	cobertura	hoscosa l	lkm ² γ	1%)
	oupernete	por rungos			peraida de	CODCITUTU	0000000	(וואו	, ,0

Fuente: elaboración propia

Figura 11. Mapas de concentración de pérdida de cobertura boscosa. El patrón de las áreas deforestadas para los dos períodos de tiempo analizados está próximo a la red vial e hídrica



Fuente: elaboración propia a partir de las áreas deforestadas por período de análisis

La FAO (2001) indicó que la apertura de redes viales terrestres y la ausencia de una correlación política de ocupación urbana y rural de los espacios fueron parte de las causantes de la deforestación de amplias extensiones de bosques tropicales en la Amazonía peruana. La construcción de grandes redes viales como la carretera Marginal de la Selva brindó a la Amazonía un elenco de oportunidades como vías de penetración hacia la selva peruana. En 1996 y 2016, la provincia, contó con 41,85 km y 86,49 km de red vial nacional (RVN) (Tabla 10), respectivamente, que sin duda impulsaron el crecimiento del departamento (MTC, 2016a). No obstante, junto con un mal manejo de tierras, han incitado que estas sean invadidas y explotadas insosteniblemente (GRA & IIAP, 2013).

Provincia do Podríguoz do	Pavimentada	No p	pavimentac	da		Eucrto do
Mendoza	Asfaltada	Afirmada	Sin Afirmar	Trocha	Total	datos
1996	•••	30,62	36,85	32,00	99,47	
Red vial nacional (RVN)	•••	5,00	36,85		41,85	
Red vial departamental (RVD)	•••				0,00	IINEI, 1997
Red vial vecinal (RVV)	••••,	25,62		32,00	57,62	
2016	86,49	67,20	43,00	50,30	276,99	
Red vial nacional (RVN)	86,49				86,49	MTC,
Red vial departamental (RVD)	•••	•••			0,00	2016b
Red vial vecinal (RVV)		67,20	43,00	50,30	160,5	

Tabla 10. Longitud de la red vial por tipo de superficie de rodadura (datos en km)

Fuente: elaboración propia

Frías (1995) indicó que, de extenderse la carretera hasta el departamento de San Martín (Figura 10, red vial proyectada), se aceleraría una sobreexplotación de bosques de protección en zonas hasta entonces inaccesibles para la provincia de Rodríguez de Mendoza. De una proporción de 36% de kilómetros pavimentados de RVN en julio de 2011, se pasó al 100 % en abril de 2016 en el departamento de Amazonas, lo que incluye el corredor vial Chachapoyas–San Nicolás–Omia– Punta Carretera (129,7 km). Esto impulsó la ocupación y apertura de espacios para el asentamiento poblacional en zonas rurales y, por consiguiente, la apertura de nuevos campos para la agricultura y ganadería. Este factor seguirá favoreciendo la pérdida de bosques en la zona limítrofe con el departamento de San Martín, debido a que las gestiones de licitación para la continuación del corredor vial, Punta Carretera–Selva Alegre–La Calzada (410 km) en San Martín, empezó en enero de 2017 (MTC, 2016a).

De igual manera, los resultados generados en este estudio indican la estrecha relación entre la migración hacia las zonas fronterizas y la deficiente claridad en la tenencia de la tierra (Messina et al., 2006, Amacher et al., 2009), los cuales a su vez causan el incremento de la deforestación en la zona fronteriza, noreste y sur, con el departamento de San Martín (Figura 10). Además, el estado continúa proporcionando incentivos para la migración desde los Andes hacia la Amazonía a través de beneficios fiscales y financieros, así como la formalización de la ocupación informal de la tierra

(Che & Menton, 2014), generando en Amazonas y San Martín el tráfico de tierras (Shanee y Shanee, 2016), la tala ilegal y la ampliación de la frontera de cultivos ilegales como coca (*Erythroxylum coca*) y amapola (*Papaver somniferum*) (Morales, 1986; Dourojeanni et al., 2009; Alcázar, 2017), que generan severas pérdida de hábitats y bosques, y amenazan las iniciativas de conservación de bosques.

4 Conclusiones

La provincia de Rodríguez de Mendoza perdió 918,81 km² de cobertura boscosa en 29 años (1987–2016). Durante el primer período (1987–2001), se observó una pérdida del 8,75 % de la superficie boscosa, con una tasa anual de deforestación de -0,65 %. Del 2001–2016 (segundo período) la pérdida se incrementó al 22,19 %, y presentó la tasa más alta de deforestación (-1,66 %). Estas pérdidas están sustentadas fundamentalmente en el desarrollo de actividades agrícolas y ganaderas, cuya frontera aumentó en un 69,84 % y un 93,52 % en el primer y segundo período de análisis, respectivamente. El análisis realizado en base a la matriz de tabulación cruzada, la tasa de cambios y los índices de cambio de las coberturas y usos del suelo, demuestran que las coberturas no nativas, como la zona urbana, los pastos y cultivos, modificaron el paisaje biofísico de la provincia en el período 1987–2016. La intensidad de los CCUS y la tasa de deforestación fueron notoriamente mayores en el segundo período de análisis.

Se considera que los bosques de la Amazonía tienen como promedio 17 500 TgC/km² (Carvalho et al., 2004), lo que se traduce en una pérdida de más de 6 millones TgC en 29 años. Asimismo, la regeneración de la cobertura boscosa en la provincia, natural y reforestada (151,27 km²), fue casi seis veces menor en superficie en relación a la deforestación inducida. Por tanto, es muy importante tener en cuenta que estos procesos también causan impacto a nivel departamental y nacional en cuanto a las emisiones liberadas.

Se evidenció que altas concentraciones de pérdida de cobertura boscosa están próximas a la red vial e hídrica. La principal causa de la pérdida de bosques y la degradación de las tierras fue la expansión agropecuaria desordenada, realizada en tierras de vocación forestal y/o protección, donde las prácticas de agricultura migratoria en pequeñas explotaciones (<0,05 km²) se intensifican principalmente por la baja capacidad productiva de los suelos. Las ganancias más intensas y dinámicas de la clase pastos y cultivos se produjeron en zonas próximas al trazado de infraestructuras de transporte, lo que ha ocasionado una fragmentación del medio natural. Los pajonales y herbazales naturales, aunque no entran directamente en la dinámica de cambios, sufren un deterioro latente debido a la ganadería extensiva desarrollada en las montañas sobre los 2000 m.s.n.m.

El uso integrado de la MLC supervisada en el SCP del software de código abierto QGIS y la interpretación visual interdependiente, demostró ser un método eficaz para lograr una alta precisión en la clasificación. Además, los índices de cambio aplicados en este estudio brindan mayor información sobre la dinámica de CCUS en comparación a las matrices de transición convencionales. Por consiguiente, permitió generar cartografía y estadística útil para la toma de decisiones en torno a la gestión del territorio y el aprovechamiento sostenible de los recursos naturales de la provincia de Rodríguez de Mendoza.

Agradecimientos: Las/os autoras/es agradecen el apoyo al Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES), que a través del proyecto SNIP N° 312235 "Creación del servicio de un Laboratorio de Geomática y Teledetección de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez, región Amazonas"- GEOMÁTICA hizo posible la financiación de la investigación.

Declaración responsable: Las/os autoras/es declaran que no existe ningún conflicto de interés con relación a la publicación de este artículo. Para la elaboración de este artículo, el Ing. Nilton Beltrán Rojas Briceño, como autor principal, se encargó del trabajo de campo, la realización del mapeo de la cobertura y uso del suelo, evaluación de la exactitud temática e identificación de factores que se asocian a la deforestación. El Ing. Elgar Barboza Castillo se encargó de realizar correcciones y sugerencias al manuscrito inicial del contenido del texto para los párrafos de introducción y resultados y discusiones. El Ing. Rolando Salas López se encargo de realizar correcciones a la metodología y sugerencias en la elaboración de mapas. El M.Sc. Segundo Manuel Oliva Cruz y Jorge Luis Maicelo Quintana Ph. D. se encargaron de realizar las correcciones, sugerencias finales del manuscrito.

5 Bibliografía

Achard, F., Boschetti, L., Brown, S., Brady, M., Defries, R., Grassi, G., ... Souza, C. (2014). A sourcebook of methods and procedures for monitoring and reporting anthropogenic greenhouse gas emissions and removals caused by deforestation, gains and losses of carbón stocks in forest remaining forests, and forestation. Wageningen, Netherlands: GOFC-GOLD.

Alcázar, F. R. (2017). Ocol, Comunidad de Taulia Molinopampa, Bosque de Palmeras Andinas. In Ana S. Dunin Borkowski (Ed.), *Bosques y cambio climático en el Perú* (pp. 99–107). Lima: Instituto de Ciencias de la Naturaleza, Territorio y Energías Renovables (INTE-PUCP)

Amacher, G. S., Koskela, E., & Ollikainen, M. (2009). Deforestation and land use under insecure property rights. *Environment and Development Economics*, *14*(3), 281–303.

https://doi.org/10.1017/S1355770X0800483X

Barrantes, C. A., & Flores, E. R. (2013). Estimando la disposición a pagar por la conservación de los pastizales alto andinos. *Ecología aplicada, 12*(2), 91–97.

Bebbington, A. (1990). Farmer knowledge, institutional resources and sustainable agricultural strategies: a case study from the eastern slopes of the Peruvian Andes. *Bulletin of Latin American Research*, 9(2), 203–228.

Berberoglu, S., & Akin, A. (2009). Assessing different remote sensing techniques to detect land use/cover changes in the eastern Mediterranean. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *11*(1), 46–53. <u>https://doi.org/10.1016/j.jag.2008.06.002</u>

Berlanga R., C. A., García C., R. R., López B., J., & Ruiz L., A. (2010). Patrones de cambio de coberturas y usos del suelo en la región costa norte de Nayarit (1973–2000). *Investigaciones geográficas, 72,* 7–22. <u>https://doi.org/10.14350/rig.56770</u>

Beuchle, R., Grecchi, R. C., Shimabukuro, Y. E., Seliger, R., Eva, H. D., Sano, E., & Achard, F. (2015). Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach. *Applied Geography, 58*, 116–127. <u>https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.01.017</u>

Bhatt, G., Kumar, M., & Duffy, C. J. (2014). A tightly coupled GIS and distributed hydrologic modeling framework. *Environmental Modelling & Software, 62,* 70–84. <u>https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.08.003</u>

Carvalho, G., Moutinho, P., Nepstad, D., Mattos, L., & Santilli, M. (2004). An amazon perspective on the forest-climate connection: opportunity for climate mitigation, conservation and

development? Environment,

development

nt and

sustainability, 6(1-2),

163. https://doi.org/10.1023/B:ENVI.0000003635.86980.c0

Chavez Jr., P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote sensing of environment*, 24(3), 459–479. <u>https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3</u>

Che P. H., & Menton, M. (2014). The context of REDD+ in Peru; Drivers, agents and institutions. (Occasional Paper 106). Bogor, Indonesia: CIFOR & DAR. https://doi.org/10.17528/cifor/004438

Chuvieco, E. (1998). El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de teledetección, 10*(1–9).

Chuvieco, E. (2002). Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el Espacio. Barcelona: Ariel Ciencia.

Cihlar, J. (2000). Land cover mapping of large areas from satellites: status and research priorities. *International journal of remote sensing*, *21*(6–7), 1093–1114. https://doi.org/10.1080/014311600210092

Cochran, W. G. (1977). Sampling techniques. New York, NY: John Wiley & Sons.

Congalton, R. G., & Green, K. (2009). Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices. Boca Raton, FL: CRC Press.

Congalton, R. G., Oderwald, R. G., & Mead, R. A. (1983). Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, *49*(12), 1671–1678.

Congedo, L. (2013). Semi-Automatic Classification Plugin for QGIS. Rome: Sapienza University. Retrieved from <u>http://www.academia.edu/download/34540581/WP-Semi-</u>Automatic_Classification_Plugin_for_QGIS.pdf

Creed, I. F., Sass, G. Z., Buttle, J. M., & Jones, J. A. (2011). Hydrological principles for sustainable management of forest ecosystems. *Hydrological Processes*, *25*(13), 2152–2160. <u>https://doi.org/10.1002/hyp.8056</u>

De Sy, V., Herold, M., Achard, F., Asner, G. P., Held, A., Kellndorfer, J., & Verbesselt, J. (2012). Synergies of multiple remote sensing data sources for REDD+ monitoring. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(6), 696–706. <u>https://doi.org/10.1016/j.cosust.2012.09.013</u>

De Sy, V., Herold, M., Achard, F., Beuchle, R., Clevers, J. G. P. W., Lindquist, E., & Verchot, L. (2015). Land use patterns and related carbon losses following deforestation in South

America. Environmental Research Letters, 10(12), 124004. <u>https://doi.org/10.1088/1748-</u> 9326/10/12/124004

Dile, Y. T., Daggupati, P., George, C., Srinivasan, R., & Arnold, J. (2016). Introducing a new open source GIS user interface for the SWAT model. *Environmental modelling & software, 85,* 129–138. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.08.004

Di-Méglio, N., & Campana, I. (2017). Floating macro-litter along the Mediterranean French coast: composition, density, distribution and overlap with cetacean range. *Marine pollution bulletin, 118*(1–2), 155–166. <u>https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2017.02.026</u>

Dourojeanni, M., Barandiarán, A., & Dourojeanni, D. (2009). *Amazonía Peruana en 2021*. Lima: ProNaturaleza, DAR, SPDA e ICAA.

Eva, H. D., Achard, F., Beuchle, R., De Miranda, E., Carboni, S., Seliger, R., ... & Gallego, J. (2012). Forest cover changes in tropical South and Central America from 1990 to 2005 and related carbon emissions and removals. *Remote Sensing*, 4(5), 1369–1391. <u>https://doi.org/10.3390/rs4051369</u>

Fan, F. M., Fleischmann, A. S., Collischonn, W., Ames, D. P., & Rigo, D. (2015). Large-scale analytical water quality model coupled with GIS for simulation of point sourced pollutant discharges. *Environmental Modelling & Software*, 64, 58– 71. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.11.012

FAO (1996). Forest Resources Assessment 1990. Survey of tropical forest cover and study of change processes (Forestry Paper 130). Rome, Italia: FAO. Retrieved from http://www.fao.org/docrep/007/w0015e/w0015e00.htm

FAO (2001). *Global Forest Resources Assessment 2000 Main Report*. Rome, Italia: FAO. Retrieved from http://www.fao.org/docrep/004/Y1997E/Y1997E00.HTM

FAO (2015). Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales 2015. FAO: Roma, Italia. <u>https://doi.org/ISBN 978-92-5-106654-6</u>

FAO (2016). El Estado de los bosques del mundo 2016. Los bosques y la agricultura: desafíos y oportunidades en relación con el uso de la tierra. Rome, Italia: FAO.

Frías C., C. (1995). De la trocha a la Marginal. Amazonas: economía, urbanización tecnología. Lima: ITDG. Retrieved from <u>http://www.funsepa.net/soluciones/pubs/MTc0.pdf</u>

Gallardo, M. (2017). Intensidad en los cambios de usos del suelo registrados en la Comunidad de Madrid durante los años 1982 y 2006. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles, 75,* 407–422. <u>https://doi.org/10.21138/bage.2506</u> García-Álvarez, D., & Camacho O., M. T. (2017). Changes in the methodology used in the production of the Spanish CORINE: Uncertainty analysis of the new maps. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 63, 55–*67. <u>https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.07.001</u>

Geist, H. J., & Lambin, E. F. (2002). Proximate causes and underlying driving forces of tropical deforestation: Tropical forests are disappearing as the result of many pressures, both local and regional, acting in various combinations in different geographical locations. *BioScience*, *52*(2), 143–150. https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0143:PCAUDF]2.0.CO;2

GRA & IIAP. (2013). Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) de la Región de Amazonas. Iquitos, Peru: Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana.

GRA (2016). Informe del Estado del Ambiente Región Amazonas-2016. Chachapoyas, Peru.

Gutiérrez, M. F., Rodríguez-Tapia, G., & Mas, J. F. (2016). Análisis jerárquico de la intensidad de cambio de cobertura/uso de suelo y deforestación (2000–2008) en la Reserva de la Biosfera Sierra de Manantlán, México. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, 2016*(90), 89–104. <u>https://doi.org/10.14350/rig.48600</u>

Hathout, S. (2002). The use of GIS for monitoring and predicting urban growth in East and West St Paul, Winnipeg, Manitoba, Canada. *Journal of Environmental management*, 66(3), 229–238. <u>https://doi.org/10.1016/S0301-4797(02)90596-7</u>

Hegazy, I. R., & Kaloop, M. R. (2015). Monitoring urban growth and land use change detection with GIS and remote sensing techniques in Daqahlia governorate Egypt. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 4(1), 117–124. <u>https://doi.org/10.1016/j.ijsbe.2015.02.005</u>

INEI, Instituto Nacional de Estadística e Informática (1981). Sistema de Consulta de Datos de los Censos Nacionales 1981: VIII de Población y III de Vivienda. Retrieved from http://censos.inei.gob.pe/censos1981/redatam/#

INEI (1993). Sistema de Consulta de Datos de los Censos Nacionales 1993: XI de Población y VIdeVivienda(Resultadosdefinitivos).Retrievedfrom http://censos.inei.gob.pe/Censos1993/redatam/

INEI (1994). Sistema de Consulta de Resultados Censales—III Censo Nacional Agropecuario 1994 (III CENAGRO). Retrieved from http://censos.inei.gob.pe/bcoCuadros/IIIcenagro.htm

INEI(1997).ConociendoAmazonas1997.Retrievedfrom http://proyectos.inei.gob.pe/web/biblioineipub/bancopub/Est/Lib0280/TRAS2.HTM

INEI (2007). Sistema de Consulta de Cuadros Estadísticos. Censos Nacionales 2007: XI de Población y VI de Vivienda. Retrieved from <u>http://censos.inei.gob.pe/cpv2007/tabulados/#</u>

Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles, 81, 2538, 1–34

INEI (2012). Sistema de Consulta de Resultados Censales. IV Censo Nacional Agropecuario 2012 (IV CENAGRO). Retrieved from http://censos.inei.gob.pe/cenagro/tabulados/

INEI (2017). Sistema de Consulta de Base de Datos. Censos Nacionales 2017: XII de Población, VII de Vivienda y III de Comunidades Indígenas. Retrieved from http://censos2017.inei.gob.pe/redatam/

INRENA, Instituto Nacional de Recursos Naturales (1995). *Mapa Ecológico del Perú. Guía Explicativa*. *Lima: Ministerio de Agricultura*. Retrieved from https://drive.google.com/file/d/0B2LXWd-oFIpfSXI6am1TVDBwVTA/view

INRENA (1996). *Monitoreo de la Deforestación en la Amazonía Peruana*. Lima: Dirección General de Medio ambiente Rural.

IPCC (2013). Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Edited by T. F. Stocker, D. Qin, G. K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung ... & P. M. Midgley. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324

Jenks, G. F. (1967). The data model concept in statistical mapping. *International yearbook of cartography*, *7*, 186–190.

Kachhwala, T. S. (1985). Temporal monitoring of forest land for change detection and forest cover mapping through satellite remote sensing. In *Proceedings of the 6th Asian Conf. on Remote Sensing* (pp. 77–83). Hyderabad.

Kittle, J. L., Duda, P. B., Ames, D. P., & Kinerson, R. S. (2006). The BASINS watershed analysis system–Integrating with open source GIS. Presented at *GIS and Water Resources IV-AWRA 2006 Spring Specialty Conference*. Houston, Texas, May 8–10.

Lambin, E. F., Turner, B. L., Geist, H. J., Agbola, S. B., Angelsen, A., Bruce, J. W., ... & George, P. (2001). The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Global environmental change*, *11*(4), 261–269. https://doi.org/10.1016/S0959-3780(01)00007-3

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. *Biometrics*, 363–374. Retrieved from http://www.jstor.org/stable/2529786

Laurance, W. F., Peletier-Jellema, A., Geenen, B., Koster, H., Verweij, P., Van Dijck, P., ... & Van Kuijk, M. (2015). Reducing the global environmental impacts of rapid infrastructure expansion. *Current Biology*, *25*(7), R259-R262. <u>https://doi.org/10.1016/j.cub.2015.02.050</u>

Leblois, A., Damette, O., & Wolfersberger, J. (2017). What has driven deforestation in developing countries since the 2000s? Evidence from new remote-sensing data. *World Development, 92,* 82–102. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2016.11.012

Llactayo L., W. (2016). Resultados del análisis de deforestación en la Amazonía Peruana para el período 2014–2015 (Report n. 0028-2016-MINAM/DVMDERN/DGOT/WLLACTAYO). Lima, Peru: MINAM.

López V., V. H., & Plata R., W. (2009). Análisis de los cambios de cobertura de suelo derivados de la expansión urbana de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México, 1990–2000. *Investigaciones geográficas, 68,* 85–101.

Maletta, H. E. (2017). La Pequeña Agricultura Familiar en el Perú: Una Tipología Microrregionalizada [Small Family Farming in Peru: A Micro-Regionalized Farm Typology]. Peru: FAO. Retrieved from https://ssrn.com/abstract=3121354

Malhi, Y., Roberts, J. T., Betts, R. A., Killeen, T. J., Li, W., & Nobre, C. A. (2008). Cambio climático, deforestación y el destino del Amazonas. *Science, 319,* 169–172.

Malleux, J. (1975). Mapa Forestal del Perú. Memoria Explicativa. Lima: Universidad Nacional Agraria.

Marinas, D. I., Serrato, F. B., & Iborra, J. R. (2017). El impacto territorial del uso agrícola y turístico del litoral: evolución de los cambios de uso del suelo en las cuencas litorales del sur de la Región de Murcia (1956–2013). *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 73, 295–311. <u>https://doi.org/10.21138/bage.2419</u>

Martínez-Fernández, J., Ruiz-Benito, P., & Jornet, A. B. (2018). La última actualización de la cartografía CORINE Land Cover (CLC2012) en España: repercusiones para los estudios de cambios en la cobertura y uso del suelo. *Estudios Geográficos, 79*(284), 267–281. Retrieved from http://hdl.handle.net/10045/77907

Mas, J. F., Lemoine-Rodríguez, R., González-López, R., López-Sánchez, J., Piña-Garduño, A., & Herrera-Flores, E. (2017). Land use/land cover change detection combining automatic processing and visual interpretation. *European Journal of Remote Sensing, 50*(1), 626–635. <u>https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1387505</u>

Messina, J. P., Walsh, S. J., Mena, C. F., & Delamater, P. L. (2006). Land tenure and deforestation patterns in the Ecuadorian Amazon: Conflicts in land conservation in frontier settings. *Applied Geography*, *26*(2), 113–128. <u>https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2005.11.003</u>

MINAM & CIAT (2014). Convenio marco de cooperación interinstitucional entre el Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT) y el Ministerio del Ambiente (MINAM). Peru. Retrieved from <u>http://www.minam.gob.pe/wp-content/uploads/2014/04/4.-CIAT.pdf</u> MINAM (2009). Mapa de Deforestación de la Amazonía Peruana 2000. Memoria Descriptiva. Lima, Peru: MINAM. Retrieved from <u>http://sinia.minam.gob.pe/download/file/fid/39067</u>

MINAM (2014a). Mapas kernel como indicador de la concentración de la pérdida de bosques húmedos amazónicos del Perú. Lima, Peru: Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático, MINAM. Retrieved from http://www.bosques.gob.pe/archivo/81ea34_nota_tecnica_1_2016.pdf

MINAM (2014b). Protocolo: Evaluación de la Exactitud Temática del Mapa de Deforestación. Dirección General de Ordenamiento Territorial. Lima, Peru: MINAM. Retrieved from <u>http://www.minam.gob.pe/ordenamientoterritorial/wp-</u> content/uploads/sites/18/2013/10/Protocolo-Validacion-Mapa-Deforestacion.pdf

MINAM (2015a). Cuantificación y Análisis de la Deforestación en la Amazonia Peruana en el período 2010–2011–2013–2014. Lima, Perú: MINAM. Retrieved from http://infobosques.com/portal/wp-content/uploads/2017/03/Memoria_Descriptiva_Cambios_Cobertura_Bosque_2014.pdf

MINAM (2015b). Mapa Nacional de Cobertura Vegetal. Memoria descriptiva. Lima, Perú. Retrieved from <u>http://www.minam.gob.pe/patrimonio-natural/wp-</u> <u>content/uploads/sites/6/2013/10/MAPA-NACIONAL-DE-COBERTURA-VEGETAL-</u> <u>FINAL.compressed.pdf</u>

MINAM (2016). Ambiente en acción. Lima, Peru: MINAM. Retrieved from <u>http://www.minam.gob.pe/wp-content/uploads/2016/07/AMBIENTE-EN-</u> ACCIO%CC%81N_version-NegraPata-impresion.pdf

Morales, E. (1986). Coca and cocaine economy and social change in the Andes of Peru. *Economic Development and Cultural Change*, *35*(1), 143–161. <u>https://doi.org/10.1086/451575</u>

MTC, Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2016a). *Amazonas: Camino al Desarrollo*. Lima, Peru: MTC. Retrieved from <u>https://docplayer.es/26999923-Amazonas-camino-al-</u> desarrollo.html

MTC (2016b). Red vial existente del Sistema Nacional de Carreteras por jerarquía, según Departamento: 2016. Retrieved from <u>http://portal.mtc.gob.pe/estadisticas/transportes.html</u>

Nené-Preciado, A. J., González, G., Mendoza, E. S. &, F. A. (2017). Cambio de cobertura y uso de suelo en cuencas tropicales costeras del Pacífico central mexicano. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, 94,* 64–81. <u>https://doi.org/10.14350/rig.56770</u>

Nepstad, DC, Stickler, CM, Soares-Filho, B., & Merry, F. (2008). Interacciones entre el uso del suelo, los bosques y el clima en el Amazonas: perspectivas de un punto de inflexión en el bosque a

corto plazo. Transacciones filosóficas de la Royal Society Biological Sciences, 363(1498), 1737– 1746.

OIM (2015). Migraciones Internas del Perú. Organización Internacional para las Migraciones. Lima, Peru: Ed. Aníbal Sánchez Aguilar.

Osorio, L. P., Mas, J. F., Guerra, F., & Maass, M. (2015). Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México. *Investigaciones geográficas*, 88, 60–74. <u>https://doi.org/10.14350/rig.43853</u>

Peralta-Rivero, C., Torrico-Albino, J. C., Vos, V. A., Galindo-Mendoza, M. G., & Contreras-Servín, C. (2015). Tasas de cambios de coberturas de suelo y deforestación (1986–2011) en el municipio de Riberalta, Amazonía boliviana. *Ecología en Bolivia, 50*(2), 91–114.

Phukan, P., Thakuriah, G., & Saikia, R. (2013). Land use land cover change detection using remote sensing and GIS techniques: a case study of Golaghat district of Assam, India. *International Research Journal of Earth Sciences*, 1(1), 11–15. Retrieved from http://www.isca.in/EARTH_SCI/Archive/v1/i1/2.ISCA-IRJES-2013-003.pdf

Pontius Jr, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 101*(2–3), 251–268. <u>https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008</u>

Porto F., G., & Eyji S., E. (2013). Mapa de densida de de Kernel como indicador de desmatamento futuro na Amazônia Legal. Presented at the *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto–SBSR*. Foz do Iguaçu, PR, Brasil, April 13–18, INPE. Brasil: IBAMA.

Ramírez, J. (2010). Uso actual de la tierra, informe temático. Proyecto Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) de la región de Amazonas, convenio entre el IIAP y el GRA. Iquitos, Perú. Retrieved from http://iiap.org.pe/Archivos/publicaciones/PUBL520.pdf

Ramírez, J.S., & Zubieta, R. (2005). Análisis regional y comparación metodológica del cambio en la cubierta forestal en la Región Mariposa Monarca (Final technical report). Instituto de Geografía, UNAM.

Rawat, J. S., & Kumar, M. (2015). Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: A case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *18*(1), 77–84. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.02.002

Richards, J. A., & Jia, X. (2006). *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Berlin: Springer.

Rojas, C., Pino, J., Basnou, C., & Vivanco, M. (2013). Evaluación de los cambios en el uso y cobertura del suelo en relación con los factores geográficos y la planificación urbana en el área metropolitana de Concepción (Chile). Implicaciones para la conservación de la biodiversidad. *Geografía Aplicada, 39*, 93–103.

https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.12.007

Rojas, J. (2013). El pago por servicios ambientales como alternativa para el uso sostenible de los servicios ecosistémicos de los páramos. *Ambiente y sostenibilidad, 1,* 57–65. <u>https://doi.org/10.25100/ays.v1i1.4339</u>

Rudel, T. K., Defries, R., Asner, G. P., & Laurance, W. F. (2009). Changing drivers of deforestation and new opportunities for conservation. *Conservation Biology*, *23*(6), 1396–1405. <u>https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2009.01332.x</u>

Schjellerup, I., Espinoza, C., Rollefson, J., Quipuscoa, V., Sorensen, M. K. & Peña, V. (2009). La Ceja de Montaña – A dissapearing landscape. The National Museum of Denmark, Ethnogr. *Monog*, *3*, 1–500.

Serra, P., Pons, X., & Saurí, D. (2008). Land-cover and land-use change in a Mediterranean landscape: a spatial analysis of driving forces integrating biophysical and human factors. *Applied Geography*, 28(3), 189–209. <u>https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2008.02.001</u>

Shanee, N., & Shanee, S. (2016). Land trafficking, migration, and conservation in the "no-man's land" of northeastern Peru. *Tropical Conservation Science*, 9(4), 1–16. https://doi.org/10.1177/1940082916682957

Silverman, B. W. (1986). Density estimation for statistics and data analysis. London: Chapman & Hall. <u>https://doi.org/10.1201/9781315140919</u>

Story, M., & Congalton, R. G. (1986). Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, *52*(3), 397–399.

Thakkar, A. K., Desai, V. R., Patel, A., & Potdar, M. B. (2017). Post-classification corrections in improving the classification of Land Use/Land Cover of arid region using RS and GIS: The case of Arjuni watershed, Gujarat, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *20*(1), 79–89. <u>https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.11.006</u>

Tinker, P. B., Ingram, J. S., & Struwe, S. (1996). Effects of slash-and-burn agriculture and deforestation on climate change. Agriculture, *Ecosystems & Environment*, *58*(1), 13–22. <u>https://doi.org/10.1016/0167-8809(95)00651-6</u>

Vargas G., E. (1992). Análisis y clasificación del uso y cobertura de la tierra con interpretación de imágenes. Colombia: IGAC (Instituto Geográfico Agustin Codazzi).

Vargas, J. (2010). Clima, informe temático. Proyecto Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) de la región de Amazonas, convenio entre el IIAP y el GRA. Iquitos, Perú.