

IMPACTO FUTURO DEL CAMBIO DE COBERTURA Y USO DE LA TIERRA EN COMUNIDADES INDÍGENAS YAGUA DE LA AMAZONÍA PERUANA

Juan José PALACIOS-VEGA^{1,*}, Ricardo ZÁRATE-GÓMEZ¹,
Manuel MARTÍN-BRAÑAS¹

¹ Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana (IIAP). Dirección de Investigación en Sociedades Amazónicas (SOCIODIVERSIDAD). Av. Quiñones km 2.5, Iquitos, Perú.

* Correo electrónico: jpalacios@iiap.gob.pe

RESUMEN

En los últimos diez años, la pérdida de bosque en las comunidades yagua de la cuenca del río Atacuari (CRA), Loreto, Perú, ha tenido a los cultivos migratorios (incluyendo a los de coca) como causas principales. En este contexto, se desconoce cómo será el impacto de las actividades antrópicas en los ecosistemas. El objetivo fue evaluar el impacto en los ecosistemas debido a los cultivos legales o ilegales en la CRA, bajo un enfoque geoespacial. Se generó un escenario de cobertura vegetal al 2026 y se analizó espacialmente el impacto de los ecosistemas utilizando los índices de calidad del hábitat (CH) y de autocorrelación espacial. Al 2026, la pérdida del bosque sería 4935,80 ha (4,19 % de la superficie total, 89,55 % del cambio total y 4,42 % del bosque en 2019), la CH muy alta pasaría a niveles altos y moderados, conformando patrones de puntos fríos en mosaicos de cultivos y pastos, con una significancia ($p < 0,05$). El impacto futuro en los ecosistemas de la CRA aumentará y será negativo, disminuyendo la CH por el aumento de los cultivos legales e ilegales, impactando también en las estructuras, conocimientos, prácticas y valores tradicionales de uso de los recursos en las comunidades de la CRA.

PALABRAS CLAVE: autocorrelación espacial, calidad del hábitat, comunidades indígenas, cultivos de coca, Loreto.

FUTURE IMPACT OF LAND COVER AND LAND USE CHANGE IN YAGUA INDIGENOUS COMMUNITIES FROM PERUVIAN AMAZON

In the last ten years, the loss of forest in the Yagua communities of the Atacuari River Basin (ARB), Loreto, Peru, has had to the shifting crop (including coca) as the main causes. In this context, the impact on ecosystems by the antropic activities is unknown. The objective was to evaluate the impact on ecosystems due to legal or illegal crops in the ARB. A vegetation cover scenario was generated to 2026 and the impact of the ecosystems was spatially analyzed using the habitat quality (HQ) and spatial autocorrelation indices. By 2026, the loss of the forest would be 4935,80 ha (4,19 % of the total area, 89,55 % of the total change and 4,42 % of the forest in 2019), the quality habitat very high would change to high and moderate, and it would form patterns of cold spots in crop and pasture mosaics category with a significance ($p < 0,05$). The future impact on the ecosystems will increase and will be negative due to a decrease in the quality of the habitat and an increase in legal and illegal crops, also impacting the structures, knowledge, practices and traditional values of resource use in the communities of the ARB.

KEYWORDS: spatial autocorrelation, habitat quality, Indigenous communities, coca crops, Loreto.

INTRODUCCIÓN

El cambio de cobertura boscosa debido a la deforestación en las comunidades indígenas de Loreto (Perú), tiene a la agricultura migratoria de los cultivos ilícitos como una de las principales causas de la transformación de los paisajes, afectando negativamente a los ecosistemas, a los servicios que estos proveen y a las poblaciones (Armenteras *et al.*, 2013; Kleven, 2019; Herrera *et al.*, 2021). En la cuenca del río Atacuari -en adelante, CRA- la deforestación continúa en aumento y la pérdida de bosque ha pasado de niveles altos a muy altos (GEOBOSQUES, 2021), principalmente debido a una desarticulación de las políticas públicas en lo territorial, ambiental, productivo, conservación y tenencia de tierras de las comunidades indígenas (Palacios-Vega *et al.*, 2021; Finer & Mamani, 2020; Hernández *et al.*, 2020).

Así mismo, la producción de coca y el narcotráfico también han aumentado en los últimos 20 años en la frontera entre Colombia, Perú y Brasil (Núñez *et al.*, 2019). Solo para la CRA en el periodo 2012-2016 la superficie de producción de coca aumentó de 0,1 a 4 ha/km² y en 41% del 2016 al 2017 (UNODC, 2018). Entre 1980 y 2000 se reportaron actividades cocaleras realizadas por migrantes de la cuenca del río Napo hacia el norte de Loreto por los ríos Cotuhé, Yaguas y Putumayo (Pitman *et al.*, 2011). Por lo anterior, tanto la CRA, como las comunidades de la cuenca baja del río Amazonas y el Trapecio son consideradas zonas vulnerables por cultivo de coca y narcotráfico (Herrera *et al.*, 2021).

Por otro lado, en los diferentes niveles de gobierno peruano se viene generando información geográfica, como el Mapa Nacional de Ecosistemas del Perú, para orientar la intervención en el territorio y las acciones de gestión en el país (MINAM, 2018). En Loreto se han identificado ecosistemas de humedales y sitios prioritarios para la conservación, donde se

recomienda desarrollar investigación complementaria en la identificación de impactos sobre los ecosistemas, los servicios ambientales y procesos ecológicos (Cabana *et al.*, 2020).

Así también, para el monitoreo de la deforestación y la cuantificación de la superficie de pérdida del bosque en la Amazonía peruana se han implementado herramientas tecnológicas que vienen generando datos geoespaciales desde hace 20 años. Sin embargo, aún se desconoce cuantitativa y espacialmente cómo será la dinámica del bosque, qué patrones conformarán y cómo será el impacto sobre los ecosistemas más representativos.

El cambio en los espacios geográficos se puede predecir a partir de los escenarios a futuro con enfoque geoespacial. En la CRA, muchos estudios cuantifican la deforestación, pero ninguno proyecta a futuro el comportamiento de los indicadores de la dinámica espacial. Lo anterior permitiría anticipar y comprender la complejidad de las interacciones entre los pobladores de la CRA y su medio ambiente, anticipar los cambios territoriales y contribuir a la toma de decisiones mediante la generación de instrumentos de gestión del territorio, conservación y el manejo efectivo (Blackman *et al.*, 2017; Palacios *et al.*, 2019; Rahimi *et al.*, 2020; Gomes *et al.*, 2021).

Una forma de cuantificar y representar el impacto sobre los ecosistemas con enfoque espacial con base al uso de la tierra y a la influencia de las amenazas a los hábitats, es a través del índice de calidad del hábitat (Aneseyee *et al.*, 2020); el cual tiende a disminuir por efectos del aumento de la presión del uso de la tierra sobre los hábitats cercanos (Sharp *et al.*, 2018). Así mismo, uno de los modelos más utilizados para determinar la calidad del hábitat es InVEST (Zhang *et al.*, 2020; Tang *et al.*, 2021), que permite obtener la extensión relativa y el grado de impacto en el tiempo de los tipos de hábitats en un territorio determinado (Sharp *et al.*, 2018).

Los fenómenos geográficos, como la dinámica de la cobertura vegetal, el cambio del uso de la tierra, el funcionamiento de los ecosistemas, sus niveles de impacto y sus características son medidos mediante técnicas de autocorrelación espacial, representados en patrones espaciales de puntos calientes o fríos (Li *et al.*, 2017; Ord & Getis, 1995; Elfadaly *et al.*, 2018; Zhu & Liu, 2018; Ren *et al.*, 2020). Los resultados obtenidos son utilizados en las propuestas de estrategias de manejo para el uso sostenible (Liras *et al.*, 2008; Motlagh *et al.*, 2020; Palacios-Vega *et al.*, 2021).

Por lo anterior, el presente estudio tuvo por objetivos: 1) Simular un escenario futuro de cambio de cobertura del bosque al 2026. 2) Evaluar la calidad del hábitat y 3) Analizar el agrupamiento y distribución de los patrones espaciales de la calidad del hábitat en tres escenarios, 2012, 2019 y 2026 en la CRA, Loreto, Perú.

La información cartográfica generada, será útil y contribuirá a conocer la tendencia de la presión sobre el bosque debido a la mezcla de cultivos lícitos e ilícitos en las comunidades indígenas de la Amazonía peruana y así tomar mejores decisiones en el control de su expansión y en la gestión de los bosques, asegurando de esta manera los servicios ecosistémicos que proveen, un crecimiento sostenible y el desarrollo de las comunidades fronterizas.

METODOLOGÍA

ÁREA DE ESTUDIO

Corresponde a la cuenca del río Atacuari (CRA), afluente del río Amazonas, ubicada en el distrito Ramón Castilla, provincia Mariscal Ramón Castilla, departamento Loreto, Perú. Limita por el Norte con territorios de la provincia Mariscal Ramón Castilla, al Este con el Trapecio amazónico

(Colombia), al Sur con el río Amazonas y al Oeste con el distrito San Pablo.

Tiene una extensión aproximada de 117 682,76 ha y es territorio de cuatro comunidades indígenas pertenecientes al pueblo yagua: Isla Tigre, Uranias, El Sol y 1 de Octubre (Figura 1). Estas comunidades cuentan con una población total de 376 habitantes y son considerados población rural (INEI, 2018) y se encuentran a lo largo de las riberas del río Atacuari en zonas inundables y no inundables debido a la dependencia de las conexiones fluviales para realizar sus actividades productivas, comerciales y sociales.

Los tipos de bosques presentes son, bosques de colinas bajas, de terrazas bajas y altas, así como bosques de llanuras meándricas, bosques inundables de palmeras (aguajales) y bosques de terrazas inundables por aguas negras. Los bosques de colinas bajas, de terrazas bajas y altas están conformados por árboles emergentes que miden de 22 m a 35 m de alto; las especies más representativas en los bosques de colinas son *Eschweilera coriacea*, *Eschweilera tessmannii*, *Otoba glycyarpa*, *Eschweilera parvifolia*, *Ophiocaryon manausense*, *Pouteria guianensis*, *Virola pavonis*, *Iryanthera tricornis*; en los bosques de terrazas bajas y altas se encuentran *Miconia klugii*, *Cecropia ficifolia*, *Leonia cymosa*, *Cecropia sp.*, *Erisma laurifolium*, *Inga laurina*, *Stylogyne longifolia*, *Amanoa nanayensis*, *Nealchornea yapurensis*, *Eschweilera coriacea*, *Iryanthera paraensis*, *Xylopia micans*, *Inga laurina*, *Virola flexuosa*, *Cariniana decandra*, *Eschweilera parvifolia*. En los bosques de llanuras meándricas, los tipos de vegetación son complejos sucesionales riparios, que van desde herbazales hasta bosques, el bosque llega a medir 25 m de alto; con especies representativas como *Cecropia distachya*, *Cecropia membranacea*, *Gynerium sagittatum*, *Trema micrantha*, *Triplaris americana*, *Inga cayennensis*, *Pterocarpus amazonum*, *Cordia collococca*, entre otras. En el bosque

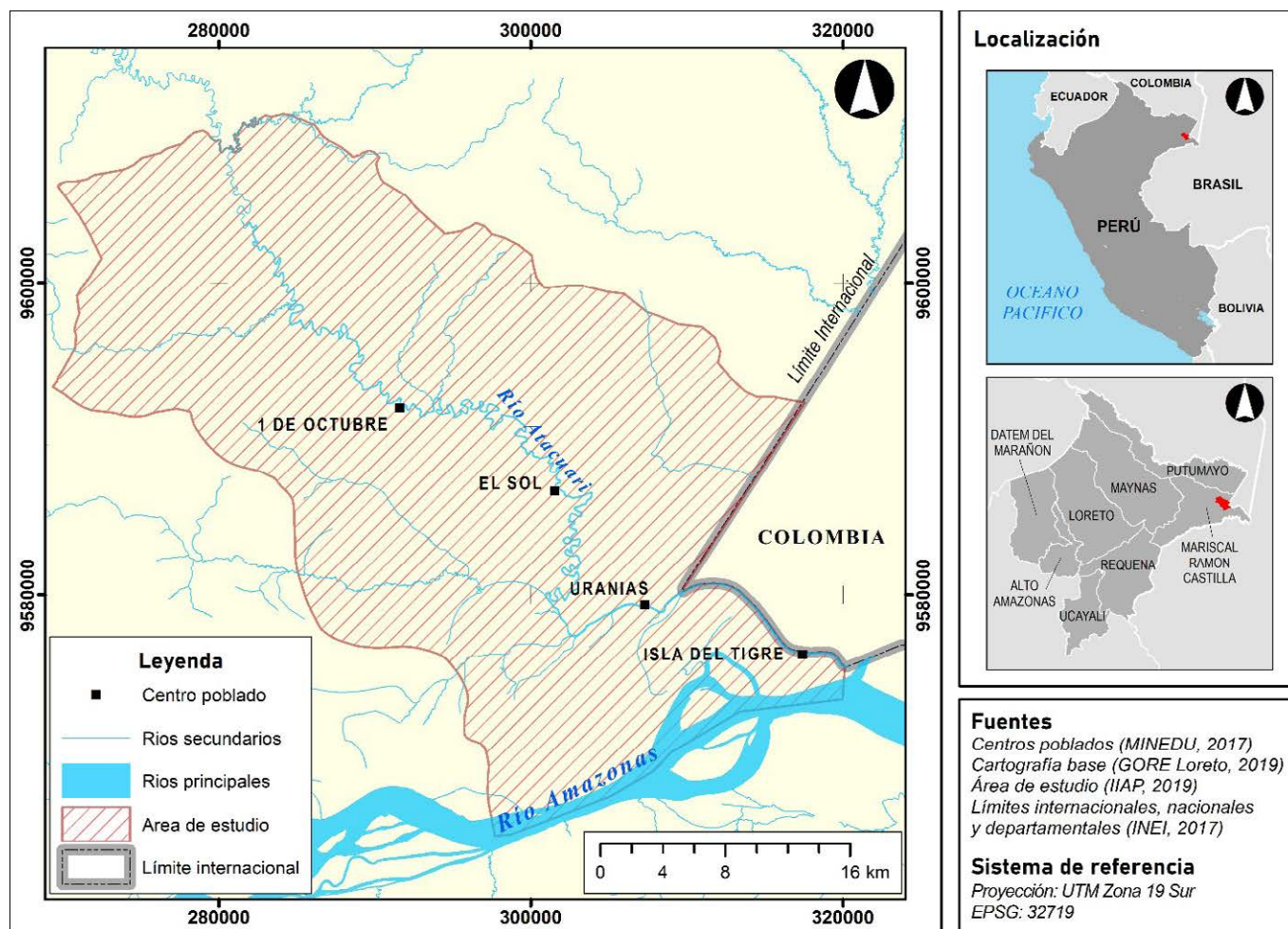


Figura 1: Mapa de ubicación del área de estudio, cuenca del río Atacuari, Loreto, Perú.

inundable de palmeras (aguajales) se encuentran palmeras de hasta 25 m de alto, con árboles emergentes que pueden llegar de 30 m a 35 m de alto; con especies representativas como *Mauritia flexuosa*, *Socratea exorrhiza*, *Euterpe precatoria*, *Virola pavonis*, *Garcinia madruno*, *Zygia latifolia*, *Tapirira guianensis*, *Parahancornia peruviana*, entre otras. En el bosque de terrazas inundables por agua negra, encontramos especies de 20 m de alto, como *Symmeria paniculata*, *Vismia amazonica*, *Crateva tapia*, *Margaritaria nobilis*, *Nectandra turbacensis*, *Triplaris peruviana*, *Heisteria acuminata*, *Clarisia biflora*, entre otras (Zárate et al., 2013).

El área de estudio posee un clima cálido y húmedo casi todo el año, debido a su ubicación ecuatorial, con influencia de los ríos Amazonas y Atacuari. La precipitación en el mes de enero varía entre 250 y 350 mm, en el mes de julio entre 150 y 200 mm, la precipitación total anual es de 2750 mm; la temperatura promedio en este sector es de 25 °C, variando durante el año con una máxima y mínima promedios de 27 °C y 23 °C respectivamente (Mendoza et al., 1999; Jiménez & Gonzáles, 2022).

El área de estudio forma parte del territorio ancestral de los pueblos ticuna y yagua. Esta zona ha presenciado complejas dinámicas

migratorias, generadas en un primer momento por los conflictos interétnicos entre los pueblos que la habitaban y posteriormente por las migraciones acaecidas durante la época misional, el boom del caucho, las presiones extractivas en el siglo XX y los cultivos ilícitos en el siglo XXI (Chaumeil, 1981; Chaumeil, 1994). Actualmente la mayoría de comunidades en la CRA tienen una base social yagua; existiendo algunas con base social multiétnica, con población ticuna, yagua, kukama y mestiza.

Las principales actividades que desarrollan las comunidades en la CRA se vinculan al aprovechamiento de los recursos del bosque, de los ríos, lagunas y quebradas, así como de la variedad cultivada en las chacras tradicionales (MINCUL, 2021). Los pobladores yagua se dedican periódicamente a la caza, adentrándose en el bosque durante varios días (Chaumeil, 1994). La caza es una actividad muy importante que no solo proporciona proteína de muy buena calidad, sino también permite acceder a ingresos económicos derivados de la venta de los excedentes cazados.

DATOS Y PROGRAMAS

Se recopilaron datos en formato *shapefile* de ríos y cuerpos de agua al 2019 y centros poblados al 2017 desde la base de datos cartográfica del Geoservidor del Ministerio del Ambiente del Perú (<https://geoservidor.minam.gob.pe/recursos/intercambio-de-datos/>) y del Ministerio de Educación del Perú en: <http://sigmed.minedu.gob.pe/descargas/>.

Se obtuvo información de sensores remotos de los satélites: RapidEye (2001 y 5 m de resolución espacial) solicitadas al Ministerio del Ambiente del Perú, Sentinel 2A (2020, 10 y 20 m resolución espacial) descargadas desde el módulo *Code Editor* de Google Earth Engine, y SPOT 6 (2019 y 6 m de resolución) solicitadas a la

Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial del Perú (CONIDA).

Toda la información geográfica utilizada y generada en la presente investigación estuvo en el Sistema de Proyección Cartográfica UTM WGS 84, Zona 19 Sur. Los programas utilizados fueron ArcGIS 9.1, QGIS 2.18, complemento para QGIS *Modules for Land Use Change Evaluation* (MOLUSCE), InVEST 3.7.0 y GeoDa 1.16.

CLASIFICACIÓN DE COBERTURA Y USO DE LA TIERRA 2012 Y 2019

Se calculó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) para los años 2012 y 2019, para ello utilizamos las bandas espectrales de las imágenes RapidEye y Sentinel 2A. A partir de los valores de NDVI definimos cuatro categorías de cobertura y uso de la tierra (CUT), sin vegetación (SV), mosaico de cultivos y pastos (MCP), bosques y áreas mayormente naturales (BAMN) y cuerpos de agua (CA), de acuerdo a Palacios *et al.* (2019) y utilizando la leyenda CORINE Land Cover adaptada para el Perú (MINAM, 2014). Se generaron nuevos *raster* de CUT con píxeles remuestreados a 20 m de resolución espacial, y corregistrados para el análisis multitemporal y generación del escenario futuro de CUT. Se validó la clasificación CUT del 2019 con datos tomados en campo y datos extraídos de la imagen de satélite SPOT 6 (Figura 2).

ESCENARIO Y DINÁMICA DEL CAMBIO DE COBERTURA Y USO DE LA TIERRA AL 2026

Con los *shapefile* de centros poblados, ríos principales, ríos secundarios y fisiografía, se generaron cuatro *raster* de variables espaciales explicativas: distancia a los centros poblados (DCP), distancia a los ríos secundarios (DRS), distancia a los ríos principales (DRP) y unidades fisiográficas (UF), estos *raster* fueron integrados con los *raster* CUT

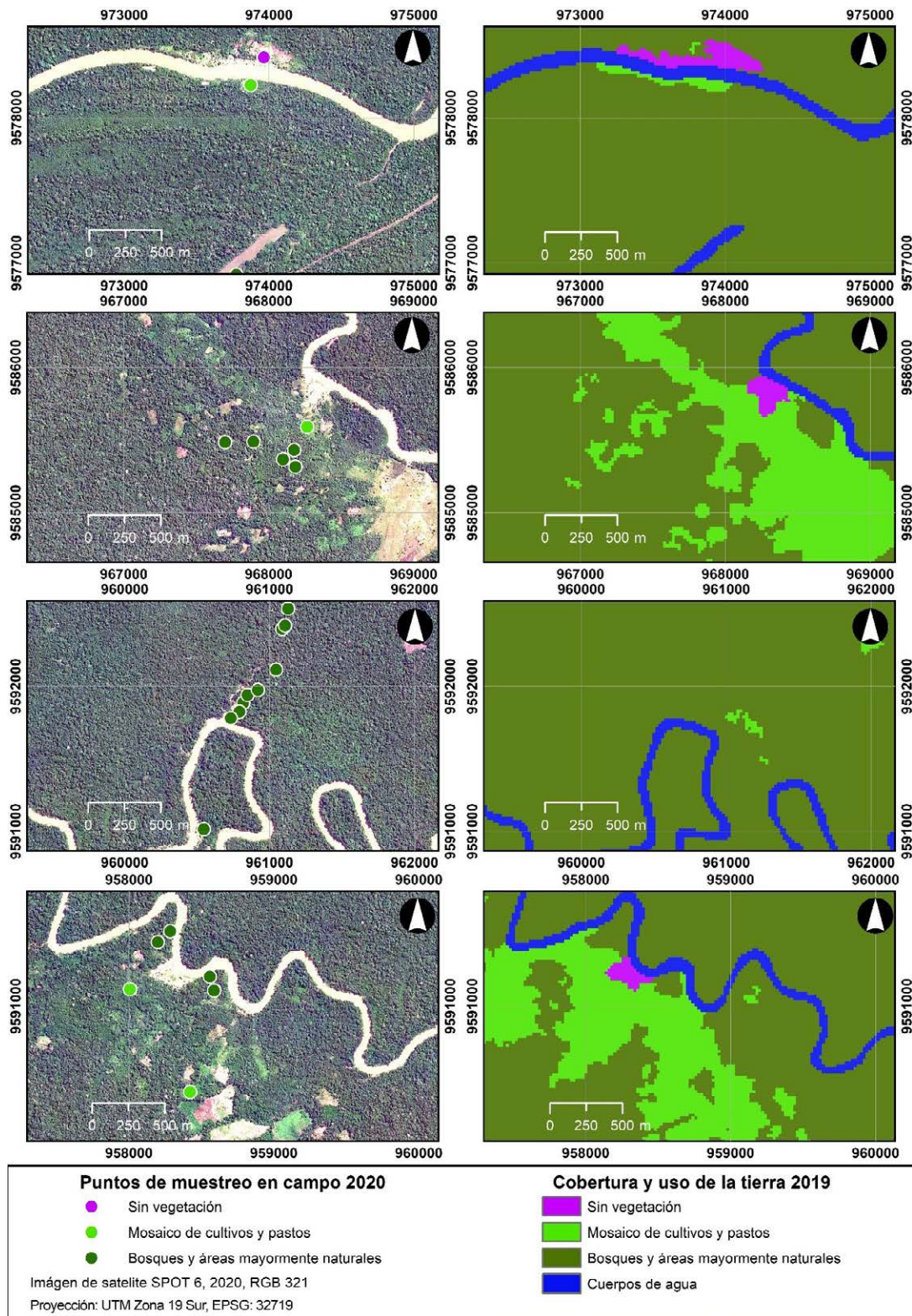


Figura 2: Distribución de datos de campo por tipo de cobertura y uso de la tierra.

Nota: Izquierda, datos para la validación de la clasificación CUT 2020, puntos de muestreo en campo de cobertura vegetal y uso, imagen de satélite SPOT 6, 1,5 m, RGB 321, 2020. Derecha, clasificación de CUT 2019.

del 2012 y 2029 en el complemento MOLUSCE para QGIS. En MOLUSCE se midió el grado de correlación de las variables espaciales explicativas geográficas y los datos de cobertura y uso de la tierra con la prueba de correlación de Pearson, se generó una matriz de transición potencial, se aplicó el modelo de Redes Neuronales Artificiales, y se simuló el escenario de CUT al 2026 mediante Automatas Celulares (Guidigan *et al.*, 2019; Palacios *et al.*, 2019; Principi, 2021; Muhammad *et al.*, 2022). Para cuantificar y representar en mapas la superficie de ganancia, pérdida y permanencia entre las CUT del 2012, 2019 y 2026 aplicamos una tabulación cruzada en el programa ArcGIS 9.1 (Pontius Jr. *et al.*, 2004; Hewitt *et al.*, 2016).

CÁLCULO DEL ÍNDICE DE CALIDAD DEL HÁBITAT

Se midió la calidad del hábitat -en adelante, CH- utilizando el modelo InVEST, este mide la CH con base a la cercanía de un hábitat a los usos antrópicos, estos últimos pueden ser tomados como amenazas al hábitat; una tendencia a valores altos indica alta calidad del hábitat y biodiversidad. Para más detalle acerca del índice de CH e InVEST, consultar Sharp *et al.* (2018) y Tang *et al.* (2021).

Se ingresaron a InVEST los *raster* de CUT expresados en tres escenarios, 2012 (base), 2019 (actual) y 2026 (futuro); se reclasificaron bajo un enfoque binario las unidades de CUT en dos categorías: 1) de hábitats y 2) intervenidas (Sharp *et al.*, 2018). Se definieron los factores de amenaza a los hábitats, su densidad y sus efectos, generándose capas *raster* de distancia a los ríos principales, de distancia a los centros poblados y de áreas de cultivo. Se evaluó la máxima distancia de presión, se ponderó cada amenaza y la sensibilidad de los hábitats a cada factor de amenaza, de acuerdo a lo establecido en Sharp *et al.* (2018).

Finalmente, para una mejor representación de los valores resultantes de la CH que varían entre 0 y 1 se reclasificaron en niveles de muy baja (0-0,2), baja (0,2-0,4), moderada (0,4-0,6), alta (0,6-0,8) y muy alta CH (0,8-1), de acuerdo a lo propuesto por Zhang *et al.* (2020).

CONFIGURACIÓN ESPACIAL DE LA CALIDAD DEL HÁBITAT

Para representar los patrones espaciales de la CH se generó una malla vectorial con celdas de 200 x 200 m, se calculó el valor promedio del índice de CH mediante estadísticas zonales, este valor fue asignado a cada celda de la malla generada (Shirvani *et al.*, 2017; Gomes *et al.*, 2021). Se analizó la autocorrelación espacial de la CH con el índice I de Moran con una significancia estadística ($p < 0,05$), valores del I de Moran entre -1 y 1 son indicadores de una distribución dispersa o agrupada respectivamente, valores cercanos de 0 indicaran no existencia de autocorrelación espacial y la calidad del hábitat sería aleatoria (Shorridge, 2007). Finalmente, se generaron mapas de distribución de la CH aplicando un análisis de puntos calientes y fríos mediante el índice local de Getis-Ord (G^*) con una significancia estadística ($p < 0,05$) (Bera & Das Chatterjee, 2019; Palacios-Vega *et al.*, 2021).

RESULTADOS

ESCENARIO Y DINÁMICA DEL CAMBIO DE COBERTURA Y USO DE LA TIERRA AL 2026

Las variables espaciales explicativas utilizadas presentaron una diversidad de valores en la evaluación de la correlación de Pearson (Tabla 1), indicando que el modelo predictivo de CUT al 2026 es influenciado por todas las variables explicativas.

Tabla 1. Matriz de correlación de variables espaciales explicativas.

	DCP	DRS	DRP	UF
DCP	---	-0,072	0,867	0,386
DRS		---	-0,124	0,251
DRP			---	0,422
UF				---

Nota: DCP (distancia a los centros poblados), DRS (distancia a los ríos secundarios), DRP (distancia a los ríos principales) y UF (unidades fisiográficas).

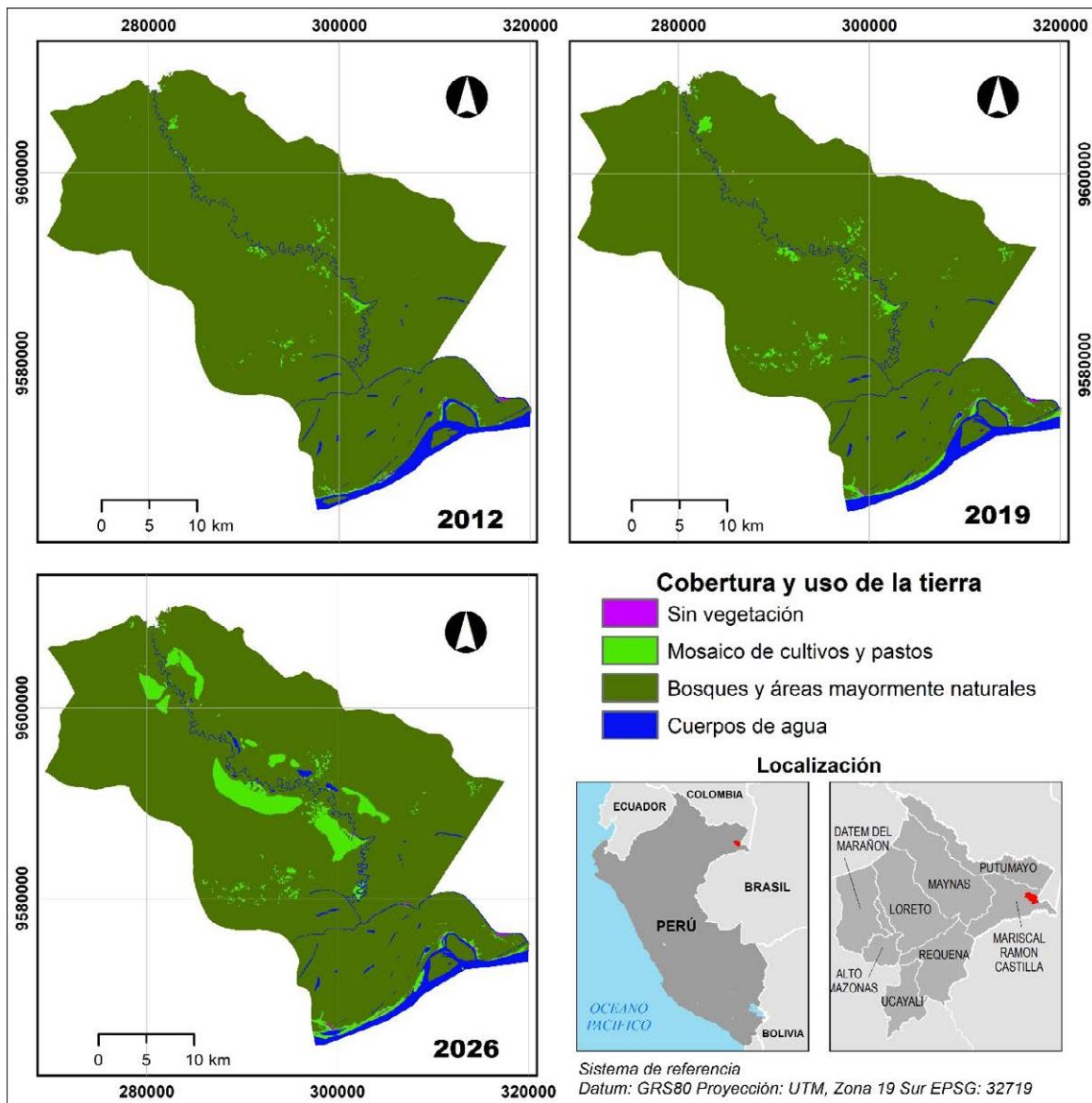


Figura 3: Distribución de la cobertura y uso de la tierra por escenario (2012, 2019 y 2026). El CUT 2026 se generó con MOLUSCE para QGIS.

Tabla 2. Superficie en hectáreas de cobertura y uso de la tierra (CUT).

CUT	2012		2019		2026	
	ha	%	ha	%	ha	%
SV	64,32	0,05	97,12	0,08	129,96	0,11
MCP	911,40	0,77	2146,52	1,82	6948,60	5,90
BAMN	112 667,12	95,74	111 581,44	94,82	106 645,64	90,62
CA	4039,92	3,43	3857,68	3,28	3958,56	3,36
Total	117 682,76	100,00	117 682,76	100,00	117 682,76	100,00

Nota: SV (sin vegetación), MCP (mosaico de cultivos y pastos), BAMN (bosque y áreas mayormente naturales) y CA (cuerpos de agua).

Tabla 3. Matriz cruzada de ganancias y pérdidas totales en hectáreas de las coberturas y usos de la tierra periodos 2012-2019 y 2019-2026.

2012/2019	SV	MCP	BAMN	CA	Total	Pérdida	%
SV	62,52	1,56	0,12	0,12	64,32	1,80	2,80%
MCP	28,48	706,28	140,96	35,68	911,40	205,12	22,51%
BAMN	5,92	1195,40	111 096,04	369,76	112 667,12	1571,08	1,39%
CA	0,20	243,28	344,32	3452,12	4039,92	587,80	14,55%
Total	97,12	2146,52	111 581,44	3857,68			
Ganancia	34,60	1440,24	485,40	405,56			
%	0,36	0,67	0,004	0,11			

2019/2026	SV	MCP	BAMN	CA	Total	Pérdida	%
SV	95,44	1,48	0,12	0,08	97,12	1,68	1,73%
MCP	27,04	1961,52	132,64	25,32	2146,52	185,00	8,62%
BAMN	7,40	4735,72	106 509,64	328,68	111 581,44	5071,80	4,55%
CA	0,08	249,88	3,24	3604,48	3857,68	253,20	6,56%
Total	129,96	6948,60	106 645,64	3958,56			
Ganancia	34,52	4987,08	136,00	354,08			
%	0,27	0,72	0,001	0,09			

Nota: SV (sin vegetación), MCP (mosaico de cultivos y pastos), BAMN (bosque y áreas mayormente naturales) y CA (cuerpos de agua).

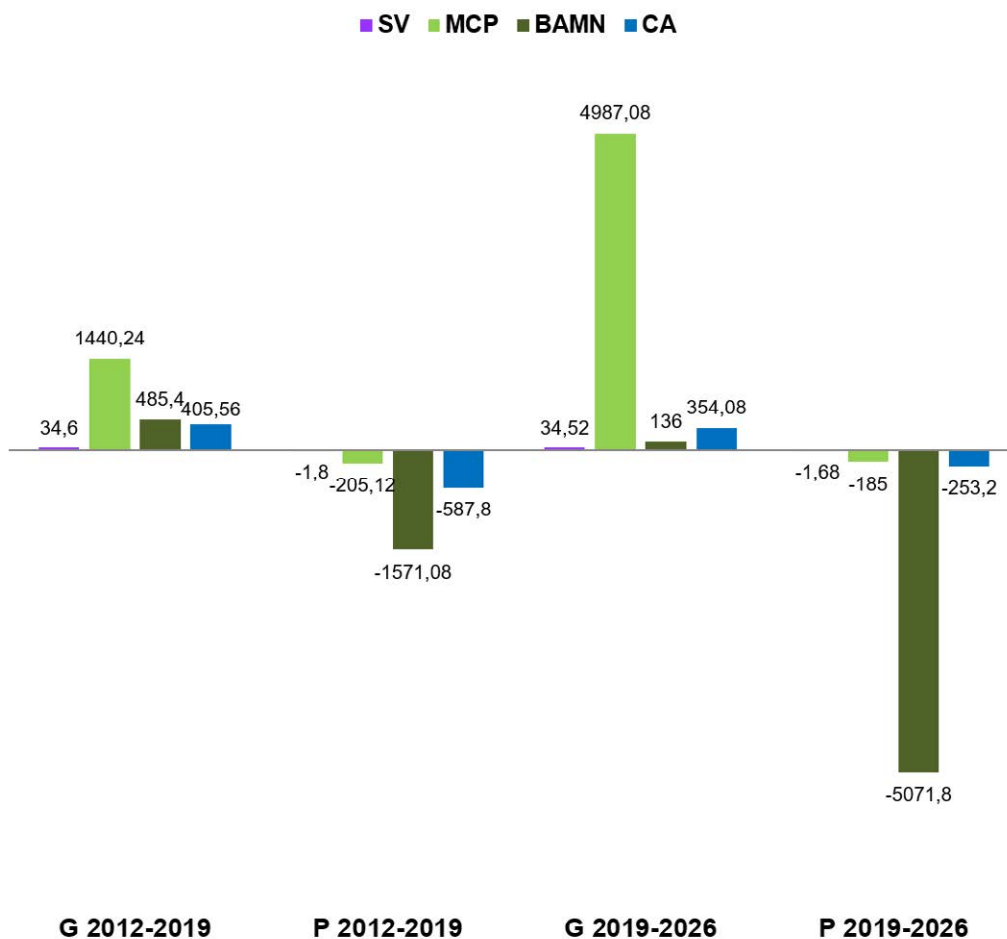


Figura 4: Pérdida y ganancia por categorías de cobertura y uso de la tierra, periodos 2012 - 2019 y 2019 - 2026. SV (sin vegetación), MCP (mosaico de cultivos y pastos), BAMN (bosque y áreas mayormente naturales) y CA (cuerpos de agua). G 2012-2019 (ganancia en el periodo 2012-2019), P 2012-2019 (pérdida en el periodo 2012-2019), G 2019-2026 (ganancia en el periodo 2019-2026), P 2019-2026 (pérdida en el periodo 2019-2026).

En el periodo 2012-2019 la superficie de MCP aumentó en lugares aledaños a los centros poblados o áreas sin vegetación y ríos principales. Al 2026 se espera que la superficie de los BAMN disminuya y de MCP aumente, ubicándose este último en lugares contiguos al río Atacuari (Figura 3). De forma general, los patrones de cambio de CUT entre periodos de análisis tienden a la pérdida de los BAMN.

En el periodo 2012-2019, la pérdida total de los BAMN fue de 1571,08 ha y la pérdida neta de 1085,68 ha, representando esta última 0,92

% de la superficie total, 45 % del cambio total y 0,96 % de la categoría BAMN del 2012, en mayor medida la pérdida fue debida al aumento de los MCP, a la dinámica de los CA y en menor medida, al crecimiento de los centros poblados incluidos en la categoría SV. Para el 2026 pronosticamos una pérdida total de bosque de 5071,80 ha y una pérdida neta de 4 935,80 ha, representando esta última el 4,19 % de la superficie total, el 89,55 % del cambio total y 4,42 % de la categoría BAMN del 2019, debido principalmente al aumento de los MCP (ver Tabla 3 y Figura 4).

CALIDAD DEL HÁBITAT

Los resultados obtenidos indican que las zonas de CH muy baja coinciden con las áreas de MCP en cada año de análisis. En el periodo 2012-2019 y al oeste del área de estudio se observa una CH alta. Al año 2026, las zonas contiguas a las de muy baja CH pasarían de muy alta a alta CH (Figura 5). El promedio de CH disminuye ligeramente entre

el 2012 (0,952) y 2019 (0,934) siguiendo la tendencia a la disminución en el 2026 (0,824), pero manteniéndose en el nivel muy alto. Los coeficientes de variación de los tres escenarios presentan una baja variabilidad para 2012 (10 %), 2019 (14 %) y 2026 (27 %). La CH en los años 2012 y 2019 se mantiene como muy alta, al 2026 la tendencia es a disminuir a niveles de CH alta y moderada (Figura 6). La superficie de baja CH aumenta de

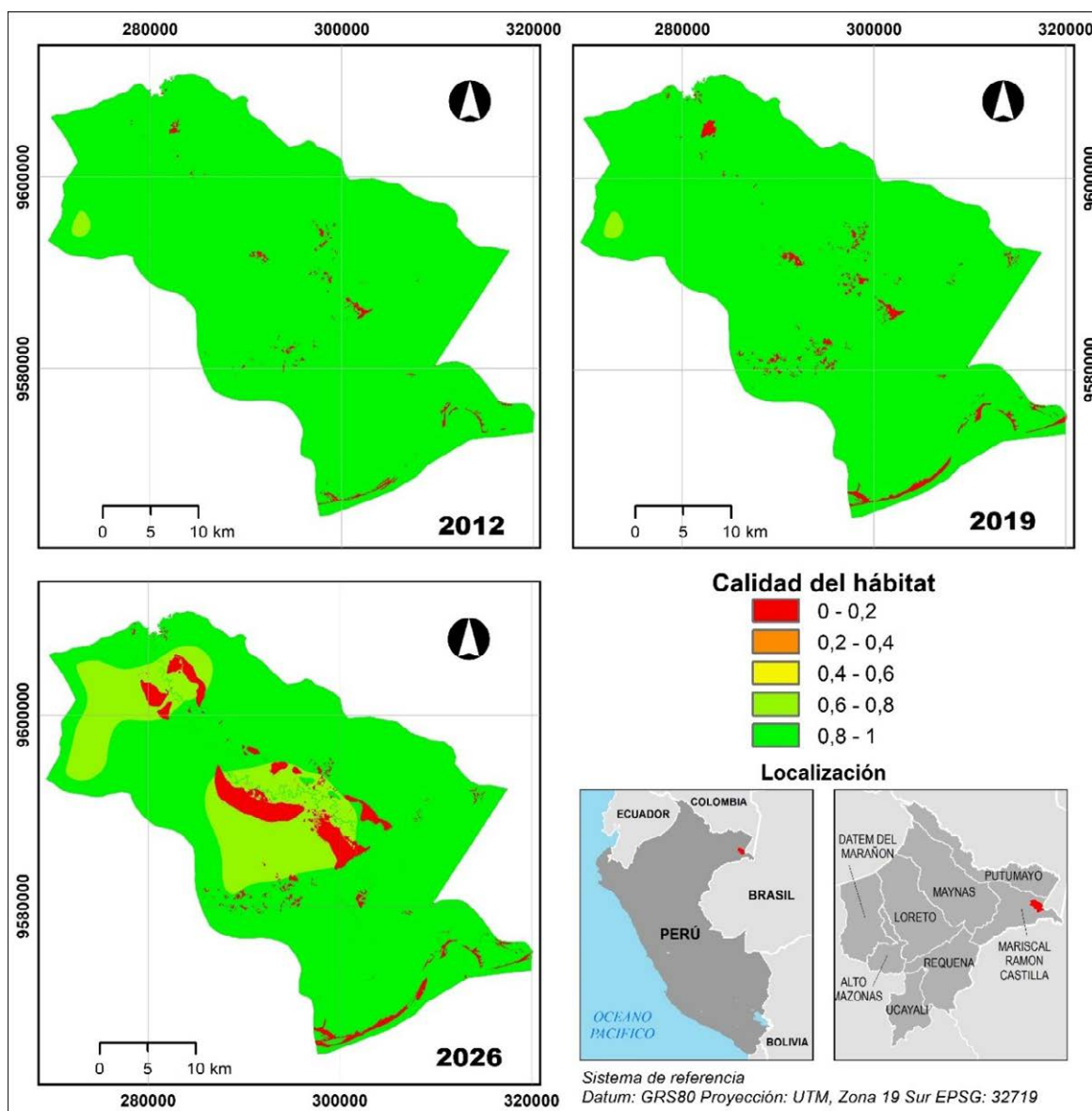


Figura 5: Distribución espacial de la calidad del hábitat por niveles del 2012, 2019 y 2026 en la cuenca del río Atacuari.

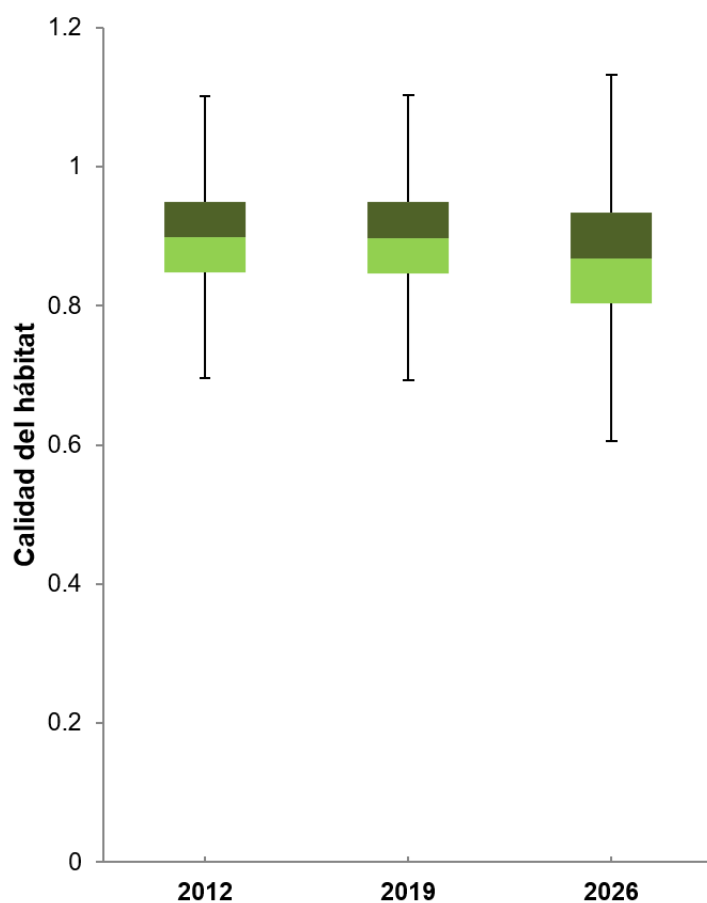


Figura 6: Distribución de la calidad del hábitat por escenarios en la cuenca del río Atacuari.

Tabla 4. Porcentaje de superficie de calidad de hábitat por escenario.

Nivel de calidad del hábitat		% de superficie / Escenarios de análisis		
		2012	2019	2026
Muy baja	0 - 0,2	0,83	1,91	6,01
Baja	0,2 - 0,4	0	0	0
Moderada	0,4 - 0,6	0	0	0
Alta	0,6 - 0,8	0,33	0,36	17,93
Muy alta	0,8 - 1	98,84	97,73	76,06
Total		100,00	100,00	100,00

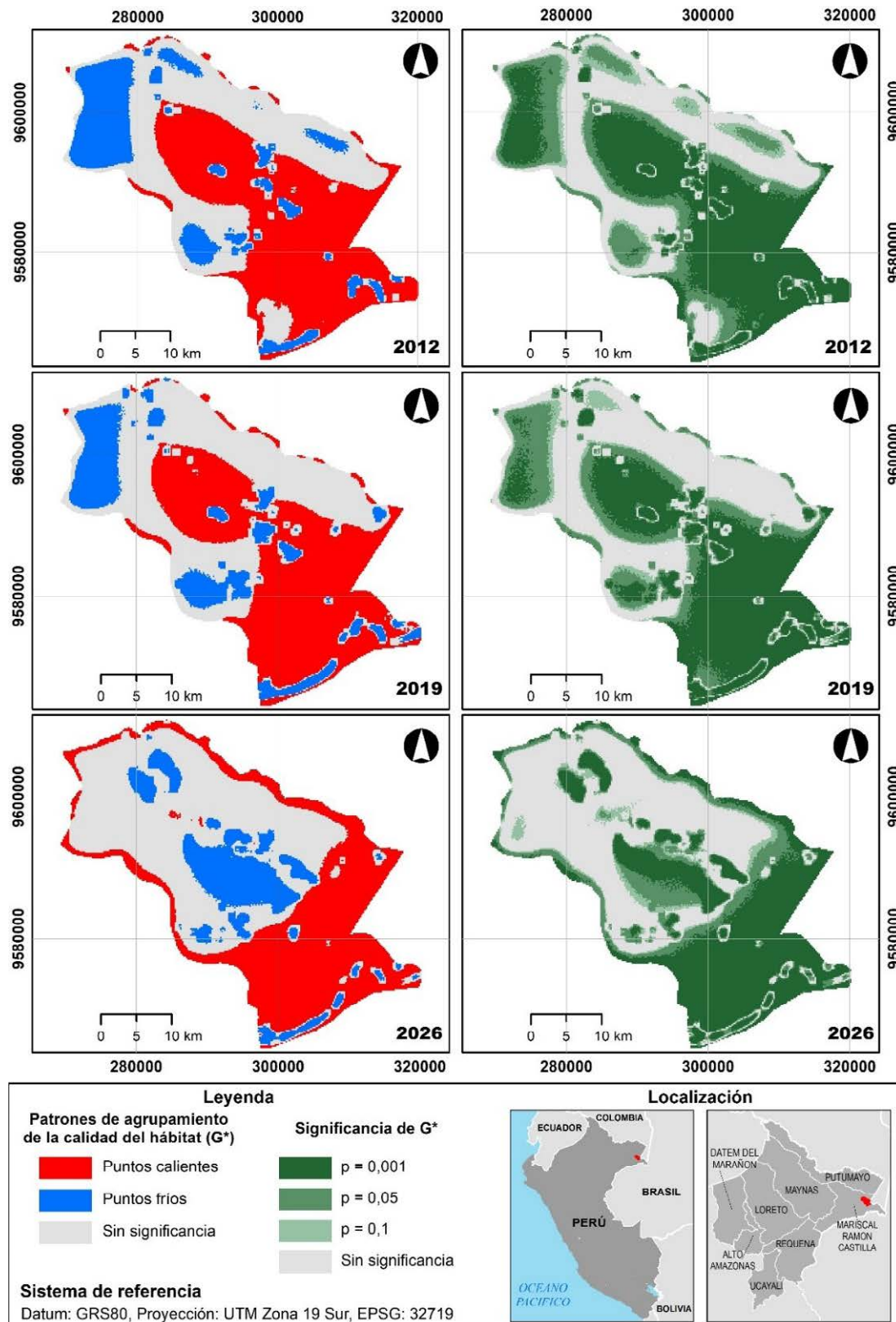


Figura 7: Distribución espacial de los patrones de agrupamiento de la calidad del hábitat en la cuenca del río Atacuari. Índice de Getis-Ord (derecha), significancia estadística (izquierda).

0,8 % a 6 %, la alta CH también aumenta hasta 17 %, mientras que la muy alta CH disminuye de 98 % a 76 %, no se observan valores de superficie en los niveles baja y moderada CH, indicando un cambio drástico, extremo y nada progresivo (Tabla 4).

CONFIGURACIÓN ESPACIAL DE LA CALIDAD DEL HÁBITAT

El índice de Moran indica un ajuste lineal a través de la nube de puntos, la pendiente en los escenarios base (2012), actual (2019) y futuro (2026) fueron de 0,647, 0,675 y 0,870; no presenta valores atípicos y se evidencia una autocorrelación espacial positiva para los tres escenarios, esto indica que la CH conforma patrones espaciales agrupados y concentrados en el cuadrante inferior izquierdo, conformando mayormente un agrupamiento Bajo-Bajo de la CH en los tres escenarios de análisis.

G* agrupa los valores de CH conformando patrones espacio-temporales de puntos calientes y fríos con un nivel de confianza $p < 0,05$. El agrupamiento de puntos calientes en 2012 y 2019 se distribuye desde el centro hacia el sur de la CRA; al noroeste de la CRA se consolida un agrupamiento de puntos fríos, así mismo, la CH disminuye y conforma patrones espaciales de puntos fríos que coinciden espacialmente en los lugares de categorías SV y MCP, cercanas a los centros poblados y cuerpos de agua. Para el 2026, la alta CH expresada en patrones de puntos calientes se restringirá hacia el sur de la CRA, mientras que las áreas de puntos fríos se distribuirán de forma similar a la categoría MCP en el escenario pronosticado, finalmente observamos hacia el noroeste de la CRA una reducción de la CH con respecto a los años anteriores (Figura 7).

DISCUSIÓN

ESCENARIO Y DINÁMICA DEL CAMBIO DE COBERTURA Y USO DE LA TIERRA AL 2026

Al 2026 la categoría que más sufrirá pérdida de superficie serían los BAMN, siguiendo la tendencia a la pérdida obtenida en el periodo 2012-2019, estos resultados son consistentes con otros trabajos en Amazonía peruana, donde la pérdida de áreas boscosas es calculada simulando un escenario a futuro (Palacios *et al.*, 2019). Así mismo, en un contexto amazónico peruano y principalmente en la CRA, la pérdida del bosque se da por el aumento de los cultivos (lícitos o ilícitos), la ampliación de los asentamientos poblacionales indígenas, y por la erosión lateral de los ríos (Ashaolu *et al.*, 2019; Kamaraj & Rangarajan, 2021). En este sentido, nuestros resultados permiten ubicar lugares potenciales de pérdida de bosque por cultivos lícitos e ilícitos, siendo esta mezcla de cultivos una práctica común en contextos donde la atención estatal es mínima y la vulnerabilidad provocada por las necesidades básicas insatisfechas es elevada; afectando a los hábitats, ecosistemas y sobre todo a las comunidades indígenas que habitan en la CRA.

Nuestros resultados sugieren a futuro que el aumento de los MCP sería en detrimento de los BAMN, y que esto se daría por la fuerte presión de los cultivos lícitos e ilícitos provenientes de otros sectores aledaños a la CRA, coincidiendo con estudios que concluyen que uno de los impulsores de la pérdida de bosque son los cultivos ilícitos (UNODC, 2018; Núñez *et al.*, 2019; Tellman *et al.*, 2020). En este sentido, y debido a que solo se generó un escenario a futuro (explicado por el cambio debido al aumento de cultivos y la dinámica fluvial) sugerimos evaluar la dinámica de

los bosques a mayor detalle, y considerando la diferenciación entre cultivos lícitos e ilícitos.

Pese a no haber realizado una prueba de calibración del modelo de escenario a futuro tal como lo hicieron Palacios *et al.* (2019) y Brovelli *et al.* (2020), para obtener nuestros resultados elegimos y utilizamos variables de acuerdo al contexto de la CRA y así obtener un éxito en el modelado del escenario a futuro (Buğday & Buğday, 2019). Las variables espaciales explicativas que elegimos fueron: 1) la distancia a los ríos, debido a que estos se comportan como vías de comunicación en la Amazonía peruana, donde casi no predominan las carreteras, 2) la distancia a los centros poblados, donde una mayor distancia al centro poblado contribuye al desarrollo de los cultivos ilícitos. y 3) la fisiografía, que define los tipos de bosque de acuerdo a una clasificación de relieve o unidades fisiográficas (Zárate *et al.*, 2019; Zárate *et al.*, 2020).

En este sentido, la CRA no es comparable con otros contextos en donde los cambios se explican por factores que los hacen mucho más complejos, como la presión urbana por crecimiento demográfico, diversos tipos de cultivos, carreteras, minería, diferencias abruptas de altitud o diversidad de relieves. Por ejemplo, en contextos urbanos donde la población amplía su espacio vital de forma diferente, los escenarios a futuro con enfoque geoespacial siempre tienden a la pérdida del bosque, explicada por el aumento de áreas de cultivos y zonas urbanas (Palacios *et al.*, 2019; Alam *et al.*, 2021). En la CRA y zonas aledañas a Colombia y Brasil, las dinámicas de cambio son mucho más intensas, debido a estrategias comerciales internas relacionadas con actividades legales, ilegales u otras mucho menores, actualmente ligadas a movimientos religiosos mesiánicos; estas actividades se desarrollan en espacios remotos, y el bosque amazónico es propicio para esto (Aguirre, 2015; Zárate, 2017; Tellman *et al.*, 2020).

CALIDAD DEL HÁBITAT EN LA CUENCA DEL RÍO ATACUARI

La CH en la CRA para 2012 y 2019 se categoriza en muy baja y muy alta, coincidiendo espacialmente con las categorías de cobertura y uso MCP y BAMN respectivamente, estos resultados son consistentes con otros estudios donde una muy alta CH se da en áreas con baja probabilidad de actividad humana (Sharma *et al.*, 2018; Zhang *et al.*, 2020) y donde las amenazas a la CH están definidas y evaluadas en base a la cobertura y uso de la tierra (Sharp *et al.*, 2018). Así mismo, lo anterior se pudiera explicar también debido a que, en los últimos años, en la CRA, con la finalidad de erradicar los cultivos de coca, se ha promovido la plantación de monocultivos de cacao, lo que tiende a amplificar aún más la frontera agrícola, generando un aumento de las áreas deforestadas (Armenteras *et al.*, 2013).

El modelo permite apreciar otros cambios, como en los hábitats naturales, que fueron definidos por las categorías BAMN y CA, aun cuando esta última presenta una dinámica fluvial por erosión lateral, que hace ganar superficie, pero también perderla.

Para el escenario futuro (2026), se observa el cambio de la categoría muy alta CH a alta CH, debido principalmente a la pérdida de BAMN a costa de MCP, esto indica que un cambio en la CUT se refleja en un cambio de la CH, lo que permite explicar, que una alteración en el bosque, inmediatamente se vería reflejada negativamente en la CH en la CRA, tanto por los cultivos ilícitos como por sus mitigaciones (Zárate, 2017).

CONFIGURACIÓN ESPACIAL DE LA CALIDAD DEL HÁBITAT

En los tres escenarios, el índice I de Moran es positivo y permite deducir una distribución homogénea y significativa de la CH, al igual que

en resultados obtenidos por Ren *et al.* (2020). Así mismo, nuestros resultados del I de Moran en cada escenario aumentan e indican que el agrupamiento de la CH conforme pasa el tiempo se fortalece y si el escenario a futuro llegara a cumplirse, este sería altamente agrupado (Siabato & Guzmán, 2019); estos resultados son consistentes con los de Shirvani *et al.* (2017) y Gomes *et al.* (2021), quienes indican que una tendencia del I de Moran significativo para la CH, aumenta y es mayor en un escenario a futuro donde la deforestación por áreas agrícolas aumenta.

La distribución de los patrones de puntos fríos y calientes de Getis-Ord (G^*) permite visualizar el comportamiento espacial de la CH con un mejor detalle, llegando a observar zonas de variabilidad de la CH con base en la variabilidad también de la CUT. Para el 2019 en la zona central de la CRA, la configuración de puntos calientes de CH se fragmenta en comparación con la distribución continua del 2012, esto indica una eminente reducción y fragmentación de las zonas calientes de CH. Estos resultados coinciden con los de Xu *et al.* (2019) y Zhang *et al.* (2020), donde la amenaza a los hábitats está dada por la deforestación del bosque, aumenta y fortalece su dinámica espacial conforme pasan los años por la intensificación de la agricultura Gomes *et al.* (2021) y de los cultivos ilícitos (Armenteras *et al.*, 2013). Hay que recordar que la producción de coca y el narcotráfico han aumentado en los últimos 20 años en la frontera entre Colombia, Perú y Brasil, entre los ríos Cotuhé, Yaguas y Putumayo (UNODC, 2018; Núñez *et al.*, 2019). Así mismo, cabe indicar que, en las zonas colindantes a los ríos, como el caso del Amazonas, también se presenta una tendencia de agrupamiento de puntos calientes y esto se puede explicar por el aumento de áreas de cultivos, asentamientos poblacionales y por la propia dinámica fluvial.

CONCLUSIONES

El impacto negativo sobre los ecosistemas a futuro persistiría debido al avance de los cultivos lícitos e ilícitos en la CRA. La calidad del hábitat a futuro disminuiría, los patrones de agrupamiento de puntos calientes de significancia ($p < 0,05$) que denotan alta calidad del hábitat se fragmentarán y serán reemplazados por conglomerados de puntos fríos principalmente en la parte central y noroeste de la CRA.

Un escenario a futuro nada alentador de pérdida de cobertura de bosque haría también disminuir la calidad del hábitat. Los resultados obtenidos en alguna medida pronostican y ubican las zonas potenciales de afectación e impacto sobre los ecosistemas. Esto contribuirá a mejorar la toma de decisiones de los gestores ambientales en la región Loreto, quienes requieren herramientas directas para formular medidas de mitigación efectivas sobre los posibles impactos a los ecosistemas.

Ante la carencia de información e ineficacia de los planes y estrategias para erradicar o mitigar los cultivos ilícitos, así como la desmedida intervención sobre el bosque, los resultados del presente estudio también permiten cuantificar y ubicar donde estarían las potenciales áreas de impacto para su posterior mitigación. Así mismo, el presente estudio se debe tomar en cuenta para futuras investigaciones y profundizar sobre los impactos en hábitats más específicos y las poblaciones indígenas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguirre, J. 2015. La participación política de los israelitas: el caso de la Iglesia Asociación Evangélica de la Misión Israelita del Nuevo

- Pacto Universal (Aeminpu). *Desde el Sur*, 7(2): 277–292.
- Alam, N.; Saha, S.; Gupta, S.; Chakraborty, S. 2021. Prediction modelling of riverine landscape dynamics in the context of sustainable management of floodplain: A Geospatial approach, *Annals of GIS*, 27:3, 299-314. DOI: <https://doi.org/10.1080/19475683.2020.1870558>
- Armenteras, D.; Rodriguez, N.; Retana, J. 2013. Landscape dynamics in northwestern Amazonia: an assessment of pastures, fire and illicit crops as drivers of tropical deforestation. *PLoS One*, 8(1), e54310. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054310>
- Ashaolu, E.; Olorunfemi, J.; Ifabiyi, I. 2019. Assessing the spatio-temporal pattern of land use and land cover changes in Osun drainage basin, Nigeria. *Journal of Environmental Geography*, 12(1-2), 41-50. DOI: <https://doi.org/10.2478/jengeo-2019-0005>
- Aneseyee, A.; Noszczyk, T.; Soromessa, T.; Elias, E. 2020. The InVEST habitat quality model associated with land use/cover changes: A qualitative case study of the Winike Watershed in the Omo-Gibe Basin, Southwest Ethiopia. *Remote Sensing*, 12(7). DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12071103>
- Bera, S.; Chatterjee, N. 2019. Mapping and monitoring of land use dynamics with their change hotspot in North 24-Parganas district, India: a geospatial-and statistical-based approach. *Modeling Earth Systems and Environment*, 5(4), 1529-1551. DOI: <https://doi.org/10.1007/S40808-019-00601-2>
- Blackman, A.; Corral, L.; Lima, E.; Asner, G. 2017. Titling indigenous communities protects forests in the Peruvian Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(16), 4123-4128. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1603290114>
- Brovelli, M.; Sun, Y.; Yordanov, V. 2020. Monitoring forest change in the amazon using multi-temporal remote sensing data and machine learning classification on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10). DOI: <https://doi.org/10.3390/ijgi9100580>
- Buğday, E.; Buğday, S. 2019. Modeling and simulating land use/cover change using artificial neural network from remotely sensing data. *Cerne*, 25, 246-254. DOI: <https://doi.org/10.1590/01047760201925022634>
- Cabana, D.; Ryfield, F.; Crowe, T.; Brannigan, J. 2020. Evaluating and communicating cultural ecosystem services. *Ecosystem Services*, 42. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2020.101085>
- Chaumeil, J.P. 1981. *Historia y migraciones de los yagua de finales del siglo XVII hasta nuestros días*. Lima, Perú: Centro Amazónico de Antropología y Aplicación Práctica. 210 pp.
- Chaumeil, J.P. 1994. Los Yagua. En Fernando Santos, Barclay, F (Ed.), *Guía etnográfica de la Alta Amazonía Vol. 1*, Quito, Ecuador: FLACSO-IFEA.
- Elfadaly, A.; Attia, W.; Qelichi, M.; Murgante, B.; Lasaponara, R. 2018. Management of cultural heritage sites using remote sensing indices and spatial analysis techniques. *Surveys in Geophysics*, 39(6), 1347-1377. DOI: <https://doi.org/10.1007/S10712-018-9489-8>
- Finer, M.; Mamani, N. 2020. MAAP Synthesis: 2019 Amazon Deforestation Trends and Hotspots. *MAAP Synthesis*, 4.
- GEOBOSQUES. 2021. Bosque y pérdida del bosque. En *Geoservidor del Programa Nacional de Conservación de Bosques para la Mitigación del Cambio Climático* () Acceso: 01/09/2022
- Gomes, E.; Inácio, M.; Bogdzevič, K.; Kalinauskas, M.; Karnauskaitė, D.; Pereira, P. 2021. Future scenarios impact on land use change and habitat quality in Lithuania. *Environmental*

- Research*, 197, 111101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.111101>
- Guidigan, M.; Sanou, C.; Ragatoa, D.; Fafa, C.; Mishra, V. 2019. Assessing land use/land cover dynamic and its impact in Benin Republic using land change model and CCI-LC products. *Earth Systems and Environment*, 3(1), 127-137. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.111101>
- Hernández, J.; Bollo, M.; Méndez, P.; Onagy, E.; Zorrilla, M.; Ordaz, A. 2020. Aptitud sectorial para el desarrollo forestal: consideraciones en la ordenación general del territorio mexicano. *Cuadernos Geográficos*, 59(1), 32-53. DOI: <https://doi.org/10.30827/cuadgeo.v59i1.8079>
- Herrera, M.; Martín, M.; Jarrett, C.; del Aguila, M.; Reinoso, R.; Suárez, M.; García, H. 2021. Historia cultural y de poblamiento de la region del Bajo Putumayo-Yaguas-Cotuhé. En Jarrett, C., Thompson, M., Pitman, N., Vriesendorp, C., Alvira, D., Lemos, A., Carrasco-Rueda, F.; Stotz, D. (Coord.), *Colombia, Perú: Bajo Putumayo-Yaguas-Cotuhé. Rapid Biological and Social Inventories Report 31*. (pp. 178–191). Field Museum, Chicago.
- Hewitt, R.; Martínez, F.; Pera, F. 2016. Cambios recientes en la ocupación del suelo de los parques nacionales españoles y su entorno. *Cuadernos geográficos de la Universidad de Granada*, 55(2), 46-84.
- INEI (Instituto Nacional de Estadística e Informática). 2018. *Directorio Nacional de Centros Poblados. Censos Nacionales 2017: XII de Población, VII de Vivienda y III de Comunidades Indígenas*. (https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1541/index.htm) Acceso: 01/09/2022
- Jiménez Muñoz, D. A.; González Riveros, C. C. 2022. Evaluación de los niveles de riesgo climático en la comunidad Tikuna de San Martín de Amacayacu (Colombia).
- Kamaraj, M.; Rangarajan, S. 2021. Predicting the Future Land Use and Land Cover Changes for Bhavani Basin, Tamil Nadu, India Using QGIS MOLUSCE Plugin. *Research Square*. DOI: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-616393/v1>
- Kleven, S. 2019. *The impact of REDD+ on environmental governance and deforestation: A comparative case study of Peru and two subnational Units*. Tesis de maestría. The University of Bergen.
- Li, Y.; Zhang, L.; Yan, J.; Wang, P.; Hu, N.; Cheng, W.; Fu, B. 2017. Mapping the hotspots and coldspots of ecosystem services in conservation priority setting. *Journal of Geographical Sciences*, 27(6), 681-696. DOI: <https://doi.org/10.1007/S11442-017-1400-X>
- Liras, E.; Cabello, J.; Alcaraz, D.; Paruelo, J. 2008. Patrones espaciales del funcionamiento de los ecosistemas: efectos del cambio en la cobertura y el uso del suelo. En: Fernando T. Maestre, F.T., Escudero, A., Bonet, A. *Introducción al análisis espacial de datos en ecología y ciencias ambientales: métodos y aplicaciones* (pp. 663-673).
- Mendoza, E.; Estrada, G.; Monclou, E.; García, G.; Ramírez, L. K.; Acosta, S.; Penagos, M. 1999. Departamento del Amazonas: el hombre y su medio. *Instituto Amazónico de Investigaciones (IMANI)*.
- MINCUL (Ministerio de Cultura del Perú). 2021. Base de Datos de Pueblos Indígenas u Originarios. Acceso: 01/09/2022
- MINAM (Ministerio del Ambiente). 2014. Informe Final del Proyecto: Análisis de las Dinámicas de Cambio de Cobertura de la Tierra en la Comunidad Andina. Perú. 78pp
- MINAM (Ministerio del Ambiente). (2018). *Mapa Nacional de Ecosistemas del Perú. Memoria Descriptiva*. Perú. 60pp
- Motlagh, Z.; Lotfi, A.; Pourmanafi, S.; Ahmadizadeh, S.; Soffianian, A. 2020. Spatial modeling of land-use change in a rapidly urbanizing landscape in central Iran: integration of remote sensing, CA-Markov, and landscape metrics.

- Environmental Monitoring and Assessment*. 192, 695. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Muhammad, R.; Zhang, W.; Abbas, Z.; Guo, F.; Gwiazdzinski, L. 2022. Spatiotemporal Change Analysis and Prediction of Future Land Use and Land Cover Changes Using QGIS MOLUSCE Plugin and Remote Sensing Big Data: A Case Study of Linyi, China. *Land*, 11(3), 419. DOI: <https://doi.org/10.3390/land11030419>
- Núñez, C.; Martín, M.; Silverstein, S.; Rodríguez, R. 2019. Suicidios en los tiempos de coca: género, violencia y cambios sociales en comunidades ticuna de la Amazonía peruana. En: Hernández, W. Violencia contra las mujeres, La necesidad de un doble plural. p 299- 326
- Ord, J.; Getis, A. 1995. Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application. *Geographical analysis*, 27(4), 286-306. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>.
- Palacios, J.; Zárate-Gómez, R.; Minaya, R.; Martín, M.; Benavides, J. 2019. Predicción de la pérdida de la cobertura vegetal por aumento de áreas urbanas en Iquitos, Perú. *Ciencia Amazónica (Iquitos)*, 7(1), 37 - 50. DOI: <http://dx.doi.org/10.22386/ca.v7i1.263>
- Palacios-Vega, J.; Zárate-Gómez, R.; Martín-Brañas, M.; & Minaya-Vela, R. 2021. Pérdida de bosque en zonas para la conservación y recuperación de la Zonificación Ecológica y Económica (ZEE) de la provincia Alto Amazonas, Loreto, Perú. *Ciencia Amazónica (Iquitos)*, 9(1), 1-16. DOI: <http://dx.doi.org/10.22386/ca.v9i1.316>
- Pitman, N.; Vriesendorp, C.; Moskovits, D.; von May, R.; Alvira, D.; Wachter, T.; Stotz, D.; del Campo, Á. (Eds.). 2011. *Perú: Yaguas-Cotuhé*. Field Museum, Environment, Culture, and Conservation.
- Pontius Jr, R.; Shusas, E.; McEachern, M. 2004. Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 101, 251-268. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Principi, N. 2021. Validación de un modelo de simulación de crecimiento urbano 2010-2020. Aplicación a la ciudad de Luján (Buenos Aires, Argentina). En *Modelización y TIG aplicados a procesos espaciales urbanos y regionales: Libro de resúmenes* (pp. 73-81). Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires.
- Rahimi, L. ; Malekmohammadi, B. ; Yavari, A. 2020. Assessing and modeling the impacts of wetland land cover changes on water provision and habitat quality ecosystem services. *Natural Resources Research*, 29(6), 3701-3718. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09667-7>
- Ren, H.; Shang, Y.; Zhang, S. 2020. Measuring the spatiotemporal variations of vegetation net primary productivity in Inner Mongolia using spatial autocorrelation. *Ecological Indicators*, 112. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106108>
- Sharma, R.; Nehren, U.; Rahman, S.; Meyer, M.; Rimal, B.; Aria Seta, G.; Baral, H. 2018. Modeling land use and land cover changes and their effects on biodiversity in Central Kalimantan, Indonesia. *Land*, 7(2), 57. DOI: <https://doi.org/10.3390/land7020057>
- Sharp, R.; Tallis, H.; Ricketts, T.; Guerry, A.; Wood, S.; Chaplin-Kramer, R.; Douglas, J. 2018. InVEST 3.7.0.post22+ug.hh3b687e57fad0 user's guide. *The Natural Capital Project, Stanford University, University of Minnesota, The Nature Conservancy, and World Wildlife Fund*.
- Shirvani, Z.; Abdi, O.; Buchroithner, M.; Pradhan, B. 2017. Analysing spatial and statistical dependencies of deforestation affected by residential growth: Gorganrood Basin, Northeast Iran. *Land Degradation & Development*, 28(7), 2176-2190. DOI: <https://doi.org/10.1002/ldr.2744>

- Shortridge, A. 2007. Practical limits of Moran's autocorrelation index for raster class maps. *Computers, Environment and Urban Systems*, 31(3), 362-371. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2006.07.001>
- Siabato, W.; Guzmán-Manrique, J. 2019. La autocorrelación espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 28(1), 1-22. DOI: <https://doi.org/10.15446/rcdg.v28n1.76919>
- Tang, F.; Fu, M.; Wang, L.; Song, W.; Yu, J.; Wu, Y. 2021. Dynamic evolution and scenario simulation of habitat quality under the impact of land-use change in the Huaihe River Economic Belt, China. *PLoS ONE* 16(4). DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0249566>
- Tellman, B.; Sesnie, S.; Magliocca, N.; Nielsen, E.; Devine, J.; McSweeney, K.; Aguilar-Gonzalez, B. 2020. Illicit drivers of land use change: Narcotrafficking and forest loss in Central America. *Global Environmental Change*, 63. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2020.102092>
- UNODC (Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito). 2018. *Perú Monitoreo de Cultivos de Coca 2017*. Lima, Perú. 114pp
- Xu, L. ; Chen, S. ; Xu, Y. ; Li, G. ; Su, W. 2019. Impacts of land-use change on habitat quality during 1985–2015 in the Taihu Lake Basin. *Sustainability*, 11(13), 3513. DOI: <https://doi.org/10.3390/su11133513>.
- Zárate, C. 2017. Estado, conflictos ambientales y violencia en la frontera Amazónica de Brasil, Colombia y Perú. *Revista de Paz y Conflictos*, 10(1), 113-136. DOI: <https://doi.org/10.30827/revpaz.v10i1.5324>.
- Zárate-Gómez, R.; del-Águila-Cachique, H.; Ramos-Rodríguez, M.; Palacios-Vega, J.; Macedo, C.; Valles-Pérez, L. 2020. Diversidad de flora y vegetación del interfluvio Napo-Putumayo-Amazonas, Perú. *Folia Amazónica*, 29(2), 189-266. DOI: <https://doi.org/10.24841/fa.v29i2.531>.
- Zárate, R.; Cohello, G.; Palacios, J.; Escobedo, R.; Calvache, S.; Abdul, V. 2019. Vegetación y Flora. En Pérez-Peña P., Ramos-Rodríguez M., Díaz-Alván J., Zárate-Gómez R., Mejía K. (Coord.). *Biodiversidad en la cuenca alta del Putumayo, Perú* (pp. 18-61). Lima, Perú.
- Zárate, R.; Mori, T.; Maco, J. 2013. Estructura y Composición Florística de las Comunidades Vegetales del ámbito de la Carretera Iquitos-Nauta, Loreto, Perú. *Folia Amazónica* Vol. 22 (1-2). 77-89 p. DOI: <https://doi.org/10.24841/fa.v22i1-2.50>
- Zhu, D.; Liu, Y. 2018. "Modelling spatial patterns using graph convolutional networks". En *10th International Conference on Geographic Information Science (GIScience 2018)*. Schloss Dagstuhl-Leibniz-Zentrum fuer Informatik. DOI: <https://doi.org/10.4230/LIPICs.GIScience.2018.73>.
- Zhang, T. ; Gao, Y. ; Li, C. ; Xie, Z. ; Chang, Y. ; Zhang, B. 2020. How Human Activity Has Changed the Regional Habitat Quality in an Eco-Economic Zone: Evidence from Poyang Lake Eco-Economic Zone, China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(17), 6253. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph17176253>.

Recibido: 28 de setiembre de 2022 **Aceptado para publicación:** 30 de noviembre de 2022