

Artículo original

Predicción de la pérdida de la cobertura vegetal por aumento de áreas urbanas en Iquitos, Perú

[Forecasting vegetation loss due to urban sprawl in the vicinity of Iquitos, Peru]

Juan José Palacios Vega¹, Ricardo Zárate-Gómez¹, Reynaldo Javier Minaya Vela²,
Manuel Martín Brañas¹, Julinho Edilberto Benavides Rios³

1. Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana (IIAP). Dirección de Investigación en Sociedades Amazónicas (SOCIODIVERSIDAD); Av. Quiñones km 2,5, San Juan Bautista, Maynas, Loreto, Perú. jpalacios@iiap.gob.pe (J. J. Palacios); rzarate@iiap.gob.pe (R. Zárate-Gómez); mmartin@iiap.gob.pe (M. Martín).
2. Gobierno Regional de Loreto (GOREL). Autoridad Regional Ambiental (ARA); Av. Abelardo Quiñones km 1,5, Belén, Maynas, Loreto, Perú. Correo electrónico: reynaldo.minayav@gmail.com (R. J. Minaya).
3. Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana (IIAP). Dirección de Investigación en Manejo Integral del Bosque y Servicios Ecosistémicos (BOSQUES); Av. Quiñones km 2,5, San Juan Bautista, Maynas, Loreto, Perú. Correo electrónico: julinho.benavides95@gmail.com (J. E. Benavides).

Resumen

La pérdida del bosque amazónico ocasionada por el crecimiento de las ciudades afecta de manera directa al clima, generando islas de calor en áreas urbanas y un deterioro o pérdida de hábitats naturales de especies de flora y fauna en áreas periurbanas. No existe mucha información espacial sobre los cambios de cobertura vegetal ocasionados por el crecimiento urbano, ni sobre sus efectos en un mediano y largo plazo, a pesar que el conocimiento de estos cambios es fundamental para la planificación y la gestión del territorio urbano y rural. El objetivo del estudio fue determinar un escenario de predicción para la pérdida del bosque en la ciudad de Iquitos al 2029. Para ello se procesaron en Google Earth Engine (GEE) datos del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) de imágenes Landsat del periodo 1999 y 2018, lo que permitió, aplicando Redes Neuronales Artificiales y Autómatas Celulares, generar un escenario para el año 2029. El principal cambio para el año 2029 se corresponde con las categorías de "vegetación no intervenida" y "construido", pronosticando una pérdida de 375 ha en el primero y un aumento de 318 ha en el segundo. Se concluye que GEE permite obtener datos procesados de imágenes de satélite que son útiles y efectivos, los escenarios obtenidos fueron moderados y sustanciales, con una tendencia a la pérdida de la vegetación por aumento de la categoría "construido" en la ciudad de Iquitos y alrededores.

Palabras clave: Amazonía peruana, Áreas verdes, Cambio de cobertura y uso de la tierra, Google Earth Engine, Modelamiento espacial, Redes Neuronales, MOLUSCE, SIG.

Abstract

The loss of the Amazon forest caused by the growth of cities directly affects the climate. Heat islands are generated in urban areas and habitats for species of flora and fauna in peri-urban areas are deteriorated or lost completely. Spatial information about the changes in vegetation cover caused by urban growth is scarce, as well as the data about its effects in the medium and long term, even though these changes imply consequence for the planning and management of urban and rural territory. The objective of the study was to forecast a scenario about the loss of forest cover near the city of Iquitos in 2029. For this, data from the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) of Landsat images from 1999 and 2018 were processed in Google Earth Engine (GEE). This allowed us to apply Artificial Neural Networks and Cellular Automaton, to generate a scenario for the year 2029. The main change for the year 2029 corresponds to the categories of "non-intervened vegetation" and "built", forecasting a loss of 375 ha in the first and an increase of 318 ha in the second. It is concluded that GEE allows us to obtain processed data from satellite images that are useful and effective. The scenarios obtained were moderate and substantial, with a tendency to vegetation loss due to an increase in the "built" category in the city of Iquitos and surroundings.

Keywords: Forested areas, GIS, Google Earth Engine, Land use and land cover change, MOLUSCE, Neuronal Networks, Peruvian Amazon, Spatial Modeling.

INTRODUCCIÓN

El crecimiento de las ciudades amplía las áreas urbanas, reemplazando las funciones y servicios ambientales generados por los paisajes de coberturas naturales y seminaturales preexistentes, lo que genera modificaciones importantes en los ecosistemas, en ocasiones irreversibles (Smith y Romero, 2009) y conforman patrones rurales importantes de consumo y conocimiento (Padoch *et al.*, 2008).

Para la adecuada gestión del territorio, hace falta información sobre los escenarios futuros que nos permitan una planificación adecuada. La ausencia de planificación territorial genera conflictos de índole económico, ambiental y social que tienden a resolverse en base a un interés privado, favoreciendo la prevalencia de un sistema territorial que no encaja con el interés general de la población. Algunas de las consecuencias derivadas de este tipo de conflictos son los desequilibrios territoriales, la desintegración espacial, la disfuncionalidad de actividades, la mezcla y superposición desordenada de usos, el despilfarro de recursos territoriales y la degradación de ecosistemas (Alvarado, 2019).

La ciudad de Iquitos, ubicada en el norte de la selva peruana, se desarrolló de una forma muy diferente a la de otras ciudades amazónicas que contaban con conexión terrestre con la capital y otros centros neurálgicos del país. El desarrollo socioeconómico de Iquitos siempre estuvo vinculado a los procesos de deforestación de su bosque circundante (al igual que el resto de ciudades de la Amazonía), debido sobre todo a las políticas orientadas, casi de manera endémica, hacia la explotación de los recursos naturales. En las últimas décadas del siglo XIX, Iquitos creció rápidamente debido a las actividades desarrolladas para la extracción de recursos vegetales como la quina y el caucho, pero especialmente en las tres últimas décadas del siglo XX se presenta un desborde económico y demográfico en la zona (Gómez y Tamariz, 1998). El crecimiento demográfico poblacional de Iquitos desde la década del 70 hasta el presente ha

superado las tasas departamentales y de todo el Perú, creciendo a un ritmo superior a su tasa (6,1%), debido a una fecundidad elevada y al flujo migratorio, incidiendo directamente en la expansión espacial y física de las áreas urbanas y periurbanas de la ciudad (Rodríguez, 1994). Iquitos es la sexta ciudad más importante del Perú y la ciudad más grande de la Amazonía peruana (MPM, 2010).

En áreas cercanas a la ciudad, existen además una serie de barreras geográficas que condicionan el crecimiento y la expansión espacial urbana. La ciudad de Iquitos colinda con los ríos Nanay e Itaya, así como con las lagunas Moronacocha y Rumococha y al sur con la Reserva Nacional Alpahuayo Mishana. A estas barreras geográficas hay que sumarle las inundaciones periódicas que afectan, por lo general, a los asentamientos humanos de reciente creación ubicados en zonas de riesgo cercanas a los cuerpos de agua, caracterizados por altos niveles de pobreza y prevalencia de enfermedades infectocontagiosas y otras provocadas por la parasitosis.

El crecimiento progresivo de la ciudad, unido a la falta de espacio disponible, genera una presión importante sobre la cobertura vegetal aledaña a la ciudad y que se encuentran en suelos de altura. Esta presión se evidencia de manera casi permanente con las constantes invasiones a los terrenos de propiedad privada ubicados en estas áreas o la extracción ilegal e irracional de productos maderables o no maderables y fauna menor. Un ejemplo claro es el bosque sobre arena blanca (localmente conocido como varillal), los cuales, según Flores *et al.* (2017), son un tipo de comunidad vegetal caracterizada principalmente por un elevado endemismo y baja diversidad; así también, en el Perú, estos bosques se encuentran solo en el departamento de Loreto y aledaños a la Reserva Alpahuayo Mishana (Palacios *et al.*, 2015). Estos bosques son impactados debido al uso de la arena y madera redonda para la construcción.

Algunos cuerpos de agua lénticos cercanos a Iquitos, como la laguna Moronacocha, se en-

cuentran también muy degradados, de acuerdo a los resultados obtenidos en la Micro Zonificación Ecológica Económica del área de influencia de la carretera Iquitos – Nauta, realizada el año 2013. Estas áreas han sido deforestadas ampliamente para la instalación de chacras y han recibido mucha presión por parte de los extractores de maderas redondas, utilizadas tanto para construcción como para la preparación de carbón y leña (Minaya, 2017).

El crecimiento urbano de Iquitos implica un importante desafío para la sostenibilidad, por lo que es fundamental comprender diversas dinámicas socio-ecológicas a diferentes escalas espaciales y temporales. El ratio de crecimiento de un área urbana puede ser atribuido a un número de factores que juegan un rol fundamental en las dinámicas del uso de la tierra (Siddiqui et al., 2018).

Sin embargo, se desconocen los patrones históricos de evolución y distribución de la deforestación en la ciudad de Iquitos y principalmente se carece de información sobre futuros escenarios con fines de gestión y planificación del territorio urbano y rural.

Iquitos fue fundada formalmente el 5 de enero de 1864, y en la época del caucho (1869-1919) se desarrolla notoriamente su parte urbana, impulsado por los caucheros. Luego la parte urbana siguió creciendo con la presencia del gobierno central y el capital empresarial. Iquitos fue creciendo a un ritmo aproximado de 36 ha anuales desde el 1905 hasta el 2010 (MPM, 2010), esto implica una notoria pérdida de la cobertura vegetal natural y de las áreas verdes. Actualmente cuenta con un Plan de Desarrollo Urbano 2011-2021 (MPM, 2010). Pero esto no está impactando notoriamente en el bienestar de la población urbana debido a que no se aplica en su totalidad. Falta llevar a la realidad los planes sobre el territorio.

Las imágenes de satélite históricas que se encuentran en archivos accesibles a través de internet, son insumos muy importantes que contribuyen a la cuantificación y caracterización

de cómo fue en algún momento el estado del bosque y de la ciudad de Iquitos. Así mismo, el poder de procesamiento de estas imágenes en la actualidad se ha optimizado mucho, debido al auge o aplicación de técnicas de programación en la web. Hoy en día ya no es necesario descargar imágenes a un computador para analizarlas, es posible analizarlas en línea a través de los diferentes sistemas "on line" existentes, como por ejemplo el Google Earth Engine (GEE), potente herramienta que nos permite detectar cambios históricos en la cobertura vegetal.

El objetivo del presente trabajo es la generación de información espacial sobre un escenario de pérdida de cobertura vegetal a causa del crecimiento de la ciudad de Iquitos y su área de influencia, utilizando redes neuronales e imágenes de satélite Landsat. Esta información cartográfica será de utilidad para conocer la tendencia de la presión sobre el bosque debido al crecimiento de una ciudad de la Amazonía peruana y así tomar mejores decisiones en la gestión de sus bosques, asegurando de esta manera los servicios ecosistémicos que proveen y un crecimiento urbano sostenible.

MATERIALES Y MÉTODO

Área de estudio

El presente estudio comprende la ciudad de Iquitos, incluyendo su metrópoli y área de influencia cercana. Se ubica en la Amazonía baja peruana, pertenece administrativa y políticamente a la provincia de Maynas y es la capital del departamento de Loreto. Tanto su área urbana como periurbana limita por el norte y oeste con el río Nanay, por el este con el río Itaya y por el sur con la laguna Quistococha y los centros poblados de Zungarococha, Cruz del Sur, Los Delfines y Puerto Alegría I Zona; con una extensión expresada en el sistema geográfico mundial: -3,84158, -73,22948; -3,69128, -73,36210; y una superficie de 11068,67 ha (Figura 1). En un contexto general, Iquitos es accesible solo por vía aérea o río, considerada como una ciudad geográficamente aislada, se interconecta únicamente con la ciudad de

Tabla 1. Sensores, colección y periodo de datos de NDVI recopilados en el GEE.

Sensor	Colección	Periodo	Dato
Landsat 5 TM	Collection 1, Tier 1, 32-Day	16/08/1999-17/11/1999	NDVI
Landsat 5 TM	Collection 1, Tier 1, 32-Day	13/08/2009-14/09/2009	NDVI
Landsat 8 OLI/TIRS	Collection 1, Tier 1, 32-Day	16/10/2018-17/11/2018	NDVI

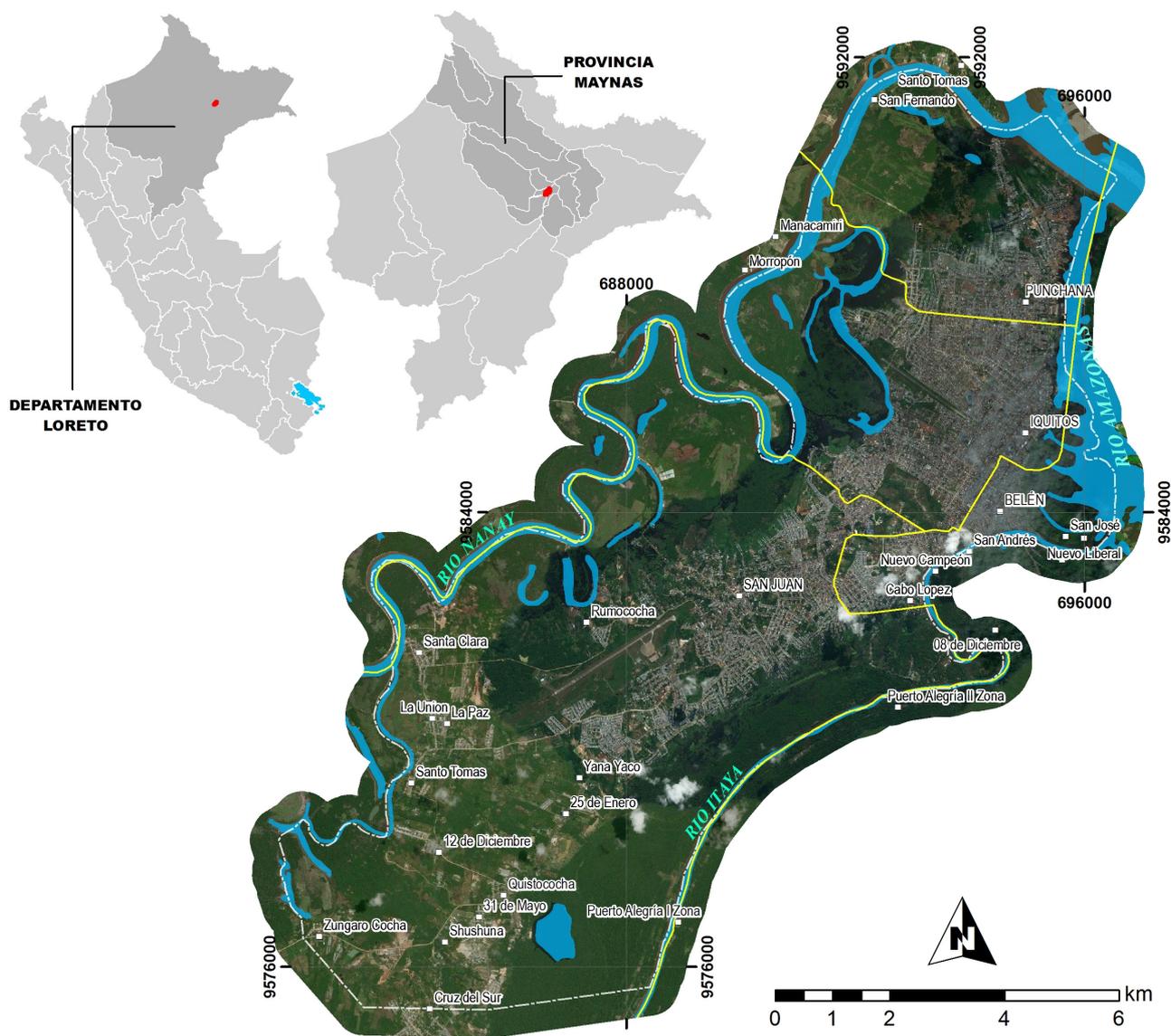


Figura 1. Mapa de ubicación del área de estudio.

Nauta hacia el sur, por medio de una carretera. Las principales actividades económicas son desarrolladas en Iquitos por pequeñas empresas comerciales, pesca, petróleo, madera y agricultura, esta última desarrollada de forma temporal en áreas inundadas y a los lados de la carretera Iquitos-Nauta (Getis *et al.*, 2003). Iquitos a su vez, está conformada por la metrópoli, áreas urbanizadas o consolidadas de los distritos Iquitos, Belén, Punchana y San Juan Bautista, mientras que el área de influencia de la ciudad está conformada por asentamientos humanos generados en la mayoría de casos por invasiones de terrenos de propiedad del estado y en la mayoría de casos de propiedad privada, ubicándose principalmente en los centros poblados Santo Tomás, Santa Clara, Canta Gallo, Picuro, Padre Isla, Nina Rumi y Padrecocha. Constituida por una población aproximada de 413556 habitantes según Censo del 2017 para Iquitos, Belén, Punchana y San Juan Bautista, de los cuales entre el 60 y el 80% tiene una base social indígena (Espinosa, 2009). El clima de esta zona es propia de los Bosques Húmedos Tropicales (BH-t) cálido y lluvioso. Según datos proporcionados por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) entre los años 2009-2010, se indica una temperatura media mensual de 27°C, temperatura extrema central entre 30,6°C y 20,3°C, una precipitación media anual de 2937,47 mm y una humedad relativa del 85%.

Datos y programas utilizados

Todo el procesamiento de las imágenes de satélite se realizó en el módulo Explorer de la plataforma Google Earth Engine (GEE), la cual proporciona acceso libre a datos compuestos del satélite Landsat que incluyen las misiones Landsat 5 TM de 1985 a 2011 y Landsat 8 OLI/TIRS de 2013 a la actualidad, estos compuestos se crean a partir de todas las escenas en períodos de 32 días. Originalmente las escenas se obtienen del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), así mismo, las imágenes a disposición se encuentran en un nivel de corrección o calibración al techo de la atmosfera TOA (Chander *et al.*, 2009; Huang *et al.*, 2017). Para el cálculo del NDVI y la validación del modelo al 2018 se realizó mediante inspección de campo.

El modelo de escenario al 2029 se generó utilizando la herramienta "Methods Of Land Use Change Evaluation (MOLUSCE)" en el programa QGIS versión 2.18. Todos los datos procesados en GEE estuvieron en el Sistema Geográfico WGS 84, posteriormente se migraron al Sistema UTM Zona 18 Sur, Sistema Geodésico WGS 84 (Tabla 1).

Procesamiento en GEE

El cálculo de la reflectancia TOA de los años 1999, 2009 y 2018 se realizó a través del GEE que cuenta con un espacio de trabajo (Explorer) en el cual se puede ir agregando tanto datos (Landsat 5, 7 y 8) y cálculos (TOA), así mismo, se eligió un tipo de visualización a tres bandas RGB (SWIR, NIR y R), y seguidamente se procedió a descargar los mosaicos en formato raster (GeoTiff).

Clasificación del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) del 1999, 2009 y 2018

El cálculo y clasificación del NDVI, se realizó con los raster de reflectancia TOA, aplicando la siguiente ecuación: $NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$; en donde ρ_{NIR} se refiere a la reflectancia TOA de la banda del infrarrojo cercano y ρ_R se refiere a la banda espectral del rojo, seguidamente se generaron capas de información raster de NDVI por cada año de análisis, luego se procedió a clasificar el NDVI en cuatro clases de uso: construido, vegetación no intervenida, vegetación intervenida y agua. Haciendo una comparación entre los máximos y mínimos de NDVI de los años 1999, 2009 y 2018 se definieron los umbrales de clasificación de uso y seguidamente se generaron las capas de información raster de clases para cada año.

Se conceptualizó a las clases de la siguiente manera: 1. Construido.- Son aquellas áreas conformadas por viviendas de material noble y prefabricado, pistas de las calles, plazas, áreas de recreación y todo lo modificado fuertemente por intervención humana, sin considerar las plantas. 2. Vegetación no intervenida.- Conformado por la cobertura vegetal; incluye bosques, cultivos agrícolas, vegetación urbana,

plantas de las huertas, áreas verdes, y todo las áreas que contienen plantas. 3. Vegetación intervenida.- corresponde a áreas sin vegetación, que anteriormente tenían vegetación pero que actualmente no presenta cobertura vegetal. 4. Agua.- Aquellas superficies que contiene agua; como los ríos, lagunas y superficies con presencia de agua temporalmente, como las piscigranjas y afines.

Validación de clasificación NDVI 2018

La validación de la clasificación del NDVI correspondiente al año 2018 se realizó mediante el índice de Kappa con el que se mide la coincidencia y evalúa la precisión de los resultados de una clasificación obtenida mediante procesamiento de imágenes de satélite (Stehman, 2003; François *et al.*, 2003), para esto se generó una distribución de puntos de control de forma aleatoria estratificada, luego se extrajo el tipo de clase de uso el cual se agregó como atributo a los puntos de control, se realizó una comparación visual con la información de imágenes de alta resolución que proporciona el servicio Bing para el año 2018 en el programa ArcMap, así como, mediante inspección de campo.

Escenario de cobertura y uso al 2018 y 2029

Para la generación del escenario de cambio del uso al año 2018 se tomó como base las capas de información de clasificación de uso a partir del NDVI de los años 1999 (inicial) y 2009 (final), ingresándolas en formato raster al MOLUSCE que incorpora un algoritmo de Autómatas Celulares que es ejecutado en el programa QGIS, a partir de las capas inicial y final de uso. MOLUSCE generó estadísticas de cambio y una matriz de transición o de relaciones de cambio que expresa en valores numéricos el cambio existente entre las categorías de uso. En esta etapa, se generó también un mapa de cambio de categoría de uso entre los años 1999 y 2009. Seguidamente se generó un modelo de transición potencial, se eligió el modelo Red Neuronal Artificial (ANN, por sus siglas en inglés), para lo cual se definieron el tipo de muestreo y el número de muestras, en este caso el algoritmo de aprendizaje analiza la precisión alcanzada en los

conjuntos de muestras y validaciones de entrenamiento, almacena la mejor red neuronal en la memoria, el proceso de entrenamiento finaliza cuando la mejor precisión es alcanzada. Finalmente se simulan las categorías de uso al 2018, comparándolo y validándolo con la capa de información raster del 2018, generada mediante clasificación por umbrales de NDVI, generando un índice Kappa, todo esto sin salir del entorno MOLUSCE. Para la generación del escenario de cambio de uso al 2029 se tomó como base las capas de información raster de clasificación de uso a partir del NDVI de los años 1999 (inicial) y 2009 (final) esta última validada y siguiendo los pasos anteriormente descritos.

RESULTADOS

La clasificación de umbrales de NDVI permitió determinar cuatro clases: vegetación no intervenida, vegetación intervenida, construido y agua; para los años: 1999, 2009 y 2018. Iquitos estuvo conformado mayormente por la clase "Vegetación no intervenida", seguido de la clase "Vegetación intervenida" y "Construido", finalmente la superficie menor corresponde a la clase "Agua" (Figura 2). Asimismo, al comparar los años 1999, 2009 y 2018, los resultados indican que las unidades de "construido" y "vegetación intervenida" aumentaron claramente y en consecuencia una evidente disminución de la "vegetación no intervenida".

Las cuatro clases descritas en el presente trabajo obtuvieron pérdidas y ganancias. Se obtuvo una pérdida considerable en la clase "vegetación intervenida" de 1452,78 ha, durante el periodo 1999-2009 y de 1327,50 ha, en el 2009-2018, las cuales representan el 55% y 51% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente; así también con respecto a la clase "vegetación no intervenida" perdió 1536,66 ha, en el periodo 1999-2009 y 1252,80 ha, en el periodo 2009-2018, lo que representa un 27% y 25% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente; otras pérdidas en superficie se registran sobre la clase "construido" que durante el periodo 1999-2009 fue de 499,68 ha y para el periodo 2009-2018 fue de 15,72 ha, lo

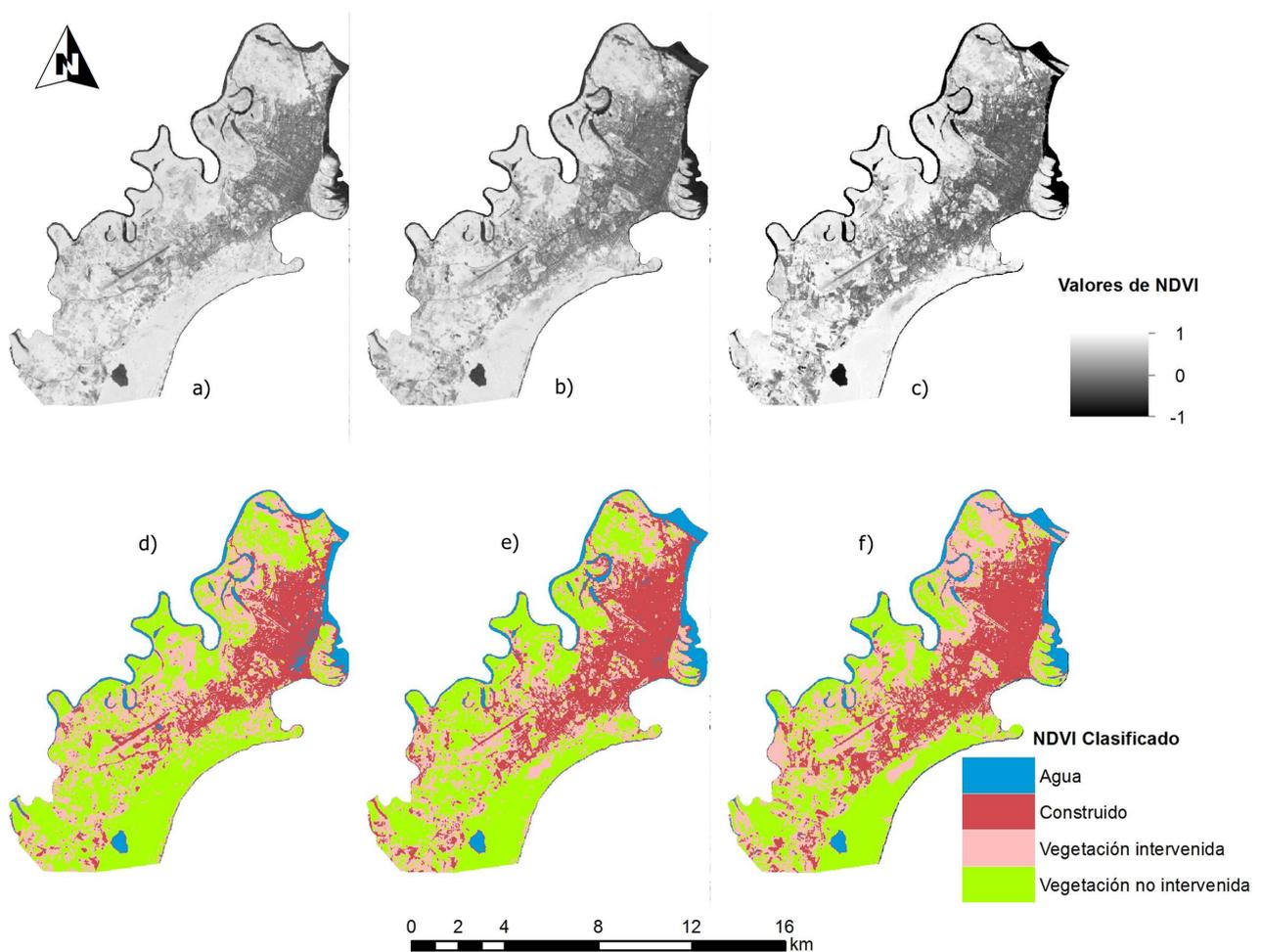


Figura 2. Arriba a), b) y c) datos de NDVI procesados y descargados de GEE años 1999, 2009 y 2018 respectivamente; abajo d), e) y f) datos clasificados de umbrales de NDVI años 1999, 2009 y 2018 respectivamente.

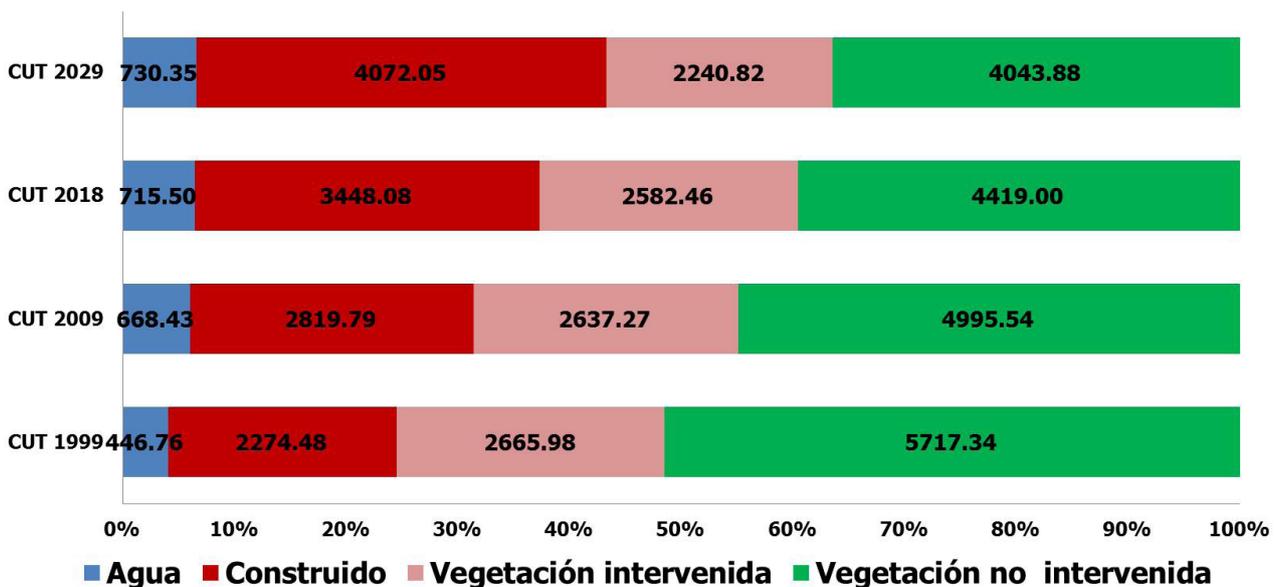


Figura 3. Variación de las superficies de Cobertura y Uso de la Tierra (CUT) por año, datos de CUT 1999 al 2018 de clasificación del NDVI, CUT 2029 datos simulados.

que representa un 22% y 16% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente; finalmente la clase "agua" también sufrió pérdida durante el periodo 1999-2009 fue de 45,63 ha, mientras que en el periodo 2009-2018 fue de 67,86 ha, lo que representa un 11% y 10% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente (Figura 3). Así mismo, se logró calcular las ganancias de superficie que obtuvieron cada clase, así la clase "vegetación intervenida" ganó 1425,06 ha, durante el periodo 1999-2009 y 1271,16 ha, en el periodo 2009-2018, las cuales representan el 55% y 50% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente; así mismo la clase "construido" ganó durante el periodo 1999-2009 1055,43 ha y en el 2009-2018 una superficie de 1055,25 ha, lo cual representa el 38% y 31% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente; la clase "vegetación no intervenida" obtuvo 822,06 ha, en el periodo 1999-2009 y 677,25 ha, en el periodo 2009-2018, lo que representa un 17% y 15% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente, finalmente la clase "agua" también experimentó una ganancia durante el periodo 1999-2009 que fue de 322,20 ha, mientras que en el periodo 2009-2018 fue de 84,69 ha, lo que representa un 37% y 12% de la superficie de la clase en cada periodo respectivamente.

Para validar la clasificación del año 2018 se determinaron 288 puntos de control generados a partir de un muestreo estratificado aleatorio, siendo los estratos las cuatro clases de clasificación. Se obtuvo una proporción de coincidencia observada de 78,82% entre lo clasificado del 2018 y la comparación con datos de campo e imágenes de satélite de alta resolución; así mismo, se obtuvo una proporción de coincidencia por azar de 29,00%, finalmente producto de la relación de los datos anteriores se obtuvo un índice Kappa de 70,17% lo cual indica un nivel de coincidencia sustancial. De la simulación al año 2018 utilizando las capas de información clasificadas de los años 1999 y 2009 se obtuvo una capa de información raster con cuatro clases (vegetación no intervenida, vegetación intervenida, construido y agua), con una distribu-

ción de superficie de 642 ha en la clase "agua", 3068 ha en la clase construido, 2602 ha en la clase "vegetación intervenida" y 4731 ha en la clase "vegetación no intervenida"; comparando los resultados anteriores con los resultados de la clasificación a partir del NDVI se puede observar la coincidencia en la cantidad de superficie y una distribución similar entre ambos (Figura 4). De la aplicación del método de ANN en el MOLUSCE para la generación del modelo de transición potencial se obtuvo una precisión general delta de $\pm 0,00345$, la cual contiene la diferencia entre el error mínimo alcanzado y el error actual; el error general de validación mínima fue 0,00628, el error mínimo alcanzado en el conjunto de muestras de validación y la validación actual Kappa fue de 0,97568. Los resultados de la validación de la simulación al año 2018 mediante el MOLUSCE utilizando la capa raster de clasificación por NDVI del año 2018 fueron de 71,79% de exactitud con un índice de Kappa (general) de 59% considerándose como de nivel de coincidencia moderado.

Con respecto a la simulación de la dinámica del cambio de cobertura y uso al año 2029 se obtuvo una distribución de las superficies de la clase "agua" en 730,35 ha lo cual representaría un 7%, la clase "construido" en 4072,05 ha que representaría un 37%, la clase "vegetación intervenida" en 2240,82 ha que representaría un 20% y finalmente la clase "vegetación no intervenida" con 4043,88 que representaría un 36% del área total de estudio (Figura 3). Así mismo, de la simulación se puede observar que al 2029 se produciría tanto ganancias como pérdidas en superficies para las cuatro clases generadas si las comparamos con la clasificación por NDVI del 2018 (Figura 4). Las principales pérdidas serían de la clase "vegetación no intervenida" en aproximadamente 375 ha, otra pérdida considerable sería de la clase "vegetación intervenida" con 341 ha aproximadamente, en la clase "construido" se observa un aumento de superficie a 623,97 ha mientras que la clase "agua" también aumenta en 14,85 ha. Así también, se puede mencionar que las pérdidas de "vegetación no intervenida" se darían principalmente por el aumento de la "vegetación interveni-

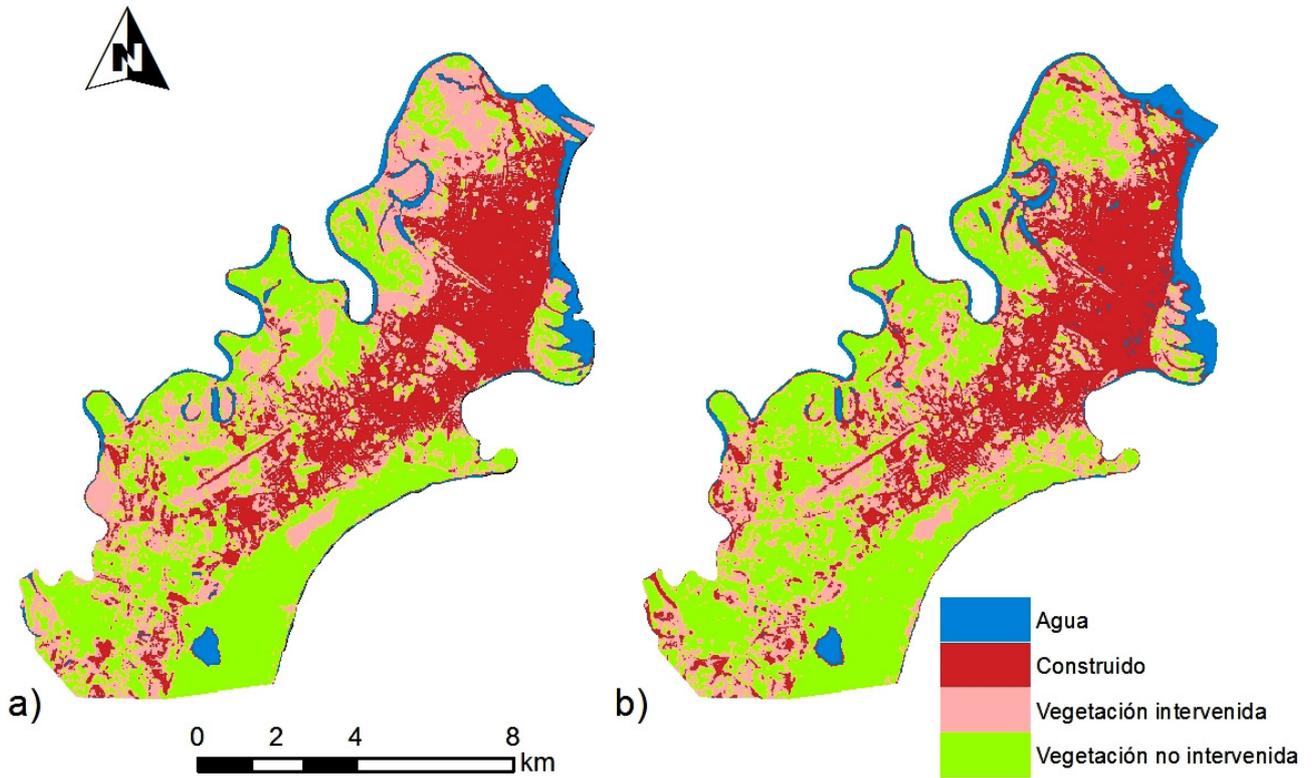


Figura 4. Datos clasificados y comparación de Cobertura y Uso de la Tierra años 2018 a) CUT obtenida por clasificación de NDVI y b) CUT obtenida por simulación en MOLUSCE.

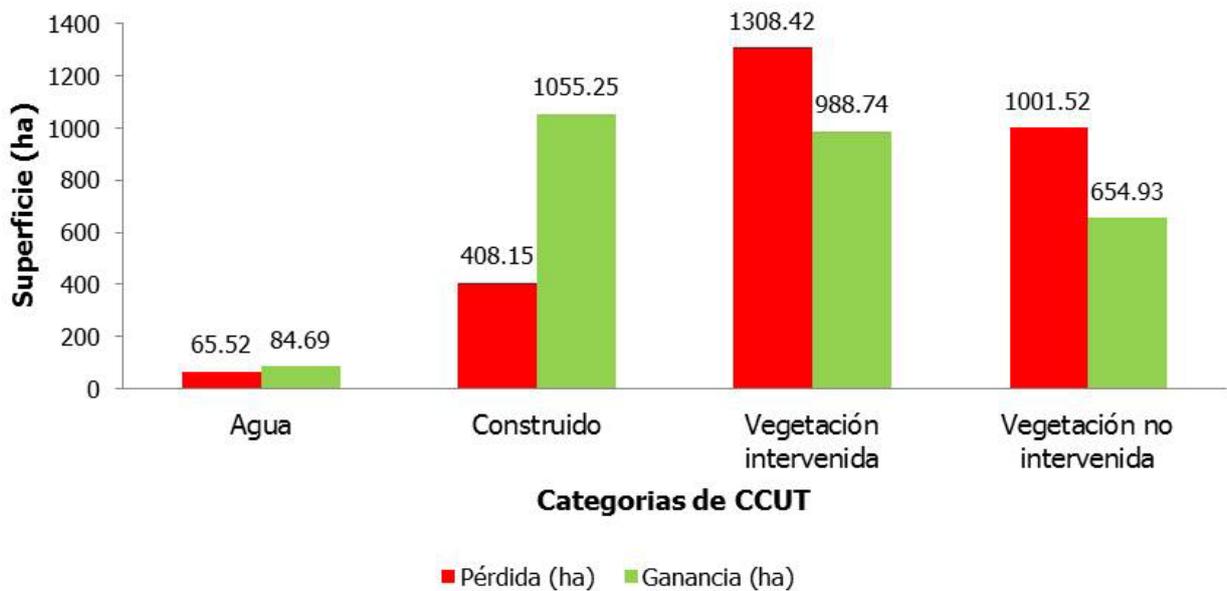


Figura 5. Superficie de pérdida y ganancia entre los años 2018 y 2029 para las cuatro clases de CUT.

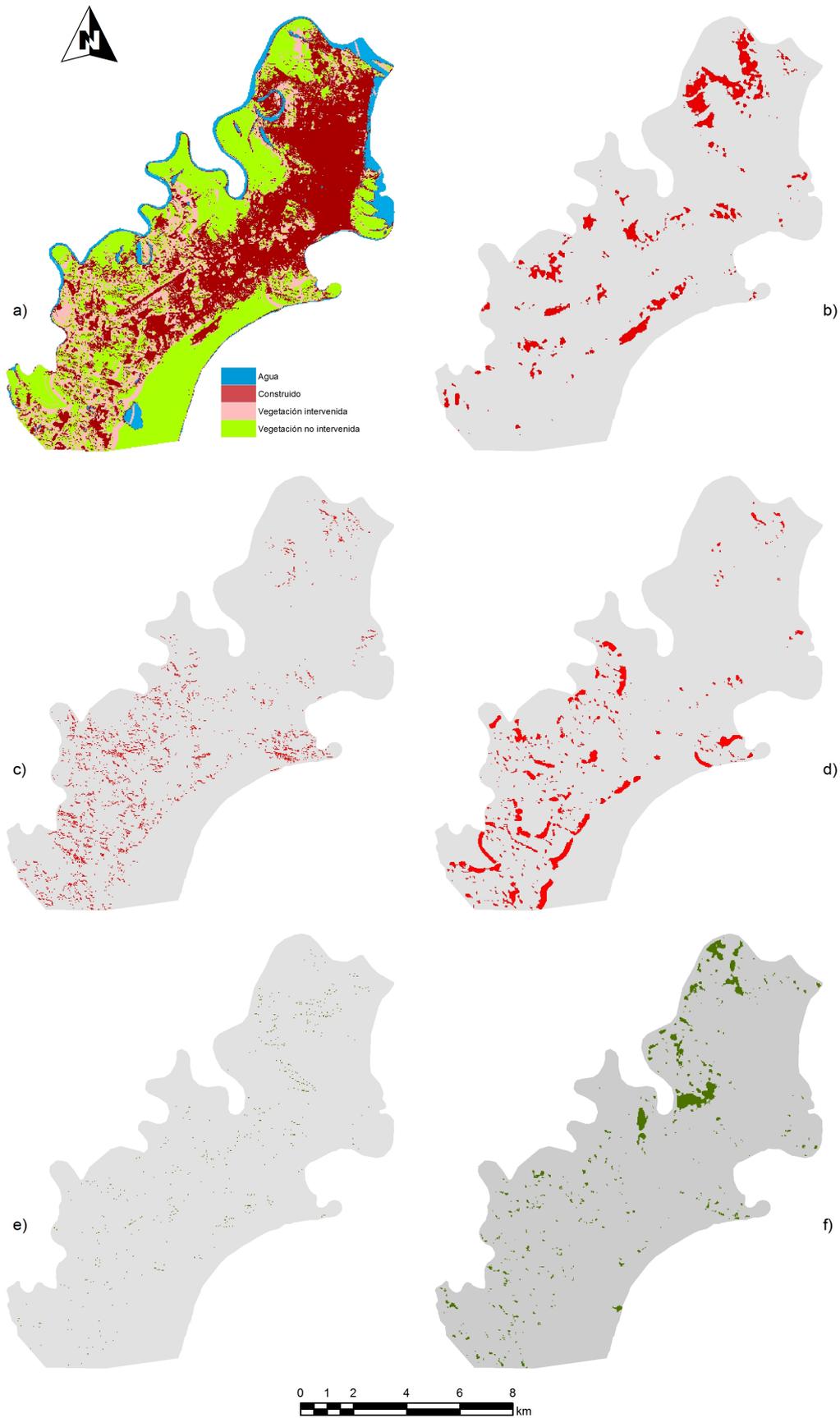


Figura 6. a) mapa de escenario de cambio de CUT al 2029; principales probables cambios (pérdidas y recuperación) entre el 2018 y 2029 b) vegetación intervenida a construido, c) vegetación no intervenida a construido, d) vegetación no intervenida a vegetación intervenida, e) construido a vegetación no intervenida y f) vegetación intervenida a vegetación no intervenida.

da" en 682,29 ha; y de la clase "construido" en 318,80 ha, la "vegetación intervenida" y el "agua" contribuirían a la clase "construido" en 699,48 ha y 37,53 ha respectivamente, mientras que dos casos particulares que resultan del modelo indican una recuperación de la "vegetación no intervenida" a partir de la clase construido en 45,90 ha y de la "vegetación intervenida" con 605,70 ha, y el aumento de la clase "agua" en 80,46 ha a partir de la clase "construido" en la Figura 5 se muestra la distribución espacial de los principales cambios del 2018 al 2029.

DISCUSIÓN

Los valores de máximos y mínimos de NDVI obtenidos de las imágenes Landsat variaron para cada año, esto debido a que se han obtenido a partir de sensores diferentes, en rangos de 32 días sin cobertura nubosa y en algunos casos en condiciones atmosféricas distintas (Jeevalakshmi *et al.*, 2016); sin embargo, a pesar de esto se puede ver una diferencia de patrones de cambio al comparar visualmente las imágenes NDVI, tal como indica Gandhi *et al.* (2015) con el NDVI se puede determinar una producción vegetal y detectar cambios en esta, lo que indica que trabajar con imágenes y procesarlas en GEE es importante ya que el procesamiento se realiza mediante la computación en la nube, como se indicó anteriormente la selección de imágenes fue de 32 días y con casi nula cobertura nubosa lo cual es permitido por la plataforma GEE debido a que cuenta con un algoritmo de reducción de cobertura nubosa, esto para áreas de estudio como las de Amazonía peruana facilita la selección de imágenes debido a la gran cobertura nubosa estacional que se presenta en estas áreas de estudio y que finalmente mediante GEE es más fácil integrar series temporales NDVI estacionales (Gandhi *et al.*, 2015; Huang *et al.*, 2017); lo que permitiría obtener datos precisos, útiles y efectivos para utilizarlos en la generación de insumos para la gestión del territorio (Patel *et al.*, 2015).

La clasificación con umbrales de NDVI permitió determinar cuatro categorías bien diferencia-

das, para el estudio fue suficiente diferenciar entre la vegetación intervenida y no intervenida, para otros casos quizás netamente urbanos se pudieran añadir más categorías de uso, como lo hace (Ullah *et al.*, 2019) y tal como se indica al inicio, estas categorías pueden variar dependiendo del objetivo del estudio, tal como plantea Armenteras *et al.*, (2019), definiendo cuatro categorías sobre vegetación y una con la denominación "otros" o Siddiqui *et al.*, (2018) quienes solamente identifican dos categorías, "construido" y "no construido".

Para poder ingresar la clasificación realizada a partir de los umbrales de NDVI del año 2018 al modelo de generación de escenario al 2029, se evaluó su precisión de clasificación, resultando un índice de Kappa de 70,17%, el cual se puede categorizar como un grado de acuerdo "sustancial" y, por lo tanto, la imagen clasificada resultante puede ser utilizada para futuros trabajos de investigación (Abraria, 2000; Eyoh *et al.*, 2012; Rwanga, 2017). Al modelar el CCUT al año 2018 con los años 1999 y 2009 en el MOLUSCE en QGIS, se obtuvo una exactitud general de 71,79% y un índice de Kappa de 59%, considerado según Abraria (2000) como "moderado" y coincidiendo con Ientilucci (2006) que indica que valores por debajo del 40% son indicadores de mal acuerdo, por esto se decidió proseguir con la generación del escenario de cambio al 2029 utilizando las capas 2009 y 2018.

Tanto de la simulación al 2018, como de la simulación al 2029, se observa una tendencia a la pérdida de "vegetación no intervenida", principalmente por el aumento de la categoría "vegetación intervenida", en la que se desarrollan actividades que favorecen la deforestación, tales como la agricultura, la producción de carbón y el aprovechamiento del recurso minero no metálico, por ejemplo, de los bosques de varillales (De La Flor y Jean, 2019). Así mismo, la categoría "construido" contribuiría a la disminución de la cobertura vegetal de los alrededores de Iquitos, esto sería inevitable debido a las barreras naturales en las que se enmarca la ciudad de Iquitos. De lo último podemos

indicar que muchos estudios (Villacorta, 2015; Ullah *et al.*, 2019), incluido el nuestro, coinciden en afirmar que las áreas urbanas tienden a crecer en detrimento de bosques y cultivos en los últimos 30 años. Esto evidencia la tendencia actual de crecimiento exponencial de estas zonas y de la población que vive en ellas, resaltando la importancia de la planificación de la expansión de las ciudades y del uso y ocupación del territorio. Así mismo, esta tendencia al crecimiento urbano en detrimento de la cobertura de la vegetación aledaña a la ciudad de Iquitos, podría tener efectos negativos relacionados con la degradación de ecosistemas y el aumento de la temperatura, como el calentamiento urbano, las islas de calor y, a mayor escala, favorecer las dinámicas para el cambio climático (Bartens, 2016; Ullah *et al.*, 2019). Los cambios de cobertura y uso de la tierra afectan directamente a las especies de fauna, ya que el bosque determina también la existencia de estas especies. Una pérdida de cobertura de la vegetación presentaría un impacto negativo sobre las especies de fauna (Arce y Lucero, 2019). Por otro lado, la urbanización y el subsiguiente mejoramiento de carreteras crea demanda de tierras en las cercanías, lo que se constituye como un driver para el cambio de uso y cobertura de la tierra (Armenteras *et al.*, 2019).

Las cuatro clases perdieron y ganaron superficie en el espacio y tiempo. Cada una de las cuatro clases paso a las otras tres. Esto es debido a que las clases son susceptibles a cambiar a otra clase. Por ejemplo la clase vegetación no intervenida ha pasado a la clase construido, vegetación intervenido y agua.

Con respecto a los casos particulares en los cuales el modelo de escenario indica una recuperación de la vegetación no intervenida a partir de la clase construido y vegetación intervenida, lo primero estaría indicando que la tendencia hoy por hoy es a la recuperación de la vegetación urbana y también a que aún no se ha perdido las áreas de huertas en las casas y algunos espacios sin cobertura vegetal que aún siguen intactos. En Iquitos se tiene muy poca área verde, con jardines sin plantas. Se

debe poner más plantas en los jardines de las calles y en los parques. Para no presionar tanto a la cobertura vegetal, una de las alternativas sería que la ciudad crezca de forma vertical, o generar polos de desarrollo cercanos a Iquitos, para esto se debe realizar investigación sobre la cantidad y distribución espacial de estos polos de desarrollo.

Se puede ampliar la presente investigación añadiendo estudios de determinación de patrones históricos de la Temperatura de la Superficie de la Tierra (LST por sus siglas en inglés), así como la elaboración de modelos que simulen el comportamiento de esta variable en intervalos de tiempo definidos, tal como lo hace Ullah *et al.*, (2019). Otra sugerencia que permitiría reforzar el presente estudio es la inclusión de distintos escenarios, tal como lo hacen Armenteras *et al.*, (2019) en su estudio de predicción de la deforestación en la Amazonía colombiana, utilizando un escenario principal y dos alternativos. Estos autores incluso diseñaron sub modelos de transición potencial entre los distintos tipos de uso y cobertura de la tierra. Armenteras *et al.*, (2019) menciona que en el modelo usado por su estudio, así como en otros modelos, la selección del período base para el modelado puede afectar el resultado de futuras dinámicas. Esto es algo que podría ser explorado y analizado con el objetivo de brindar mayor solidez al estudio.

Finalmente, la cobertura vegetal ha estado disminuyendo en la ciudad de Iquitos y sus alrededores en las últimas dos décadas, y como se observa en los resultados del presente estudio se calcula que seguirá disminuyendo en la próxima década, pero podemos cambiar esto si planificamos un crecimiento urbano adecuado y si sembramos plantas en aquellos lugares que no lo tienen.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abraira, V. 2001. El índice kappa. *Semergen-Medicina de Familia*, 27 (5), 247-249.
- Alvarado, Ulloa, J. V. 2019. Estudio multitemporal de cambio de uso de suelo en la parroquia Tambillo, Cantón Mejía, Pichincha, Ecuador, período 2001-2010, Bachelor's thesis, PUCE-Quito, pág. 106.
- Arce, R. y Lucero, G. 2019. Efecto del cambio climático y uso del suelo en la distribución de especies endémicas de *Nolana* L. ex Lf (Solanaceae) en la región Arequipa, 2017-2018.
- Armenteras, D.; Murcia, U.; González, T.; Barrón, O.; Arias. 2019. Scenarios of land use and land cover change for NW Amazonia: Impact on forest intactness. *Global Ecology and conservation*.
- Bartens, A. 2016. Evaluación del estado ecológico de las riberas del canal de la laguna Moronacocha, Tesis, Iquitos-Perú, pág. 55.
- De La Flor, Chávez, F. A. y Jean, Pacaya, Z. 2019. Interpretación de la dinámica del cambio de uso del suelo, del caserío el Varillal, Tesis, carretera Iquitos-Nauta, 2018, Pág. 52.
- Eyoh, A.; Olayinka, D. N.; Nwilo, P.; Okwuashi, O.; Isong, M.; Udoudo, D. 2012. Modelling and predicting future urban expansion of Lagos, Nigeria from remote sensing data using logistic regression and GIS. *International Journal of Applied*, 2 (5), 1-9.
- Flores, D. I.; Zárate, R.; Mozombite, L. F.; Gallardo, G. P.; Palacios, J. J.; Gonzáles, P. Y.; et al. 2017. Influencia de la hojarasca en la diversidad y estructura de tres familias angiosperma del varillal, Loreto, Perú. *Folia Amazónica*, 26 (1), 85-98.
- François, Mas, J.; Reyes, Díaz-Gallegos, J. y Pérez, Vega, A. 2003. Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones geográficas*, (51), 53-72.
- Gandhi, G. M.; Parthiban, S.; Thummalu, N.; Christy, A. 2015. NDVI: vegetation change detection using remote sensing and GIS—a case study of Vellore District. *Procedia Computer Science*, 57, 1199-1210.
- Getis, A.; Morrison, A. C.; Gray, K. y Scott, T. W. 2003. Characteristics of the spatial pattern of the dengue vector, *Aedes aegypti*, in Iquitos, Perú. *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 69 (5), 494-505.
- Gómez, E.; Tamariz, T. Kalliola, R.; Flores, Paitán, S. (eds.) 1998. Uso de la tierra y patrones de deforestación en la zona de Iquitos. En: *Geoecología y desarrollo Amazónico: estudio integrado en la zona de Iquitos, Perú*. *Annales Universitatis Turkuensis Ser A* 11114, 369-387.
- Huang, H.; Chen, Y.; Clinton, N.; Wang, J.; Wang, X.; Liu, C.; et al. 2017. Mapping major land cover dynamics in Beijing using all Landsat images in Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 202, 166-176.
- Lentilucci, E. 2006. On using and computing the kappa statistic. Carlson Center for Imaging, Newyor, USA. Emmett lentilucci, 1-17-06.
- Jeevalakshmi, D.; Reddy, S. N.; Manikiam, B. 2016. Land cover classification based on NDVI using LANDSAT8 time series: a case study Tirupati region. In 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), 1332-1335 pp.
- Liu, J.; Pattey, E.; Nolin, M. C.; Miller, J. R. y Ka, O. 2008. Mapping within-field soil drainage using remote sensing, DEM and apparent soil electrical conductivity. *Geoderma*, 143 (3-4), 261-272.
- Minaya, R. 2017. Parámetros físicos, químicos, microbiológicos, para determinar la calidad del agua en la laguna Moronacocha, época de transición creciente-vaciante. Tesis UNAP, Iquitos. Perú. 2016, 87 Pág.
- MPM, Municipalidad Provincial de Maynas. 2010. Plan de Desarrollo Urbano Ciudad de Iquitos 2011-2021. Iquitos, 171 p.
- Padoch, C.; Brondizio, E.; Costa, S.; Pinedo-Vasquez, M.; Sears, R. R. y Siqueira, A. 2008. Urban forest and rural cities: multi-sited households, consumption patterns, and forest resources in Amazonia. *Ecology and Society*, 13 (2) 16 Pág.
- Palacios, J.; Zarate, R.; Torres, G.; Denux, J. P.; Maco, J.; Gallardo, G.; et al. 2015. Mapeo

- de los bosques tipo varillal utilizando imágenes de satélite rapideye en la provincia maynas, loreto, Perú. *Folia Amazónica*, 25 (1), 25-36.
- Patel, N.; Angiuli, E.; Gamba, P.; Gaughan, A.; Lisini, G.; Stevens, F.; Tatem, A. y Trianni, G. 2015. Multitemporal settlement and population mapping from Landsat using Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 35, 199-208.
- Villacorta, F. 2015. Disminución de las áreas verdes, en la aparición de islas de calor en la ciudad de Iquitos entre los años 2004-2014. Región Loreto. Tesis UNAP, 94 pág.
- Rodríguez, Achung, M. 1994. Crecimiento urbano de Iquitos: condicionamientos estructurales en la década del '70 y sus perspectivas. Instituto de Investigaciones de la Amazonia Peruana, 109 Pág.
- Rwanga, S. S., y Ndambuki, J. M. 2017. Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS. *Int. J. Geosci*, 8 (4), 611-622.
- Siddiqui, A.; Siddiqui, A.; Maithani, S.; Jha, A.K.; Kumar, P.; Srivastav, S.K. 2018. Urban growth dynamics of an Indian metropolitan using CA Markov and Logistic Regression. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 21, 229-236.
- Smith, Guerra, P. y Romero, Aravena, H, 2009. Efectos del crecimiento urbano del Área Metropolitana de Concepción sobre los humedales de Rocuant-Andalién, Los Batros y Lenga. *Revista de Geografía Norte Grande*, (43), 81-93.
- Stehman, S. 1996. Estimating the kappa coefficient and its variance under stratified random sampling. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62 (4), 401-407.
- Ullah, S.; Ahmad, K.; Sajjad, R.U.; Abbasi, A.M.; Nazeer, A.; Tahir, A.A. 2019. Analysis and simulation of land cover changes and their impacts on land surface temperature in a lower Himalayan region. *Journal of environmental management*, 245, 238-257.