

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS**

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERIA  
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE



TESIS

ANÁLISIS Y MODELACIÓN DE LOS PROCESOS DE DEFORESTACIÓN  
EN EL EJE VIAL INTEROCEÁNICO SUR (PUERTO MALDONADO –  
INAMBARI) MADRE DE DIOS, PERIODO 1999 – 2030

**PARA OPTAR EL TÍTULO  
PROFESIONAL DE: INGENIERO  
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**

**Tesis presentada por:**

Bachilleres:

SÁNCHEZ ALVARADO, Katiuska  
Giuliana

SÁNCHEZ ORBEGOZO, Christian  
Leony

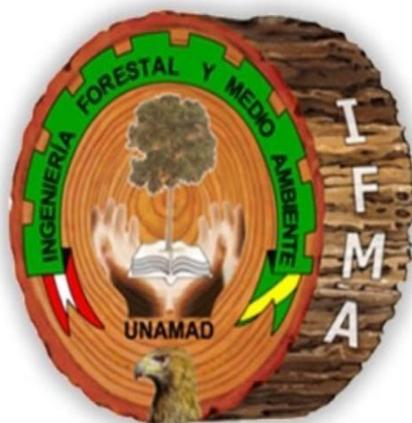
**Asesor:** Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

**Puerto Maldonado, abril del 2022**

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE DE DIOS**

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERIA  
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE



TESIS

ANÁLISIS Y MODELACIÓN DE LOS PROCESOS DE DEFORESTACIÓN  
EN EL EJE VIAL INTEROCEÁNICO SUR (PUERTO MALDONADO –  
INAMBARI) MADRE DE DIOS, PERIODO 1999 – 2030

**PARA OPTAR EL TÍTULO  
PROFESIONAL DE: INGENIERO  
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**

**Tesis presentada por:**

Bachilleres:

SÁNCHEZ ALVARADO, Katiuska  
Giuliana

SÁNCHEZ ORBEGOZO, Christian  
Leony

**Asesor:** Dr. Gabriel Alarcón Aguirre

**Puerto Maldonado, abril del 2022**

## **Dedicatoria**

En especial a mi madre, Guillerma Orbezo Vasquez, quien, con su esfuerzo inquebrantable, consejos y apoyo incondicional supo guiarme en mi formación personal y profesional e hizo posible este sueño tan anhelado este trabajo es para ti madre..., a mi hija Kristin Kaela Sanchez Gonzales a mi esposa, hermanas, hermano y familiares, que de una u otra forma influyeron en mi formación...

*Christian L. Sanchez Orbezo*

Se la dedico con todo mi corazón y alegría a toda mi familia en especial y con mucha gratitud a mis padres Virginia y Cesar por sus sabios consejos formándome como persona de bien, sin desmerecer a mis hermanos y hermana que apoyaron en el camino de mi carrera en estas líneas quiero plasmar todo el reconocimiento a ustedes muchas gracias....

*Katuska G. Sánchez Alvarado*

## **Agradecimientos**

Agradecer a Dios por bendecirnos con salud y este regalo que se llama vida, a nuestros padres y familiares que nos apoyaron para la culminación de este trabajo de investigación.

A la Universidad Nacional Amazonica de Madre de Dios, facultad de ingeniería, a todos los docentes quienes con la enseñanza de sus valiosos conocimientos nos formaron como profesionales gracias a cada uno de ustedes por su paciencia apoyo incondicional y amistad.

De manera especial a nuestro asesor de tesis Dr. Gabriel Alarcón Aguirre por habernos guiado no solo en la elaboración de este proyecto de titulación sino en todo el proceso a lo largo de nuestra carrera profesional...gracias...

## Resumen

El tramo III del Corredor Vial Interoceánica-Sur (Puerto Maldonado – Inambari), es una de las áreas más impactadas de Madre de Dios, donde el paisaje ha sufrido una conversión abrupta por la intervención de la minería y la agricultura. En ese sentido, ¿Cuál será la tendencia del cambio de cobertura y uso de suelo al 2030? El presente trabajo tiene como objetivo, analizar y modelar los procesos de deforestación en el área de estudio, para los periodos 1999, 2013, 2019 y 2030. Las imágenes Landsat-5 TM (1999) y Landsat 8 OLI (2013 y 2019) fueron descargadas y procesadas mediante la plataforma Google Earth Engine, ENVI, y ArcMap, mediante el algoritmo Random Forest. La cuantificación muestra 30 930,66 ha para 1999, con 66 346,90 para 2013, y 125 977,24 ha deforestadas para 2019. La pérdida de bosque de 1999 a 2019, se da una pérdida a una tasa anual de 0,34% y 4 752,33 ha/año, con una mayor pérdida de 2013 a 2019, con 9 938,39 ha/año (0,71%). Los cambios de cobertura y uso de suelo reportan una conversión de bosque a deforestación (minería del oro, agricultura y zonas urbanas) de 44 986,93 ha de 1999-2013 (14 años), con 71 804,58 ha de 2013-2019 (6 años), y un global de 100 045,22 ha de 1999-2019. El módulo Land Change Modeler del software TerrSet se utilizó para generar el escenario predictivo al 2030. Inicialmente se construyó el escenario 2019, teniendo como bases variables cartográficas de vías de acceso, pendiente, centros poblados, y cambios de cobertura de 1999 a 2013. El modelo presenta una precisión del potencial de transición de cambio de 81,54%, y cuantifico 86 041,71 ha de áreas deforestadas de 2019 a 2030, mientras que de 1999 a 2030 reporto 123 743,54 ha.

**Palabras clave:** Random Forest, perdida de bosque, cambio de uso de suelo, escenario predictivo, conversión.

## Abstract

Section III of the Interoceanic-South Road Corridor (Puerto Maldonado - Inambari), is one of the most impacted areas of Madre de Dios, where the landscape has undergone an abrupt conversion due to mining and agriculture. In this sense, we ask ourselves, what will be the trend of change in land cover and use by 2030? The objective of this work is to analyze and model the deforestation processes in the study area, for the periods 1999, 2013, 2019 and 2030. The Landsat-5 TM (1999) and Landsat 8 OLI (2013 and 2019) images were downloaded and processed using the Google Earth Engine platform, ENVI, and ArcMap, using the Random Forest algorithm. The quantification shows 30 930,66 ha for 1999, with 66 346,90 for 2013, and 125 977,24 ha deforested for 2019. The loss of forest from 1999 to 2019, occurs at an annual rate of 0,34% and 4 752,33 ha/year, with a greater loss from 2013 to 2019, with 9 938,39 ha/year (0,71%). Changes in land cover and use report a conversion of forest to deforestation (gold mining, agriculture and urban areas) of 44 986,93 ha from 1999-2013 (14 years), with 71 804,58 ha from 2013-2019 (6 years), and a global of 100 045,22 ha from 1999-2019. The Land Change Modeler module of the TerrSet software was used to generate the predictive scenario for 2030. Initially, the 2019 scenario was built, based on cartographic variables of access roads, slope, population centers, and coverage changes from 1999 to 2013. The Terzet model presents a precision of the change transition potential of 81,54%, and I quantify 86 041,71 ha of deforested areas from 2019 to 2030, while from 1999 to 2030 it reported 123 743,54 ha.

**Key words:** Random Forest, forest loss, land use change, predictive scenario, conversion

# Índice de contenidos

	Pág.
Dedicatoria.....	i
Agradecimientos .....	ii
Resumen .....	iii
Abstract.....	iv
Introducción .....	1
<b>CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>13</b>
1.1 Planteamiento del problema de investigación .....	13
1.2 Formulación del problema .....	15
1.2.1 Problema general .....	15
1.2.2 Problemas específicos .....	15
1.3 Justificación e importancia.....	16
1.4 Objetivos de la investigación .....	17
1.4.1 Objetivo general.....	17
1.4.2 Objetivos específicos .....	17
1.5 Hipótesis .....	17
1.6 Variables de la investigación .....	17
1.6.1 Identificación de variables.....	17
1.6.2 Operacionalización de variables .....	18
1.7 Consideraciones éticas .....	19
<b>CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>21</b>
2.1 Antecedentes de la investigación.....	21
2.1.1 A nivel internacional.....	21
2.1.2 A nivel Nacional.....	27

2.1.3	Alcance local.....	30
2.2	Base teórica .....	33
2.2.1	Deforestación .....	33
2.2.2	Bosque .....	34
2.2.3	Principios y Fundamentos de Teledetección .....	34
2.2.4	Espectro Electromagnético .....	35
2.2.5	Aplicación de la Imagen Satelital .....	36
2.2.7	Tratamiento Digital de Imágenes Satelitales Multitemporales .....	36
2.2.7.1	Corrección Geométrica .....	37
2.2.7.2	Calibración Radiométrica.....	37
2.2.7.3	Clasificación Digital.....	37
2.2.7.4	Técnicas de Post-clasificación .....	37
2.2.8	Programa Landsat .....	38
2.2.9	Modelación del cambio de cobertura y uso de suelo-teoría y técnicas .....	39
2.2.10	Algunos Modelos y Software Utilizados para el CCS .....	39
2.3	Marco conceptual.....	42
<b>CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN .....</b>		<b>43</b>
3.1	Tipo de investigación .....	43
3.2	Diseño de la investigación.....	43
3.3	Delimitación espacial y temporal .....	43
3.3.1	Clima e hidrografía .....	44
3.4	Población y muestra .....	45
3.5	Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	47
3.5.1	Método y técnicas .....	47
3.5.2	Procesamiento de datos y análisis estadístico .....	47
✓	Clasificación supervisada de la imagen satelital .....	49
✓	Tratamiento de datos .....	51

✓	Análisis predictivo.....	53
✓	Análisis estadístico.....	54
	<b>CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....</b>	<b>56</b>
	<b>4.1 Clasificación supervisada de imagen Landsat .....</b>	<b>56</b>
	<b>4.1.1 Evaluación de precisión de clasificación .....</b>	<b>61</b>
	<b>4.2 Cambios de cobertura y uso de suelo .....</b>	<b>63</b>
	<b>4.3 Prospectiva de cambio de cobertura y uso de suelo .....</b>	<b>66</b>
	4.3.1 Análisis de cambio .....	66
	4.3.2 Potencial de transición .....	67
	4.3.3 Prospectiva de cambio con Land Change Modeler (LCM) .....	71
	4.3.4 Validación del modelo .....	72
	4.3.5 Prospectiva de cambio al periodo 2030 .....	74
	<b>4.3.6 Cambio de cobertura del suelo con el modelo prospectivo al 2030 .....</b>	<b>76</b>
	<b>CONCLUSIONES .....</b>	<b>79</b>
	<b>RECOMENDACIONES.....</b>	<b>80</b>
	<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>81</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>99</b>

## Índice de Tablas

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Variables e indicadores del estudio .....	18
Tabla 2. Información de adquisición de imágenes Landsat .....	49
Tabla 3. Características de la imagen de satélite Landsat-5 TM .....	49
Tabla 4. Características de la imagen de satélite Landsat 8 OLI .....	50
Tabla 5. Leyenda de clasificación de imágenes; nivel 0 .....	51

Tabla 6. Valoración del coeficiente kappa .....	54
Tabla 7. Reporte de clasificación supervisada en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, periodos 1999, 2013, y 2019.....	61
Tabla 8. Precisión de resultados, imagen periodo 1999 .....	64
Tabla 9. Cambio de cobertura y uso de suelo (bosque – deforestación) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios .....	66
Tabla 10. Perdida de bosque en el área de estudio.....	68
Tabla 11. Comportamiento del modelo por transición y persistencia.....	72
Tabla 12. Reconocimiento cruzado de pixeles; prospectiva 2019 y cobertura de uso de suelo 2019 .....	76
Tabla 13. Reporte de Prospectiva de cambio de cobertura y uso de suelo: bosque a deforestación, periodo 2030.....	78
Tabla 14. Cambio de cobertura del suelo (bosque – deforestación) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios .	79

## Índice de Figuras

	<b>Pág.</b>
<i>Figura 1.</i> Ubicación del área de estudio, eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado-Inambari), Madre de Dios – Perú.....	44
<i>Figura 2.</i> Distribución de muestras según categorías de clasificación en el área de estudio. ....	46

## Índice de anexos

	<b>Pág.</b>
Anexo 1. Puntos de muestreo tomados en el área de estudio.....	100
Anexo 2. Características de la imagen de satélite Landsat-5 TM .....	109
Anexo 2. Características de la imagen de satélite Landsat 8 OLI.....	110
Anexo 2. Leyenda de clasificación de imágenes; nivel 0 .....	111
Anexo 2. Panel fotográfico.....	113

## Introducción

La constante pérdida de la cubierta vegetal en el mundo sobre todo en los bosques tropicales es un problema ambiental muy grave que genera gran preocupación a nivel mundial, y los cuestionamientos en la sociedad del como poder reducir también. El mayor cambio de pérdida de bosque se produce en los trópicos a diferencia de las boreales y templadas. A escala mundial, la presencia de los bosques tropicales es de vital importancia ya que cumplen una función clave en el apoyo de procesos biofísicos fundamentales como la regulación climática y el secuestro de carbono (Foley et al. 2007; Bax et al. 2016). Además, la disminución de los ecosistemas tropicales es el mayor contribuyente a la extinción de especies, ya que los trópicos contienen la mayor parte de la diversidad biológica del planeta (Rolland et al. 2014; Bax et al. 2016) , por otro lado, la disminución de los ecosistemas tropicales tiene impactos directos e indirectos en los medios de vida de las comunidades humanas locales que viven en regiones tropicales. Muchas poblaciones circundantes e indígenas dependen directamente de los bienes y servicios proporcionados por los ecosistemas tropicales. Sin embargo, debido a la continuo cambio de cubierta del suelo de los bosques tropicales a otros usos de la tierra, las necesidades más básicas de la vida, como la alimentación, la medicina y el refugio, están en riesgo (Koziell y Saunders 2001; Alarcón et al. 2016; Bax et al. 2016; Alarcón et al. 2018). La mala administración en la designación de áreas tanto agrícolas, forestales, derechos mineros entre otros, no solo causa una depredación de bosques, sino que también trae consigo problemas sociales como enfrentamientos respecto a la titularidad del terreno, todo esto a causa, de que han generado superposiciones entre las distintas actividades, por la falta de información articulada entre sectores y el manejo de un catastro único. Todo esto hace que en la mayoría de casos exista la evasión de responsabilidades con respecto a los impactos ambientales que hoy en día todos podemos visualizar mediante imágenes satelitales, aéreas, etc, el impacto catastrófico que viene afectando al sureste de la selva peruana.

Según las cifras más recientes publicadas por el Ministerio de Medio Ambiente del Perú, en 17 años el Perú ha perdido 2 130 112 ha de bosque en el período comprendido entre 2000 y 2017 (Asner y Tupayachi 2017; Alarcón et al. 2018). Las proyecciones de deforestación futura en la Amazonía peruana son escasas y varían considerablemente. Estos pueden variar desde un 10% de pérdida de bosque para 2030 (Velarde et al. 2010), hasta un 91% para 2041 (Dourojeanni et al. 2009). Determinar escenarios casi correctos de la deforestación es fundamental para implementar estrategias de gestión ambiental del territorio como objetivo de desarrollo de la población a través de actividades sustentables.

Madre de Dios en la Amazonía peruana es una de las regiones con una alta biodiversidad y representa el tercer departamento con mayor extensión del territorio nacional del Perú. La población de Madre de Dios según el INEI (2017) es de aproximadamente 141 070 habitantes. La gran mayoría de la población se encuentra en Puerto Maldonado capital de la región Madre de Dios, y parte de las actividades productivas y extractivas se encuentran distribuidas en la cuenca del río Madre de Dios. Sin embargo, la construcción de la carretera interoceánica sur facilitó la accesibilidad para muchos iniciando de esta manera una modificación en el uso de las tierras, como tierras de extracción forestal, predios agrícolas y petitorios mineros concentrándose mayormente en la minería, ilegal e informal en particular, hoy en día existen personas de todas partes del territorio peruano que migraron al departamento de Madre de Dios y este es un factor muy importante en el crecimiento poblacional y con ella deforestación del bosque al estar desarrollando también distintas actividades que implican desbosque. Anteriormente las políticas de asentamiento y los programas de desarrollo en la década de 1940 promovían la migración del poblador del Ande a la región amazónica, en la actualidad, las personas abandonan sus tierras por falta de apoyo del gobierno y ha expectativas de la fiebre ocasionada por el oro y la agricultura (Perz et al. 2016). Los problemas de deforestación con mayor impacto se produjeron a lo largo del eje carretero sur, por la extracción de árboles maderables, desbosque de grandes áreas para crianza de vacunos y de la minería que involucra distritos como tambopata, laberinto, madre de dios, inambari y

huetu. La deforestación ilegal se centro con mayoría en el sector la pampa por encontrarse dentro de la zona declarada como zona de amortiguamiento mientras que la minería informal en el sector guacamayo que se encuentra hoy en día dentro del corredor minero.

La evaluación de los factores impulsores implicados en el cambio de la cobertura terrestre es importante para entender la dinámica de nuestro medio ambiente y disminuyendo la falta de conocimiento con lo que ocurrirá en un futuro espacio temporal sobre deforestación, el conocimiento sobre los impulsores del cambio ha tomado una etapa central en el desarrollo de políticas de conservación adecuadas (Perz et al. 2016).

Los impulsores de la deforestación directa se definen como actividades o acciones humanas a nivel local que conducen directamente a la conversión de áreas forestales en otro uso de la tierra, como la construcción de una carretera, la expansión agrícola y la minería (Tuesta 2018; Barba 2019;). Los impulsores subyacentes o indirectos son procesos sociales complejos a nivel local, nacional o global, que sustentan y sostienen los impulsores directos de la deforestación, como el aumento de la riqueza económica, el crecimiento de la población y el poder de consumo de la sociedad (Perz et al. 2016).

Los modelos de análisis espacial determinan la ubicación del cambio de la cubierta terrestre con mapas de variables espacialmente explícitas, que se integran en un sistema de información geográfica (SIG) (Bax et al. 2016). Los análisis prospectivos son útiles para identificar las causas del cambio en la cubierta forestal y para asignar las áreas del entorno con mayor peligro de deforestación (Alarcón et al. 2016; Bax et al. 2016), ello implica utilizar variables como de la densidad de la población, las características biofísicas y distancias como insumos en los modelos, mientras que la variables no espaciales como impulsores socioculturales y políticos a menudo están fuera del alcance de los modelos (Bax et al. 2016; Tuesta 2018; Barba 2019). A diferencia de los modelos de regresión espacial, los modelos de simulación de cambio de la cobertura del suelo producen mapas de salida de la pérdida neta futura de bosques. La simulación del cambio de la cobertura

del suelo se basa en técnicas más sofisticadas, como los modelos de cadena de Márkov y los autómatas celulares, que describen el cambio probable de un paisaje, modifique su cobertura terrestre a una diferente (Dourojeanni et al. 2009; Bax et al. 2016; Tuesta 2018; Barba 2019; Carvalho et al. 2019). Los escenarios de simulación pueden apoyar la exploración de escenarios futuros de deforestación y el desarrollo de políticas de conservación y de estrategias de mitigación estas políticas de conservación.

## **CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN**

### **1.1 Planteamiento del problema de investigación**

Los porcentajes mas altos de tasas de conversión de bosque a tierras agrícolas u otros usos a nivel mundial se dan en los bosques tropicales (Dias et al. 2016; Tarazona et al. 2018), lo que convierte a la deforestación tropical en uno de los procesos clave que impulsan el cambio climático y la pérdida de biodiversidad global (Lambin y Meyfroidt 2011). Sin embargo, los sistemas de uso de la tierra después de la deforestación en los trópicos a menudo se caracterizan por una baja intensidad de uso de la tierra, debido a condiciones biofísicas inadecuadas y acceso limitado a los mercados, las finanzas, la mano de obra y la maquinaria (Foley et al. 2007).

Aunque la tasa de expansión de las tierras agrícolas se ha desacelerado desde 1960 y las regiones tropicales han mostrado aumentos netos generales en la cubierta forestal entre 2001 y 2010 (Chazdon y Guariguata 2016), la deforestación rápida todavía está ocurriendo en algunos países tropicales y la ubicación y extensión de la deforestación, así como su impacto en servicios ecosistémicos importantes como la biodiversidad, la regulación climática, el almacenamiento de carbono y el suministro de agua, todavía no se conocen bien (Murad y Pearse 2018). Se han realizado estudios que evalúan el cambio en la cubierta forestal tropical y sus causas en regiones tropicales (Murad y Pearse 2018), sin embargo, la coordinación internacional de recursos para aumentar la capacidad, la cobertura repetida de los bosques tropicales, el acceso a datos actualizados de calidad y protocolos estandarizados para la interpretación de datos y aún se necesitan análisis (Murad y Pearse 2018), y algunas regiones continúan recibiendo más atención que otras.

(Barba 2019) Menciona que Madre de dios cuenta con un clima característico de los tropicos comunes en las regiones amazónicas del Peru. Los climas en mención son los siguientes: sub húmedo y calido, húmedo y calido, muy húmedo y semicalido es por esta razón la gran biodiversidad existente en esta región (Barba 2019). La deforestación en el departamento de Madre de Dios comenzó durante el siglo pasado, y el análisis anterior de detección de cambios por satélite ha demostrado ser eficientes. Sin embargo, el incremento descontrolado de la deforestación trae consigo consecuencias que vulneran a la región como los impactos socioambientales negativos entre ellos: erosion del suelo, destrucción de ecosistemas vitales, desplazamientos, desculturización, etc.(Alarcón et al. 2016).

Los complejos conflictos medioambientales asociados principalmente con el uso de la tierra, la expansión de la frontera agrícola, la ganadería, la minería ilegal, los incendios forestales, los cultivos ilícitos, las construcciones de infraestructuras, la urbanización y el aprovechamiento de la madera han causado la fragmentación del hábitat, la reducción en la cantidad y calidad del suministro de agua y la pérdida de biodiversidad en la región de Madre de Dios. Aunque gran parte del territorio de Madre de Dios se encuentra dentro de un área natural protegida, la agricultura, la minería legal e ilegal, formal e informal, están afectando el agua y el suelo, causando contaminación y degradación (Alarcón et al. 2016; Perz et al. 2016).

En este contexto, “entender los factores asociados a los procesos de Cambio de Cubierta y Uso del Suelo (CCUS), enmarcados en la deforestación como parte del ordenamiento territorial, ya que su efecto negativo para el medio ambiente contribuye al calentamiento global, perdida de especies, disminución de la biodiversidad, modificación de los cursos de los ríos y degradación del suelo, el entendimiento de estos factores se hacen indispensables” (Lambin et al. 2001; Geist y Lambin 2002; Geist y Lambin 2004; Morton et al. 2006; Alarcón et al. 2016; Bax et al. 2016; Murad y Pearse 2018; Tuesta 2018; Barba 2019).

El área de influencia del eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) y que involucra los distritos de Huepetuhe, Inambari, Madre de Dios,

Laberinto y Tambopata, son unos de los sectores donde se produce los mayores cambios de cobertura producto de la deforestación e impulsados por la deforestación generados por la agricultura y la minería informal e ilegal. “sumado a los problemas socio ambientales al uso de la tenencia de áreas agrícolas, forestales (madera, productos diferentes a la madera, reforestación, ecoturismo y conservación), territorio de comunidades nativas y áreas naturales protegidas (ANP), conflictos sociales, trata de personas, salud pública, entre otros” (Barba 2019). A esta realidad, es preciso agregar escenarios futuros con la finalidad de generar insumos como parte de la gestión del territorio, por ello, es de vital importancia desarrollar metodologías para el modelamiento hacia el 2030, información base que permitirá tomar mejores decisiones sustentadas en el ordenamiento territorial. Para ello, se cuantifico los cambios de cobertura de bosque a deforestación (agricultura y minería) entre los años 1999, 2013, 2019 y 2030. Del mismo modo, se evaluó las variables más determinantes en la modelación de la deforestación.

## **1.2 Formulación del problema**

### **1.2.1 Problema general**

¿Cuánto será el cambio de cobertura y uso de suelo de bosque a deforestación en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, para los periodos 1999, 2013 y 2019, como base para determinar el escenario de la deforestación al año 2030?

### **1.2.2 Problemas específicos**

P.E.1 ¿Cuánto será la deforestación para los periodos 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios?

P.E.2 ¿Cuál será el cambio de cobertura y uso de suelo (bosque a deforestación) entre 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios?

P.E.3 ¿Se podrá modelar y validar el proceso de deforestación para el año 2019, a partir del mapa de cobertura y uso de suelo (bosque y deforestación) del año 2013?

P.E.4 ¿Se podrá modelar el proceso de deforestación para el año 2030, a partir de los mapas base de cambio de cobertura y uso de suelo?

### **1.3 Justificación e importancia**

La dinámica de conversión de bosques a otros usos en los trópicos son las más altas en el mundo (Dias et al. 2016; Tarazona et al. 2018), lo que deriva su alto riesgo en los procesos de cambio climático y la pérdida de biodiversidad global (Lambin y Meyfroidt 2011). En este contexto, la Amazonia no está exenta de ello, la deforestación impulsada por la agricultura, tala de árboles y la minería son un peligro latente en el cambio de uso del suelo, que anualmente reportan grandes cantidades de pérdida de bosque. Los bosques del Perú, presenta la misma tendencia, sin embargo, la Amazonia de Madre de Dios, a diferencia de las otras regiones, presenta una situación particular, la minería aluvial o aurífera, actividad que se concentra en ciertos sectores y que genera la destrucción total de cobertura y posterior degradación del suelo, paralelamente trae consigo problemas socioambientales como la contaminación de suelos y aguas, trata de personas, drogadicción, alcoholismo, violencia familiar, entre otras situaciones particulares. De la misma manera, la fiebre del oro, es atractivo para muchas personas, en especial para los pobladores del Ande, quienes, por falta de apoyo, emigran a la Amazonia en busca de nuevas oportunidades, de esta manera agudizan el problema al dedicarse a actividades de la minería ilegal, que, en algunos sectores viene afectando la Reserva Nacional Tambopata.

En esta situación, analizar y modelar los procesos de deforestación en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, para los periodos 1999, 2013, 2019 y 2030, se hacen necesarios, como parte de la generación de insumos del proceso de ordenamiento territorial de la región.

## **1.4 Objetivos de la investigación**

### **1.4.1 Objetivo general**

Analizar y modelar los procesos de deforestación en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, para los periodos 1999, 2013, 2019 y 2030.

### **1.4.2 Objetivos específicos**

O.E.1 Analizar y cuantificar la deforestación para los periodos 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

O.E.2 Analizar y cuantificar el cambio de cobertura y uso de suelo (bosque a deforestación) entre 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

O.E.3 Modelar y validar el proceso de deforestación para el año 2019, a partir del mapa de cobertura y uso de suelo (bosque y deforestación) del año 2013.

O.E.4 Modelar el proceso de deforestación para el año 2030, a partir de los mapas base de cambio de cobertura y uso de suelo.

## **1.5 Hipótesis**

**Hipótesis alterna ( $H_1$ ):** El cambio de cobertura y uso de suelo de bosque a deforestación en el en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, para los periodos 1999, 2013 y 2019, como base para determinar el escenario de la deforestación al año 2030, sigue una tendencia creciente.

## **1.6 Variables de la investigación**

### **1.6.1 Identificación de variables**

**Variable Dependiente**

- ✓ Comportamiento del bosque y deforestación en campo y en la unidad mínima de la imagen (pixel).

### Variable Independiente

- ✓ Cambios de cobertura y uso de suelo de los periodos 1999, 2013, 2019, y escenario de cambio al año 2019 y 2030.

### 1.6.2 Operacionalización de variables

Las variables y su operacionalización se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1. *Variables e indicadores del estudio*

Tema	Objetivos	Variables	Indicadores
Analizar y modelar los procesos de deforestación en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, para los periodos 1999, 2013, 2019 y 2030.	✓ Analizar y cuantificar la deforestación para los periodos 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.	Deforestación de los periodos 1999, 2013 y 2019.	1. Clasificación supervisada de imagen Landsat TM para y OLI. 2. Mapa y cuantificación de la deforestación de los periodos 1999, 2013 y 2019.
	✓ Analizar y cuantificar el cambio de cobertura y uso de suelo (bosque a deforestación) entre 1999, 2013 y 2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.	Cambios de cobertura y uso de suelo de los periodos 1999, 2013 y 2019.	1. Mapa y cuantificación de cambios de cobertura y uso de suelo. 2. Mapa y cuantificación de cambios de cobertura y uso de suelo.
	✓ Modelar y validar el proceso de deforestación para el año 2019, a partir del mapa de cobertura y uso de suelo	Escenario de cambio de cobertura y uso de suelo (deforestación)	Mapa de escenario de cambio de cobertura y uso de suelo (deforestación) para el periodo 2019.

	(bosque y deforestación) del año 2013.	para el periodo 2019, validado.	
✓	Modelar el proceso de deforestación para el año 2030, a partir de los mapas base de cambio de cobertura de uso de suelo.	Escenario de cambio de cobertura y uso de suelo (deforestación) para el periodo 2030.	Mapa de escenario de cambio de cobertura y uso de suelo (deforestación) para el periodo 2030.

## 1.7 Consideraciones éticas

La percepción remota o sensoramiento remoto ha avanzado considerablemente en los últimos años, desempeñándose como una herramienta fundamental en la gestión del territorio, por medio de ella se puede monitorear los eventos producidos en la tierra, sean estos por factores naturales o humanos.

Los avances son significativos, pero aún existen ciertas limitaciones por resolver, y en esos casos es necesario constatarlos en campo, verificando si los eventos corresponden a lo recopilado por los sensores. Sin embargo, el uso de tecnologías apropiadas y cada vez más robustas, minimizan los errores.

La investigación tuvo el respaldo del Centro de Teledetección para el Estudio y Gestión de los Recursos Naturales (CETEGERN) de la UNAMAD, el cual mantiene términos de uso, de seguridad, y políticas en cuanto al análisis y procesamiento de información proveniente de sensores remotos, prevaleciendo siempre la verdad, compromiso y ética del investigador.

La investigación utilizó aspectos metodológicos de clasificación supervisada y modelación de escenarios predictivos, el cual seguido de un estricto proceso en base al método Neural Net del software Google Earth Engine (GEE), ENVI 5.3®, ArcGis 10.5® y de procedimiento de Cadenas de Márkov, disponible en el software TerrSet® - Clark Labs, Clark University USA.

En cuanto a política nacional, la investigación se enmarca con la política de la “Comisión Nacional de Investigación y Desarrollo Aeroespacial (CONIDA)”, creada por Decreto Ley N° 20643.

## **CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO**

### **2.1 Antecedentes de la investigación**

#### **2.1.1 A nivel internacional**

Perz et al. (2005), En un estudio respecto al uso del suelo y deforestación de la cuenca Pan Amazónica establece un confrontamiento respecto al cambio de cubierta entre países de América del Sur como Brasil, Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú y Venezuela donde se analiza enlaces relacionados a los cambios de las poblaciones, el uso de los suelos y deforestaciones en las zonas amazónicas de los países mencionados líneas arriba, el análisis de estos enlaces entre poblaciones y medio ambiente como también la deforestación se centra en la explicación de indicadores de deforestación como crecimiento poblacional, migración, el uso de los suelos con el objetivo de ver que estos indicadores no reflejan y/o afectan de la misma manera en todos los estados mencionados en el estudio, se puede decir que existen otros factores que expliquen la relación entre el uso del suelo y la deforestación, lo que se podría decir que el uso del suelo. Tiene una ligera relación al dinamismo demográfico e involucramiento de la población respecto a la deforestación, la política y “la economía nacional en cuanto al cambio amazónico en los seis países ayudan a entender la limitada correspondencia entre demografía y deforestación” (Perz et al. 2005).

Southworth et al. (2011), En su estudio indica a la construcción de las carreteras como inductores al cambio de coberturas, el nos muestra a la deforestación en esta zona fronteriza MAP (Madre de Dios en Perú, Acre en Brasil y Pando en Bolivia). Es preciso mencionar que se cuenta con límites en los cambios de cubierta del suelo respecto a disposición de datos y comparación entre las regiones por la transferencia de métodos, Southworth et al. (2011). El estudio realza la influencia e importancia del mejoramiento de las vías en su infraestructura en esta escena transfronteriza y que afecta de manera diferente la tasa de deforestación, lugares el cual cuentan con condiciones biofísicas y climas prácticamente iguales, sin embargo, que difieren respecto a la tala de sus bosques, la homogenización metodológica

espacio temporal nos permite detallar a esta zona con mucha dinámica en relación creciente a la vía pavimentada y un crecimiento masivo de desbosque, muy aparte sin desmerecer que también que existen ciertos beneficios como la conexión integrada de las economías entre estados haciendo posible la conexión de dos puertos importantes como el atlántico y el pacífico sin embargo sobre el estudio también mencionaremos que el grado de avance en la infraestructura de las vías pavimentadas son diferentes: En el Acre la pavimentación esta terminada, en Madre de Dios se esta desarrollando y en Pando iniciando, el análisis desarrollado en esta zona MAP mediante el procesamiento de las imágenes satelitales de los años 1986 y 2005 data la tasa en el porcentaje de deforestación que en el Acre es mayor después sigue Madre de Dios y por ultimo con menos tasa de deforestación se encuentra Pando Southworth et al. (2011). La cubierta dominante es la forestal y se encuentra estable en un 89% en general, para todas las fechas en el periodo de estudio” Southworth et al. (2011). Señalando también que las tasas difieren de acuerdo a la distancia de la vía principal y que estas se encuentran ligadas al desarrollo puesto que en el Acre la influencia del desbosque es de hasta 45 km, en Madre de Dios de 18 km y en Pando menos de 1 km, se observa una tendencia sobre los bosques forestales que en un futuro se encuentren cerca del eje carretero mientras que la deforestación se encuentre a mayor distancia, tendencia que se podría utilizar en futuros análisis de cambio de uso de suelo y deforestación de su efecto en la construcción de carreteras pavimentadas, la zona del Acre nos muestra la evidencia que podría manifestarse en la región de Madre de Dios como también en mayor tiempo en Pando, un estudio que sirve como herramienta de consideración para futuras construcciones de vías pavimentadas tanto en la prevención y el establecimiento de medidas y políticas ambientales para el control de los impactos que trae consigo estas obras en zonas de la Amazonia, Southworth et al. (2011).

Perz et al. (2013), Evaluó la infraestructura y los cambios de cobertura del suelo en la frontera de Perú, Bolivia y Brasil, la pavimentación de las carreteras y deforestación a nivel de comunidades, donde se observa que los cambios en el paisaje son manifestaciones derivados de políticas regionales

que abarcan construcción de infraestructuras en las fronteras, si bien es cierto la relación entre las vías, el acceso y la cubierta del suelo son mejor entendidas la investigación busca analizar el vínculo entre la infraestructura y el cambio de cobertura del suelo en zona de frontera de los tres países, se incorporaron datos como imágenes satelitales, clima, encuestas para demostrar la diferencia de las comunidades rurales en temas de pavimentación y construcción de la carretera en la frontera, se tomaron en cuenta variables que expliquen los enlaces que relacionen la pavimentación de las vías entre otras características diferentes entre los tres estados, creando un modelamiento de la deforestación realizando un análisis muy variado de cobertura forestal y no forestal entre los años del 2005 y 2010, donde se considera la importancia y confirmándose la influencia del avance de pavimentación, el tiempo de viaje, la tenencia de tierra entre otros, este estudio indica que la integración regional influye en el cambio de cubierta del suelo. Tiene importantes implicaciones para la globalización, las infraestructuras transfronterizas, la gobernanza medioambiental y el cambio de cobertura, ya que no descuida los efectos de los factores que varían a través de la frontera, Perz et al. (2013).

Müller et al. (2014), En su investigación analizo la dinámica sobre la deforestación que existe en zonas de terrazas bajas en el país de Bolivia, este proceso data entre los años del 2000 y 2010, el estudio tuvo un enfoque en tres actividades implicadas en la deforestación como la ganadería en la conversión de la cobertura del suelo para la siembra de pastizales, la agricultura mecanizada para el sembrío de soja y la agricultura a pequeña escala, sin dejar de mencionar que el principal autor y más influyente en deforestación fue la producción de soja en el año de 1990, la investigación demuestra que en los últimos años la ganadería obtuvo el mayor porcentaje en deforestación con un 50% contribuyendo al desbosque de manera impactante en la chiquitanía, seguido por la agricultura mecanizada con un 30% y la agricultura de pequeña escala con 18%, las tenencias de tierra para un futuro se evaluaron con el modelo de regresión logística, tomando variables independientes medioambientales como climáticas, socioeconómicas en el acceso a mercados, políticas ambientales en consideración de áreas en protección, se creó dos

modelos prospectivos de la deforestación al año 2040, el primero con enfoque negativo sin modificación en la dinámica del proceso de deforestación y el segundo positivo inclinado hacia conservación, también se identificó zonas al norte de Veracruz con un importante grado de conservación, por ende la información obtenida muestra lo importante de controlar las fronteras ganaderas haciendo uso y aplicando las políticas latentes y la búsqueda de otras actividades que permitan la eficiencia en el uso del suelo.

Valero (2015), Realizo una investigación en el Ecuador en la microcuenca del río Cristal ubicada en la provincia de Bolívar, indicando que el crecimiento poblacional del Ecuador ha tenido un incremento notable por ende las actividades antrópicas también suscitando daños irreversibles a los ecosistemas naturales, ocasionando erosión de suelos como consecuencia de una mala administración aunándose a esto la expansión de la agricultura, por ende la importancia del estudio que busca brindar información que sirvan de orientación en temas de prevención, toma de decisiones y en el manejo de cuencas, el objetivo de la investigación fue crear un modelo prospectivo del uso del suelo y cambio de cobertura al 2020 mediante una técnica combinada que utiliza autómatas celulares y cadenas de Márkov, también se utilizó técnicas de pre procesamiento como la orto rectificación de las imágenes satelitales obtenidas en los años 1983 y 2000, se hizo ajustes mediante modelos de regresión logística que relaciona a las variables biofísicas condicionando el cambio del uso del suelo, se diseñó un modelamiento al 2010. Antes de realizar la simulación al año 2020 se realizó el grado de ajuste a la realidad haciendo uso del índice kappa en su comparación, el análisis muestra una disminución de las tierras agrícolas, un aumento de las tierras ganaderas y una pérdida de vegetación natural, Valero (2015).

Osorio et al. (2015), Realizo un estudio en México sobre cambio de cobertura y uso de suelo en la cuenca del río Coyuquilla donde se analizó imágenes que datan de los años 1986 a 2000 y 2000 a 2011 mediante la elaboración de mapas de cobertura y usos del suelo para su interpretación donde se evidenció la reducción de cubierta del suelo en un 16%, donde el bosque tropical seco fue el más afectado con una tasa de deforestación anual

de -3,7%, y entre los periodos del 2000 a 2011 la evidencia de perdida de bosque fue de 22% de la cubierta de vegetación esta vez afectando principalmente al bosque de encino fue la tasa más alta de deforestación con -5,54%, este análisis fue realizado en tres tipos de bosque donde se observa que el crecimiento de los pastizales inducidos, altitud del terreno, pendiente y las distancias tanto a vías como a los centros poblados tienen influencia en la determinación de la deforestación para ambos periodos de análisis, este fue ejecutado mediante el modelo probabilístico ROC, indicando que el resultado se encuentra sobre los modelos aleatorios y que también identificaron zonas vulnerables a los cambios de cubierta del suelo de los años 2000 a 2011 obtenidas en las ocho transiciones.

Alvarez-Berríos y Aide (2015) Según un análisis de estudio se comprobó que existe cierta relación con el aumento de la deforestación en las regiones tropicales de América del sur causados por la minería debido al crecimiento del valor del oro e indica que su mayor crecimiento sobresale entre el año 2007 y 2013, “determinando que aproximadamente 1 680 km<sup>2</sup> de estos bosques se perdieron entre 2001 y 2013” Alvarez-Berríos y Aide (2015). Sin dejar de mencionar a la crisis económica que tuvo influencia en estos cambios mayores a 90% en deforestación evidenciadas en 4 ecorregiones, en mencion: Bosques Húmedos Guyanés (41%), Suroeste del Amazonas (28%), Tapajós-Xingú (11%), Bosque colombianos, Alvarez-Berríos y Aide (2015). Haciendo mencion tambien que la region de Madre de dios fue una de las zonas afectadas con 473 km<sup>2</sup> de areas deforestadas, los distritos con mayor influencia de este impacto negativo hacia los bosques fueron: Madre de Dios, Inambari y Huepetuhe, “además, menciona que la extracción de oro está afectando a Áreas Naturales Protegidas como la Reserva Comunal Amaraeri, Tambopata y el Parque Nacional Bahuaja-Sonene, pertenecientes al Departamento de Madre de Dios - Peru” Alvarez-Berríos y Aide (2015).

Pinos (2016), En su estudio de cambio de uso del suelo analizó el avance evolutivo del cantón cuenca, este cambio de deforestación se dio entre los años

de 1991 y el 2001 al construirse redes viales muchos de ellos sin el análisis técnico y/o estudio respectivo respecto a consecuencias, demostrándose las pérdidas de vegetación señaladas en el estudio como paramo, vegetación leñosa y herbáceas de los cuales se perdieron 49 066,3 ha en el mencionado periodo, también se evidenció que pastizales y la categoría de cultivos se incrementaron en 70 639 ha, respecto a la tasa anual del cambio de uso y cobertura terrestre se destaca la vegetación herbácea, detrás de ella le sigue la vegetación leñosa nativa y la vegetación nativa con porcentajes de tasas negativas, deduciendo que son las que más expuestas están a estos cambios, el mapa prospectiva de cambio al año 2030 que se generó, interpreta una tendencia creciente en esta zona de estudio, el urbanismo y el desarrollo agroproductivo siguen siendo factores del cambio de vegetaciones naturales muchas veces desconociendo las normas y o impedimentos que estas zonas presentan, la reducción de estos caracteres de estudio como las coberturas a otros usos del suelo a infraestructuras dispersas siguen su curso respecto a las proyecciones urbanísticas, los factores involucrados son muchos en el cambio de uso y cobertura del suelo por ende la complejidad para entender la dinámica que se desarrolla y su relación entre sí, de ahí la importancia y conocimiento en su análisis y estudio de estos procesos tanto sociales, económicos y espaciales. “Para comprender cómo afecta el cambio de uso del suelo a los recursos, es necesario entender los procesos subyacentes en un entorno social, económico y geográfico” Pinos (2016).

Murad y Pearse (2018) “evaluaron la deforestación en la región Amazónica de Colombia, donde las actividades del hombre como el aprovechamiento de la madera de los árboles el desbosque para acondicionamiento de la ganadería son el principal motivo de deforestación, lo que aumenta la vulnerabilidad del departamento al cambio climático y los peligros naturales, sin embargo, hay una falta de monitoreo cuantitativo consistente en la región amazónica colombiana, no solo de las tasas de deforestación total, sino también de ubicaciones específicas y causas de deforestación, a pesar de sus altas tasas de deforestación en comparación con el vecino Ecuador. Las clasificaciones supervisadas se realizaron utilizando el Clasificador de máxima verosimilitud (MLC) y el sistema de

clasificación experto, utilizando compuestos IR de falso color que fueron efectivos para identificar la cubierta vegetal de la tierra, durante dieciséis años, la selva tropical, la cubierta terrestre en la zona de estudio “perdió 5,2% de su área, correspondiente a 3 020,56 km<sup>2</sup>, en general, la región de estudio muestra una tasa anual de deforestación del 0,46%, y solo para Caquetá esa tasa es del 0,77%” (Murad y Pearse 2018). Aproximándose al doble que las calculos de estudios anteriores tasas de pérdida como el 0,38% y el 0,4% para América del Sur tropical, no se encontró un factor único que impulsara la deforestación; más bien, diferentes regiones dentro del área de estudio mostraron diferentes tasas y causas, la deforestación particularmente rápida en el departamento de Caquetá y la invasión de actividades agrícolas en las reservas del parque nacional pueden explicarse por las mayores presiones de colonización y la intensificación del cultivo ilegal de coca”.

### **2.1.2 A nivel Nacional**

Chavez y Perz (2013b), demostró lo significativo que resulta el adoptar incentivos en el uso del suelo relacionadas a políticas dentro de los objetivos venideros al sudoeste de la amazonia del Perú, basándose en estudios que indican a las políticas públicas como determinantes distantes y a los caracteres de los dueños de tierras determinantes inmediatos sobre el uso del suelo, también se tomó en cuenta si estas personas adquirieron algún tipo de incentivo previo en relación al uso del suelo y si tienen un distinto plan de uso del suelo, este criterio facilito la dependencia de trayectorias de uso del suelo en la asimilación de políticas del pasado que sobresalen en usos específicos del suelo, orientado al uso del suelo opuestamente a la casualidad contingente, para el análisis estadístico se empleó encuestas a granjas que fueron influidas con las políticas pasadas y metas futuras del uso del suelo. Chavez y Perz (2013b), el estudio afirma la existencia de casos de dependencia de la ruta como también casos de causalidad contingente entre distintos tipos de usos de la tierra.

Finer y Novoa (2015a) Basándose en un análisis previo de patrones y los motivos que participan en la deforestación se utilizó información publicada por el Monitoring of the Andean Amazon Proyec, datos obtenidos en un tiempo casi

real, donde se verifica a la minería aurífera uno de los componentes principales causantes de la deforestación en la parte amazónica del Perú, a consecuencia de ello se muestra una deforestación en incremento superando los 53000 ha afectando principalmente la selva de madre de dios y que involucra parte del cuzco en sus límites con esta región, los acontecimientos se desarrollaron hasta después del año 2000, donde se puede observar que la zona conocida como la Pampa fue el lugar más impactado por el desbosque, esta área pertenece a la zona de amortiguamiento donde la minería es ilegal.

Finer et al. (2016 b) En su investigación desarrollaron un monitoreo en la reserva Tambopata que muestran la invasión de la actividad minera aurífera ilegal. Esta metodología es utilizada a un tiempo casi real el estudio fue llevado a cabo el año 2015 y según los datos obtenidos la deforestación indicada fue de más de 450 ha dentro de esta zona destinada a conservación, Finer et al. (2016 b).

Finer y Novoa (2017), En su análisis sobre los patrones y conductores de deforestación en la zona amazónica del Perú, nos enseña un análisis más detallado sobre el estudio generado por Monitoring of the Andean Amazon. El objetivo del estudio fue determinar tendencias patrones y drivers enmarcados en la deforestación, desarrollando una minuciosa interpretación de las imágenes satelitales de alta resolución. Finer y Novoa (2017) utilizaron imágenes con 0,5 m de resolución y Planet con resolución de 3-5 m, además con información de USGS/NASA (RapidEye 2, Landsat), y de otro tipo de información que proporciona la NASA, se incluyó datos de USGS/NASA (RapidEye 2, Landsat), así como también se utilizó información de investigaciones de Greg Asner y Hansen, datos generados por la Universidad de Maryland y Google, el estudio nos muestra una tendencia creciente concerniente a la deforestación desarrollada entre los años 2001 y el 2015, cantidad de hectáreas de bosque perdido en esta zona de la amazonia del Perú fue de 1 800 000 ha, en el proceso de esta investigación se clasificó tres categorías como: pequeña escala, mediana escala y gran escala con rangos de deforestación  $< a > 5\text{ha} - 50\text{ ha}$  y  $> a 50\text{ ha}$  respectivamente para los diferentes rangos, donde se observó que a pequeña escala es el causante del 80 % de las pérdidas de los bosques, y la

categoría a gran escala representa una gran amenaza constante y de consideración, también de los 8 patrones implicados en deforestación el principal y más resaltante se considera a la minería aurífera ilegal a la vez también menciona a esta actividad como conductor de deforestación en esta zona amazónica. Finer y Novoa (2017) indican que se trata del driver más crítico principal autor en la disminución de los bosques y causante de 62 500 ha deforestadas en esta parte de Madre de Dios, la minería realizada en esta zona de amortiguamiento y de protección es ilegal”. el estudio realiza una síntesis de varios reportes de anteriores trabajos realizados por Finer y Novoa. Los datos reportados por el estudio son de 12 503 ha y data de los años 2012 y 2016. Gran parte de la deforestación se originó en Madre de Dios no excluye a departamentos con los que limita, resaltan que, Cusco y Puno también están incluidos en los resultados del estudio, que muestran que la mitad de las 6.407 hectáreas de deforestación reciente se produjeron en las zonas de amortiguamiento del Parque Nacional Bahuaja-Sonene, la Reserva Nacional Tambopata y la Reserva Comunal Amarakaeri. De la misma manera enfatiza que, “Las invasiones de la minería ilegal en las zonas mencionadas han sido causantes de 3 997 ha deforestadas por minería aurífera dentro de ellas involucra al lugar de la pampa información generada entre los años 2012 y 2016” Finer y Novoa (2017).

Bax et al. (2016) en su estudio “modelación espacial de procesos de deforestación en la Amazonía peruana central”, examina la relación entre la pérdida de bosques primarios y las características del paisaje en la región de Ucayali, Perú. Bax et al. (2016) informa de la identificación de siete variables como posibles causas de la deforestación, entre las que se encuentran los ríos, la elevación, las precipitaciones anuales, las tierras aptas para la agricultura, la densidad de población y las carreteras pavimentadas y no pavimentadas. Bax et al. (2016) las variables se convirtieron en capas espacialmente explícitas de datos continuos y se dividieron en 9 km<sup>2</sup> cuadrícula, se realizó un análisis de regresión múltiple para determinar la significación variable, la distancia a caminos pavimentados y no pavimentados estuvo fuertemente asociada con la deforestación, seguida de la distancia a los ríos, precipitación anual y elevación, todas las variables significativas se correlacionaron negativamente con la

deforestación, las variables excluidas del modelo fueron la densidad de población y la idoneidad del suelo para la agricultura, lo que sugiere que la influencia de la densidad de población en la tala de bosques en el área de estudio no fue significativa, y que las actividades de deforestación se llevaron a cabo independientemente de si los suelos son adecuados para la agricultura o no, con base en el análisis de regresión lineal, se seleccionaron las variables significativas y se agregaron al Land Change Modeler para proyectar la cobertura del bosque primario para 2025, los datos del modelo indican una deforestación extensa a lo largo del río Aguaytía y en la interfaz bosque/no bosque a lo largo de la vía pavimentada. “Se espera que la tasa de extracción de bosques primarios aumente de 4783 ha  $y^{-1}$  (para el período 2007–2014) a 5086 ha  $y^{-1}$  (para el período 2015–2025)” Bax et al. (2016). “Un cuestionario preliminar realizado para explorar las intenciones de deforestación de los agricultores en la región, confirmó en parte las tendencias generales de deforestación según lo proyectado por el modelo” Bax et al. (2016).

### **2.1.3 Alcance local**

Swenson et al. (2011), Nos enseña en su estudio a la minería aurífera como uno de los patrones que ha venido causando destrozos en la amazonia peruana involucrando a los bosques primarios, dentro de ellos ecosistemas como humedales haciendo de estas muchas veces irremediables se ha confirmado también la influencia económica del precio del oro fue un factor importante de las implicancias en este sector, en la comparación con asentamientos cercanos la deforestación es mucho mayor, el análisis del procesamiento de imágenes permitió cuantificar la cantidad de deforestación entre los años 2003 y 2009. Se observa que se encuentra ligado las importaciones de mercurio y el incremento del precio del oro fue en el mismo periodo que se evidencio la deforestación en estas zonas de la amazonia peruana encontrándose una tasa de deforestación de tendencia creciente, también que los bosques primarios y humedales suman una deforestación de 15 500 ha las zonas más afectadas por la minería aurífera en el 2009 se encuentran en: Guacamayo, Colorado y Huepetuhe, Swenson et al. (2011). La

deforestación en estos lugares cada vez supera el ritmo neto de deforestación, de igual manera manifiestan que se debería tomar en cuenta en próximos estudios de cambio de uso del suelo y cambios de coberturas a caracteres económicos, Swenson et al. (2011).

Ríos et al. (2012), Realizo una investigación donde analizo la deforestación manifestándose con mayor frecuencia cerca al centro poblado de Pillcopata, también se dio a lo largo del tramo de la vía Pillcopata-Shintuya, y con menor frecuencia en dirección a comunidades asumiendo por la falta de aperturas de carreteras pero también indican que la deforestación se evidencia en las riveras del rio madre de dios donde se encuentran varias comunidades, las actividades causantes de la deforestación en esta zona de estudio es la agricultura y la agropecuaria la cuantificación de la deforestación en el año 1990 tiene una deforestación de 6 082,60 ha, para el año 2000 una deforestacion de 6 456,78 ha, y para el 2010 la deforestacion cuantifico 6 929,97 ha, en cuanto al resultado del modelo prospectivo este reporto al año 2032 un área deforestada de 7 451,1 ha, la deforestación se observa a los alrededores de los centros poblados Kosñipata, Pilcomayo, Carbón, Queros y Sabaluyoc y de las vías de acceso tanto terrestres como fluviales, en la confrontación de mapas de cobertura de los años 1999, 2000 y 2010 se evidencia una deforestación que responde a los factores socioeconomicos tomados en cuenta para el estudio.

Moschella (2012), Ha desarrollo una investigación donde enfatiza el problema ambiental causada por la minería aurífera en la región Madre de Dios, el estudio fue elaborado a partir de una investigación en la microcuenca Guacamayo en los años 2007 y 2010. la investigación analizó las diferencias entre la percepción y la identificación objetiva de los impactos ambientales generados por la minería aurífera, para esto se realizó entrevistas insitu y bibliografías documentadas, interpretación de imágenes satelitales donde cuantificaron una deforestación de 2077 Ha hasta el año 2010, como también identificaron que el mismo año en que se perdieron estos bosques por la deforestación de la minería aurífera se empleó 162,29 t de mercurio, indicando que los servicios del bosque están siendo debilitados por los impactos de la

minería aurífera y de la actividad extractiva intensa en el lugar de estudio, Moschella (2012).

Asner et al. (2013) Estudiaron la deforestación por minería durante los años 1999 y el año 2012, con la recopilación de información en campo, mapas aerotransportados e imágenes de satélite de alta resolución el dato obtenido de la cuantificación por deforestación es de 50 000 Ha a causa de la minería aurífera, observando que el 94 % de las identificaciones con CLASlite (Carnegie Landsat Analysis System-lit) la deforestación cuantifico 46417 Ha para los años 2009 y 2011, donde mencionan que existe pequeñas áreas no identificadas recomendando realizar estudios con imágenes de mayor resolución para su consideración por ende confirman el crecimiento de la actividad minera en la zona identificando a la zona de guacamayo como una zona en crecimiento respecto a la minería a finales del año 2006 y que represento hasta el año 2012 el 13% del área minera en Madre de Dios.

Moreno (2013), Señala en su estudio realizado en la provincia de Tambopata para los años 2007 y el año 2011 una deforestación de 212,89 Ha y 4041,72 Ha respectivamente para los años analizados y cuenta con una tasa en deforestación de 970 Ha al año, del análisis de las imágenes satelitales se observa que la deforestación se incrementó desmesuradamente en solo cuatro años intervalo del periodo de evaluación.

Mendoza y Alarcón (2014), Realizaron una evaluación de la deforestación en la zona de amortiguamiento en Madre de Dios con el uso de herramientas en procesamiento de imágenes satelitales, el objetivo del estudio fue determinar las hectáreas deforestadas diferenciando en su cuantificación el tipo de actividad para ello se utilizaron imágenes obtenidas en los meses de agosto y setiembre del año 2011 para los criterios de clasificación se dispuso lo siguiente Minería, pastizales, pastizales remontados y tumba para ello se ejecutó mediante el algoritmo Spectral Angle Mapper la cuantificación indica que por minería se deforesto 7178,50 Ha; en pastizales fue de 4631,49 Ha; para pastizales remontados de 9113,22 Ha y en tumba de 1443,15 Ha, llegando a concluir que la influencia de la actividad humana en el afán extraer este mineral y de las demás actividades en esta zonas se están impactando al medio

ambiente, y que la construcción de la vía interoceánica y el elevado valor del oro contribuyeron a la pérdida de bosque, el estudio identificó tres zonas en la cual indica cuál de estas es la más afectada por el nivel de impacto del área una manera de ayudar a la gestión de recursos naturales y del medio ambiente.

Barba (2019), determinó que las áreas deforestadas entre 1999 y 2030 pueden calcularse analizando y modelando el cambio de la cubierta forestal a lo largo de esos períodos., para la realización de este trabajo se colectó imágenes de los satélites landsat 5 para los años 1999 y 2011 y Landsat para el año 2016, los datos obtenidos para los distintos periodos son los siguientes 1999 un área deforestada de 1 832,30 ha, 2011 un área deforestada de 10 530,72 ha y para el 2016 un área deforestada de 17 039,29 ha, la detección de áreas de cambio a través de imágenes de diferenciación, se evidencian áreas deforestadas con un aumento gradual en los periodos en mención: 1999-2011 (12 años) con 9 187,51 ha, y del 2011-2016 (5 años) con 9 469,71 ha.

## **2.2 Base teórica**

### **2.2.1 Deforestación**

La FAO (2005), conceptualiza a la deforestación como “la transformación del bosque en otros usos de la tierra” o que también puede ser la reducción del 10 % del umbral mínimo de la cubierta de copa, Además, considera que la deforestación y la quema de bosques son las principales fuentes de emisión de gases de efecto invernadero., donde predomina el CO<sub>2</sub>, También alerta que la descomposición orgánica genera el metano un gas 21 veces más peligroso, aunque es emanado en bajas cantidades.

UNFCCC (2001) citado por Achard et al. (2007) mencionan que “la deforestación es la transformación directa, encaminada por el hombre cambiando las tierras forestales a tierras no forestales”.

### **2.2.2 Bosque**

UNFCCC (2001) En el Protocolo de Kioto (Protocolo 17), tomando en cuenta los acuerdos de Marrakech indica que el bosque es “la superficie mínima de tierras de 0,05 y 1,0 hectáreas, y que la cubierta de copa cuenta entre 10% y 30% y con árboles que pueden alcanzar una altura mínima in situ de 2 hasta 5 metros a su madurez”.

Pacheco et al. (2011), indica que el area menor de bosque es de 1 hectarea, y altura mínima de vegetación de 2 m y cobertura mínima de copa de 10%.

Aun no se sabe de una concepción y cualificación única de los servicios de los bosques, pese a todo, es de vital importancia mencionar que los bosques nos benefician de muchos servicios ambientales e importantes en los procesos tanto del agua, suelo y aire presentes y necesarios para la vida.

### **2.2.3 Principios y Fundamentos de Teledetección**

“La Teledetección se conoce como la ciencia y el arte de obtener de datos e informacion respecto de un objeto, área, o fenómeno de manera que este dispositivo no se encuentre en contacto directo con el objeto de estudio”, el cual consiste en la copilacion de información a traves de distintos dispositivos entre los mas importantes los satelites (Lillesand y Kiefer 1994; Barba 2019).

“La teledetección espacial es el método que hace posible la obtención de imágenes que contienen información de la superficie del planeta tierra a través de satélites que contienen sensores que hacen posible esta tarea, todo esto es posible por la coneccion energética que existe entre la tierra y el sensor” (Chuvienco y Salas 1996; Barba 2019).

“Un sensor remoto se define como un instrumento especial cuya tecnología permite la obtención de información de objetos sin estar físicamente en contacto con él, estos instrumentos se conocen en conjunto como Sensores Remotos incluyendo aparatos como la cámara fotográfica, sistemas scanner y de radar”, (Avery y Berlin 1992; Barba 2019).

Para obtener información de un sensor remoto, hay que utilizar uno de estos tres métodos: la reflexión del objeto observado, la emisión del objeto o la emisión-reflexión. Estos tres métodos de obtención de información son la base de todos los sistemas de teledetección: los sensores, los objetos observados y el flujo de energía que los une a todos (Padilla et al. 2015; Barba 2019).

#### **2.2.4 Espectro Electromagnético**

“El flujo de energía necesario entre el sensor y el objeto observado, en un sistema de teledetección, constituye una forma de radiación electromagnética” (Padilla et al. 2015).

“La oscilación o aceleración de una carga eléctrica produce esta energía electromagnética, que es un tipo de energía dinámica. En consecuencia, todas las sustancias naturales o artificiales crean o emiten continuamente un espectro de energía electromagnética en relación con su temperatura” (Avery y Berlin 1992; Barba 2019).

“Toda energía térmica puede ser transferida mediante tres procesos: convección, conducción y radiación, siendo esta última la base de la mayoría de los sistemas de teledetección” (Chuvieco y Salas 1996). Dicho de otro modo, un sensor remoto utiliza la radiación como medio para transferir energía de un cuerpo a otro sin utilizar ningún material intermedio. Si este material existe, debe ser lo suficientemente transparente como para permitir la transferencia de energía. “La radiación es también el único medio por el que la energía solar puede viajar millones de kilómetros a través del espacio y llegar a la Tierra” (Avery y Berlin 1992; Padilla et al. 2015; Barba 2019).

Es posible identificar determinadas bandas del espectro electromagnético empleadas en las aplicaciones actuales de las técnicas de teledetección y dadas por las principales plataformas de satélites gracias a las características espectrales de diversas superficies terrestres (Padilla et al. 2015).

### **2.2.5 Aplicación de la Imagen Satelital**

Las agencias gubernamentales y del sector privado, así como las organizaciones académicas y sin ánimo de lucro, han utilizado las imágenes por satélite para apoyar una amplia gama de aplicaciones en diversos campos, como el cambio de los recursos globales, la agricultura, la silvicultura, la geología, la gestión de recursos, la geografía, la cartografía, la calidad del agua y la oceanografía, entre otros (Coronado-Chacón 2001; Barba 2019).

Gracias a las imágenes de satélite, los investigadores pueden seguir la evolución del uso y el aprovechamiento del suelo a lo largo del tiempo, ya que se pueden crear bases de datos digitales para seguir las dimensiones espaciales y temporales del uso y el cambio del suelo. El escáner multiespectral Landsat (MSS) proporciona datos para más de 20 años con una resolución espacial moderada, lo que permite seguir cómo cambian el uso y el aprovechamiento del suelo a lo largo del tiempo (Aide et al. 2013; Barba 2019).

Para enfocarse en los lugares en los que la información es necesaria, los datos de los satélites pueden utilizarse de varias maneras. Por ejemplo, se pueden observar amplias zonas para detectar los cambios y, a continuación, utilizar los datos de alta resolución para revisarlos y actualizarlos en los lugares donde los cambios observados hayan sido sustanciales. Los datos adecuados en la primera etapa podrían ser, por ejemplo, una amplia cobertura e imágenes de 20-30 metros de resolución (Aide et al. 2013).

### **2.2.7 Tratamiento Digital de Imágenes Satelitales Multitemporales**

En general, es necesario preparar los datos en cuestión antes de realizar cualquier análisis de la información adquirida desde un sensor lejano. Este procedimiento se denomina en la bibliografía “preprocesamiento de imágenes y tiene por objeto subsanar los fallos en el proceso de recogida de información que puedan degradar la calidad de los datos recogidos por el sensor” (Elijah y Jensen 1996; Barba 2019).

### **2.2.7.1 Corrección Geométrica**

“La información de los sensores remotos suele contener errores geométricos de origen sistemático y no sistemáticos; los cuales pueden corregirse con una precisión aceptable con puntos de control en tierra y corregirse utilizando información de la plataforma y conociendo la distorsión interna del sensor” (Elijah y Jensen 1996).

### **2.2.7.2 Calibración Radiométrica**

Los errores radiométricos pueden introducirse en el sistema de recogida de datos de numerosas maneras, como cuando los detectores individuales no funcionan correctamente o están mal calibrados. Sin embargo, no siempre es así, y los errores pueden introducirse en el sistema de recogida de datos de diversas maneras (Elijah y Jensen 1996; Chuvieco 2002). “Por otro lado la intervención atmosférica entre el terreno de interés y el sensor remoto pueden contribuir con tanto ruido (error) que la energía recibida por el sensor no se parece a lo que fue reflejado o emitido por el terreno” (Elijah y Jensen 1996; Barba 2019).

### **2.2.7.3 Clasificación Digital**

“Es el proceso mediante el cual los píxeles de una imagen satelital multibanda son etiquetados según la categoría a la que pertenecen, a partir de esta imagen puede generarse una cartografía temática y el inventario estadístico de la superficie involucrada” (Pla 1986; Chuvieco y Salas 1996; Barba 2019).

### **2.2.7.4 Técnicas de Post-clasificación**

Es un enfoque de detección cuantitativa frecuente, la post-clasificación, necesita la rectificación y clasificación de cada imagen, que se compara con la matriz píxel a píxel (Argany y Saradjian ; Yagoub et al. 2015). “Por ello es necesario que la clasificación individual de las imágenes sea lo más exacto

como sea posible” (Barba 2019; Müller y Brandl 2009).

“La efectividad de esta alternativa depende de cómo se diferencian espectralmente las categorías clasificadas, en ocasiones esta clasificación puede ser complicada, y si se utilizan todas las bandas de cada fecha, se puede tener información redundante” (Means et al. 1999; Barba 2019).

### **2.2.8 Programa Landsat**

“El Programa Landsat, una serie de misiones de observación de la Tierra por satélite administradas conjuntamente por la NASA y el Servicio Geológico de los Estados Unidos” (Barba 2019), nació de la idea visionaria de emplear los datos de los satélites para la vigilancia, cartografía o exploración de la tierra antes de 1972. (USGS), La misión Landsat ha alterado por completo la forma en que vemos y analizamos la Tierra. Esta recopilación de datos, que comenzó en 1972 y ahora está en su novena edición. Es el octavo satélite de la serie Landsat, y continuará el legado de archivo de los satélites anteriores ampliando, mejorando y progresando en el registro de imágenes y está conformado por dos segmentos (Barba 2019):

- ✓ El observatorio; que puede llevar dos sensores de observación terrestre, el OLI y el sensor infrarrojo térmico (TIRS). El OLI fue desarrollado por Ball Aerospace and Technologies Corporation en Boulder (Colorado), mientras que el TIRS fue fabricado por la NASA en el Goddard Space Flight Center de Greenbelt (Maryland) (Barba 2019).
- ✓ El segundo segmento es el sistema terrestre, Permite planificar y programar las operaciones de LDCM, así como gestionar y distribuir los datos (Barba 2019).

En Gilbert, Arizona, Orbital Sciences construyó la plataforma LDCM con una vida útil de 5 años y suficiente combustible para diez años. Una órbita diurna de 438 millas (705 kilómetros) sobre la Tierra llevará a la nave espacial de norte a sur, llegando al ecuador alrededor de las 10 de la mañana (Ariza 2013; Barba 2019). Aunque las bandas espectrales del sensor OLI son similares a las del sensor Landsat 7 ETM+, la adición de dos nuevas bandas

espectrales (bandas 2 y 3) supone una mejora respecto a los instrumentos de las anteriores misiones Landsat, “ya que incorporan dos nuevas bandas espectrales: un canal profundo en el azul visible (banda 1) diseñado específicamente para los recursos hídricos y las zonas costeras, y una banda en el infrarrojo térmico (banda 2)” (Ariza 2013; Barba 2019).

### **2.2.9 Modelación del cambio de cobertura y uso de suelo-teoría y técnicas**

En la modelización del cambio de uso del suelo, los modelos basados en la regresión y los modelos basados en la transición espacial son las dos metodologías más utilizadas.

Los primeros, se basan en la integración del modelo con los Sistemas de Información Geográfica (SIG) es importante porque muchas de las variables de entrada son espaciales. Esto facilita la gestión y el análisis de los datos del modelo de forma que tengan sentido en un lugar concreto (Qi y Wu 1996; Barba 2019). Así, “la modelización estadístico-espacial del cambio de la cubierta del suelo (SLCC) se deriva de la combinación y el uso de técnicas cartográficas, sistemas de información geográfica y modelos estadísticos multivariantes” (Sandoval y Oyarzun 2004a; Barba 2019).

Por otro lado, “los modelos basados en transición espacial comprenden, principalmente, las técnicas estocásticas basadas en el método de Cadenas de Márkov y Autómatas Celulares” (AC) (Zhou y Liebhold 1995; Pontius y Malanson 2005; Barba 2019). Las AC incluyen principios simples relativos a “los efectos de adyacencia espacial que regulan la dinámica del sistema y dan lugar a patrones de comportamientos emergentes que suelen ser más complicados que los creados por los modelos de equilibrio simple” (Henríquez y Azócar 2006; Barba 2019).

### **2.2.10 Algunos Modelos y Software Utilizados para el CCS**

✓ CA\_Markov

El software IDRISI utiliza ahora TerrSet (ClarkLabs) para implementar este modelo, que fue desarrollado originalmente en 1907 por el matemático ruso Andrei Markov. “Estos modelos (también llamados markovianos) se hicieron espacialmente explícitos cerca del año 1990, cuando empezaron a integrar el componente de autómatas celulares permitiendo que la probabilidad de transición de un pixel esté en función de los pixeles vecinos” (Cabral y Zamyatin 2006; Barba 2019).

Así, se puede realizar predicciones de cobertura del suelo considerando la contigüidad espacial (autómatas celulares) mediante el módulo CA\_MARKOV de TerrSet permite, “la probabilidad de presencia de las coberturas (EMC y/o Regresión Logística) y la probabilidad de transición de las coberturas de un estado a otro en diferentes épocas (cadenas de Márkov)” (Sang et al. 2011; Barba 2019).

#### ✓ **GEOMOD**

Implementado en TerrSet, Geomod “en lugar de una matriz de transición de Markov, este modelo utiliza cantidades especificadas por el operador (de área o píxeles a modificar) y un mapa de aptitud (probabilidad de presencia) para simular el cambio de una categoría a otra” (Cabral y Zamyatin 2006; Barba 2019).

#### ✓ **Change of Land Use and its Effects at Small Scale (CLUE)**

CLUE es una herramienta gratuita de creación de modelos basada en una estrategia probabilística basada en la regresión logística. El cambio de uso del suelo se modela mediante el modelo CLUE, que utiliza un espaciado de varias capas y una descripción cuantitativa para caracterizar el cambio de uso del suelo de forma dinámica. La técnica CLUE “se basa en el análisis de los sistemas de uso del suelo como sistemas complejos multinivel y opera también con

sistemas de cobertura del suelo a nivel interfacial” (Veldkamp y Fresco 1996; Cai et al. 2004; Barba 2019).

#### ✓ **Regresión Logística (RL)**

La RL “es un enfoque estadístico multivariante utilizado para evaluar la conexión entre una variable dependiente no continua (en este caso dicotómica) y un conjunto de variables continuas o no continuas” (Pena 2009; Barba 2019). “La RL utiliza el mismo procedimiento que la regresión lineal múltiple, que varía de la regresión logística en que la variable dependiente es continua” (Pena 2009; Barba 2019).

#### ✓ **Cadenas de Márkov**

“El enfoque de las Cadenas de Markov crea una matriz de transición de Markov comúnmente comparando los mapas de cobertura del suelo de dos fechas  $t_0$  y  $t_1$ , este método consiste en evaluar sistemas que tienen características de probabilidad específicas, con la historia y el uso actual de dicha cobertura como mejor predictor” ( Irwin y Bockstael 2001; Irwin y Geoghegan 2001; Barba 2019).

#### ✓ **Autómatas Celulares (AC)**

“En una red de autómatas celulares, cada autómata simple genera una salida a partir de varias entradas mientras cambia simultáneamente su estado según una función de transición” (Hurtado 2014; Barba 2019). En general, se acepta que los estados de las células cercanas y la generación pasada de la propia célula determinan el estado actual de una célula en un autómata celular (Hurtado 2014; Barba 2019).

“Lo fundamental de este tipo de modelos radica en que puede representar fenómenos en los que las variables cambien en forma

discreta dependiendo de su estado y no en forma continua en dependencia de una función matemática” (Barba 2019).

### **2.3 Marco conceptual**

**Teledetección:** “Proceso de captura de información a distancia, sin contacto entre el aparato de medida y el objeto se aplica habitualmente en un sentido más restringido a las imágenes o datos captados mediante sensores transportados por aviones o satélites” (Chuvieco 1996).

**Pixel:** “Las imágenes se forman como una sucesión de píxeles, la sucesión marca la coherencia de la información presentada, siendo su conjunto una matriz coherente de información para el uso digital” (Jensen 2009).

**Bosque:** “Definen la superficie mínima de bosque 1 ha, altura mínima de cubierta 2 m y cobertura mínima de copa de 10%” (Pacheco et al. 2011).

**Deforestación:** “La deforestación o tala de árboles es un proceso en el que se destruye la superficie forestal, principalmente debido a las talas o quemas realizadas, así como por la obtención de suelo para la agricultura, minería y ganadería” (Perz et al. 2005).

**Cambio de uso de suelo:** “Proceso de transformación de la cubierta vegetal original para convertirla a otros usos o degradar la calidad de la vegetación modificando la densidad y la composición de las especies presentes” (Barba 2019).

**Modelamiento espacial:** “Es una técnica de construcción de modelos para representar la realidad a través de escenarios predictivos” (Sandoval y Oyarzun 2004b)

## **CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN**

### **3.1 Tipo de investigación**

“La investigación es de tipo descriptiva, correlacional y predictivo, porque se cuantifico los cambios de cobertura y uso de suelo (1999, 2013 y 2019), y se modelo un escenario predictivo de la perdida de bosque en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) al año 2030” (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

### **3.2 Diseño de la investigación**

Es transversal y longitudinal de tendencia, debido a que se cuantifico los cambios de cobertura y uso de suelo (1999, 2013 y 2019) y se modelo un escenario predictivo de la perdida de bosque en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) hacia el 2030 (Castro 2003; Baray 2006; Cazau 2006; Hernández et al. 2010; León y González 2020).

### **3.3 Delimitación espacial y temporal**

El lugar de estudio se encuentra situado en la Region de Madre de Dios y comprende el tramo del eje carretero Puerto Maldonado-inambari y tiene un área de 1'512,759.70 ha. Y que involucra a una parte de los distritos de Tambopata, Laberinto, Madre de Dios, Inambari y Huepetuhe. Madre de Dios se encuentra en el sur de la selva peruana, limitando con los departamentos de Puno, Cusco y Ucayali, así como con Bolivia y Brasil (Alarcón et al. 2016). De acuerdo a la Zonificación Ecológica Económica – ZEE (GOREMAD y IIAP 2009; Alarcón et al. 2016), registra una extensión de area aproximada de

8'518,396 hectareas en la cual viven aproximadamente 141,070 pobladores (INEI 2017).

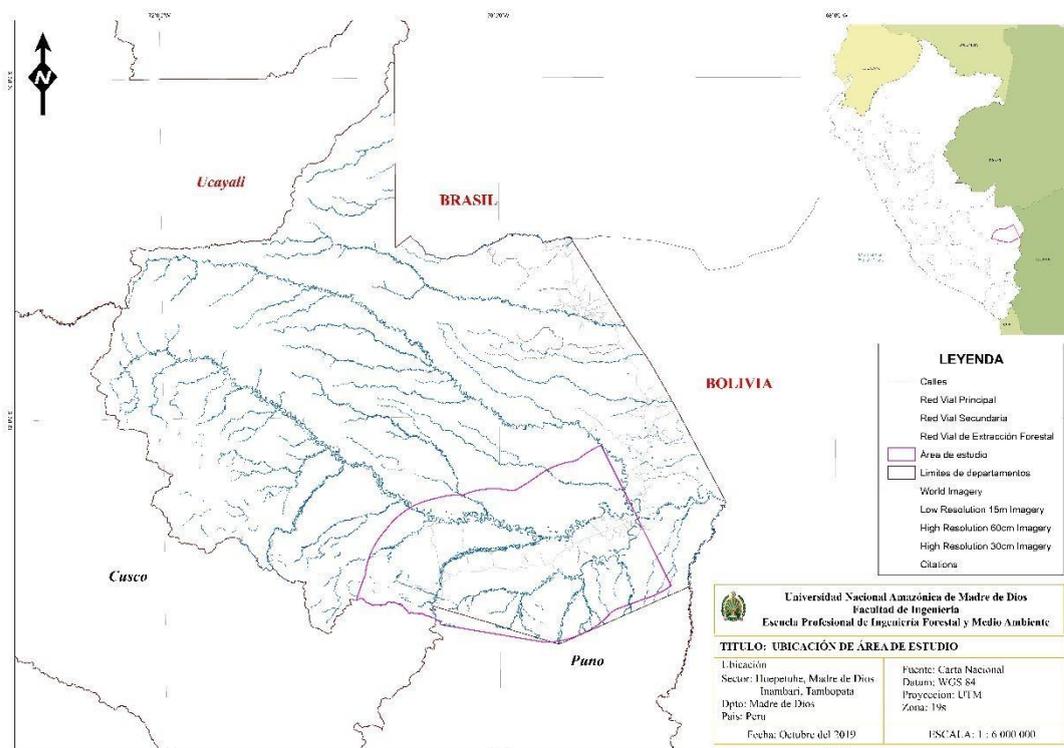


Figura 1. Ubicación del área de estudio, eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado- Inambari), Madre de Dios – Perú.

Fuente: Alarcón et al. (2016).

En cuanto a la evaluación temporal, y variación de la cubierta vegetal y uso del suelo corresponden a los años 1999, 2013 y 2019, asimismo se generó un escenario predictivo de la pérdida de bosque en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) al año 2030”.

### 3.3.1 Clima e hidrografía

El clima es caluroso y lluvioso. En Puerto Maldonado, la precipitación media mensual es de 300 mm y la temperatura media es de 25 °C. La tenencia de la tierra en Madre de Dios, especialmente en la región estudiada, es una mezcla de explotaciones agrícolas privadas, concesiones forestales para la recolección de castaña (*Bertholletia excelsa* H.B.K) y madera, concesiones

mineras y de exploración petrolera, tierras indígenas y reservas naturales (GOREMAD y IIAP 2009; Alarcón et al. 2016), “esta última muestra a la Reserva Nacional Tambopata y el Parque Nacional Manu como áreas directamente amenazadas por la deforestación” (Asner et al. 2013; Chávez et al. 2013; Perz et al. 2013; Alarcón et al. 2016).

### 3.4 Población y muestra

Se considero como población un área de 1 512 759,70 ha (15 127,5970 km<sup>2</sup>), que contempla parte de cinco distritos antes ya mencionados, situado en la parte sur-oeste del departamento de Madre de Dios.

El número de muestras para la validación tanto para la etapa de campo como el procesamiento digital como imagenes de alta resolución se obtuvo mediante el algoritmo binomial de probabilidad, de exclusión e inclusión (Anaya y Chuvieco 2010; Chuvieco y Hantson 2010) (Ecuación 1):

$$n = \frac{Z^2 p(qN)}{(N-1)E^2 + Z^2 + pq} \quad (1)$$

Dónde:

Z: Es el valor de la curva normal estandarizada para un nivel determinado de probabilidad, 1,96 (95%).

p: indica el porcentaje de aciertos estimado, 0,50 (50%).

q: Indica el porcentaje de errores (q = 1 – p), 0,50 (50%).

N: Tamaño de la población.

E: El error permitido, 0,05 (5%).

$$n = \frac{(1,96)^2 * 0,5(0,5 * 1 512 759,70)}{(1 512 759,70 - 1) * 0,05^2 + 1,96^2 + (0,5 * 0,5)}$$

$$n = 383,74 = 384$$

Se utilizó 384 puntos distribuidos de manera representativa sobre el mapa a través de un muestreo aleatorio simple estratificado, según las siguientes categorías: (1) 100 muestras en bosque, área con vegetación pacaes y arbustivos, (2) 74 en áreas agrícolas, (3) 30 en áreas urbanizadas, (4) 70 en área de extracción minera, (5) 70 en agua de disposición residual, (6) 20 en superficies de agua, y (8) 20 en playa. De los cuales, 150 fueron a través de imágenes de alta resolución; PlanetScope (3m x 3m), WorldView (0,38m x 0,38m) y Drone (0,05m x 0,05m).

Para el caso de los años 1999 y 2013, se tomó como referencia las colectas de muestras tomadas por el Consorcio Madre de Dios, a través de la investigación publicada por Alarcón et al. (2016)

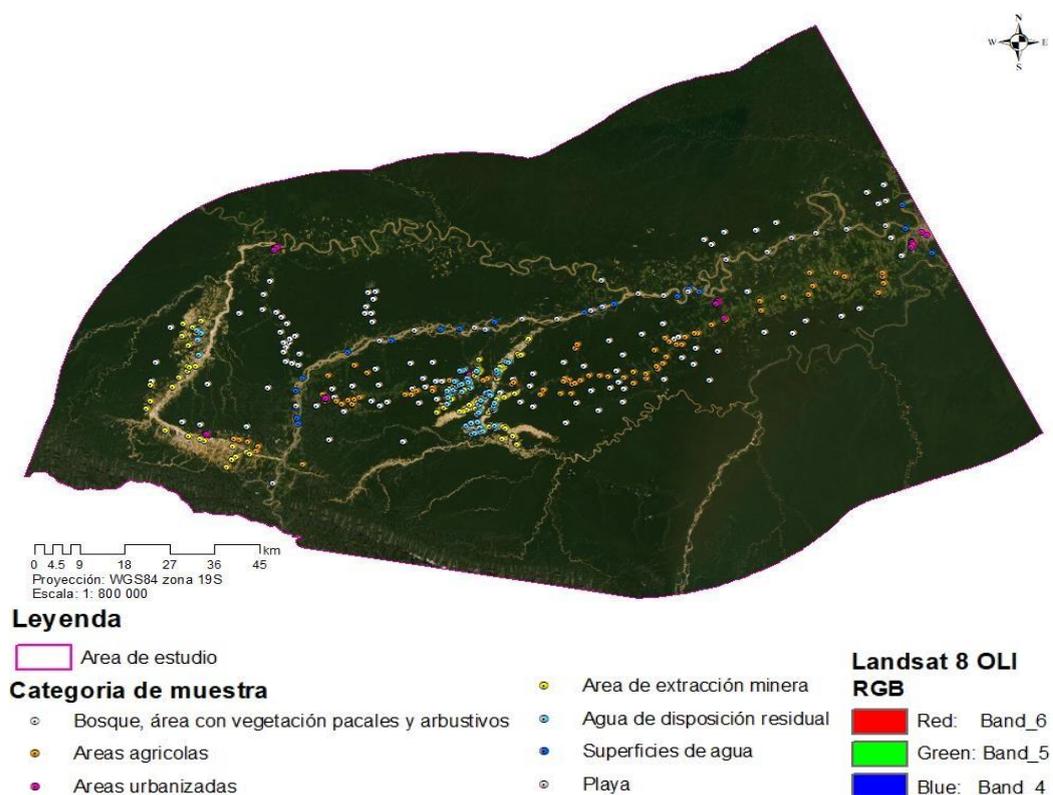


Figura 2. Distribución de muestras según categorías de clasificación en el área de estudio.

### **3.5 Técnicas e instrumentos de recolección de datos**

#### **3.5.1 Método y técnicas**

El estudio contempló el uso de imágenes satelitales Landsat 5 que corresponden a periodos de 1999 y 2013, y Landsat 8 OLI del periodo 2019, su referenciación se trabajó con el Sistema Geodésico Mundial WGS 84, con su elección estuvo en base a su disponibilidad, en temporada de ausencia de lluvias y menor presencia de nubes.

El análisis espacial se basó en la categorización multiespectral supervisada con «Random Forest (RF)», con la combinación de bandas 5, 4, 3 y 6, 5, 4, para el proceso se aplicó los softwares Google Earth Engine (GEE), ENVI 5.3 y ArcGis 10.5 proporcionados por el «Centro de Teledetección para el estudio y gestión de los recursos naturales (CETEGERN) de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios» (UNAMAD) (Alarcón et al. 2016).

Antes del proceso de análisis espacial, se hizo una distribución de coordenadas de validación, para la realización de esta fase se colectó áreas de entrenamiento en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari), mediante la constatación en el lugar y uso del equipo GPS (Garmin Map 62). subsiguientemente se aplicó la matriz de confusión el cual fue medida por el índice Kappa para validar el análisis espacial.

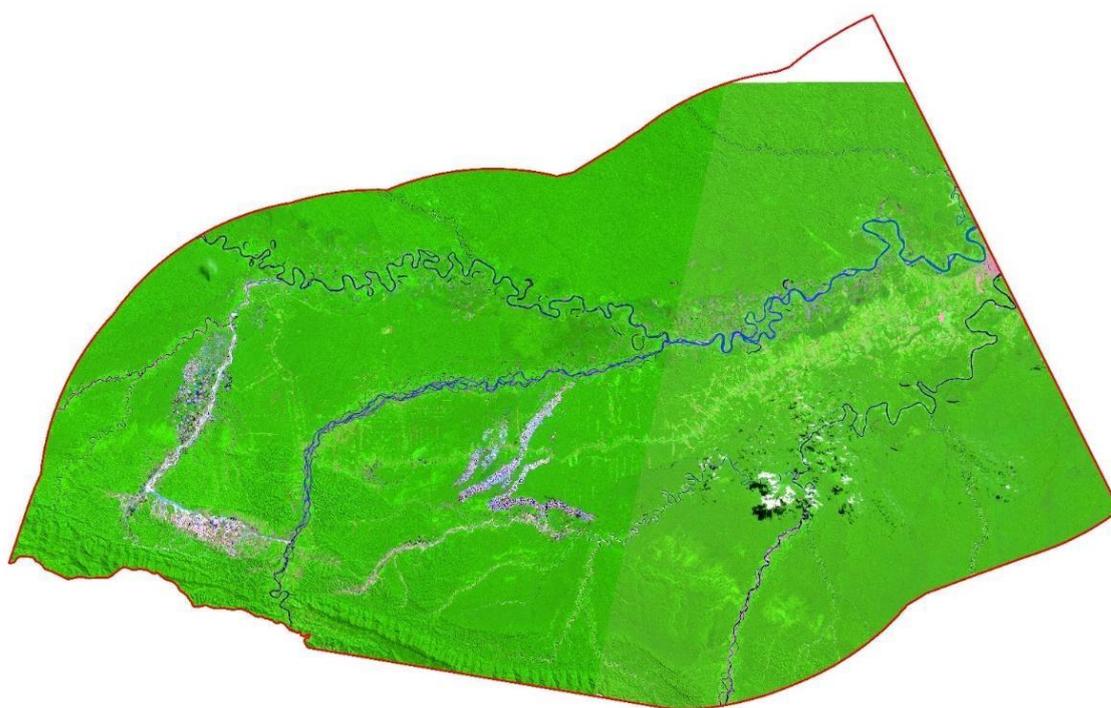
El análisis espacial de los cambios de cobertura y uso de suelo producto de la pérdida de bosque de los años 1999 y 2013, se desarrolló las tendencias de cambio y el escenario probable para el año 2019, el método que se utilizó para el modelamiento hacia los años 2019 y 2030 fue «Cadenas de Márkov, disponible en los software TerrSet® - Clark Labs y Clark University USA», “método que modela un escenario predictivo a través de un sistema en un tiempo determinado a partir de dos estados precedentes ( $t_0$  y  $t_1$ ), en este caso las nuevas condiciones de uso y de probabilidad de cambio en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) hacia el año 2030”.

#### **3.5.2 Procesamiento de datos y análisis estadístico**

El procesamiento de datos aplicó categorización supervisada con el uso de técnicas Neuronales en el procesamiento de imágenes Landsat

obtenidas en los periodos 1999, 2013, y 2019 (figura 3, tabla 2, 3 y 4), a través de la aplicación del método RF (Rumelhart et al. 1987; Richards y Richards 1999).

Para el proceso se utilizó los software Google Earth Engine, con la cual se obtuvo las imágenes de los distintos periodos, programas como ENVI 5,3 para correcciones atmosféricas y ArcGis 10,5 en el proceso y análisis estadístico facilitados por el centro de teledetección de la UNAMAD (Alarcón et al. 2016).



*Figura 3.* Mosaico de imagen de satélite Landsat 8 OLI, composición de banda SWIR 1, Near Infrared y Red (20190907-002-069 y 20190916-003-069).

Tabla 2. Información de adquisición de imágenes Landsat

Sensor	Path Row	Fecha de Imagen
Landsat 5TM		08 de agosto 1999
		10 de agosto 1999
		02 de septiembre 1999
Landsat 5TM	002 68	26 de julio 2013
	002 69	31 de julio 2013
	003 69	06 de julio 2013
Landsat 8 OLI		02 de septiembre 2019
		07 de septiembre 2019
		16 de septiembre 2019

Fuente: GEE (2021).

Para seleccionar las imágenes se tomo en cuenta que el Path row no contenga nubes o si fuese así sería por debajo del umbral del diez por ciento (10%), puesto que afectaría negativamente en la selección de las categorías de deforestación, bosque y no bosque. Las fechas consideradas fueron de nivel bajos de precipitación para los años 1999, 2013 y 2019.

Las categorizaciones y los cambios de coberturas y uso del suelo fueron desarrollados mediante la leyenda de clasificación de imágenes nivel cero; la cual fue adaptada por la Mesa de Servicios Ambientales y REDD de Madre de Dios formulada el 2013 (MSAR); creada por CORINE Land Cover” (IDEAM 2010; Alarcón et al. 2016; Barba 2019). Para lo cual se utilizó una leyenda con rangos descrito en el Anexo 4.

### ✓ Clasificación supervisada de la imagen satelital

Procesamiento digital y la clasificación del estudio contemplo tres etapas:

- 1. Pre-Procesamiento**, “consistió en realizar todos los procesos necesarios para la preparación de los datos satelitales, para su

posterior clasificación, comprendiendo así desde la unión de bandas hasta el recorte del área de interés” (Alarcón et al. 2016; Barba 2019).

**2. Procesamiento**, “consistió en la clasificación de la imagen, en donde se localiza lugares concretos en la imagen de satélite que representen ejemplos homogéneos de los tipos de cubierta y uso de suelo a determinar” (Jensen et al. 1991; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016; Barba 2019) . La investigación aplico la clasificación multispectral supervisada en base al método RF (Ecuación 2 y figura 4) (Breiman 2001, p. 28).

(Ecuación 2):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (2)$$

Donde:

**N:** número de puntos de datos

**f<sub>i</sub>:** valor retornado del modelo

**y<sub>i</sub>:** valor actual de puntos de datos

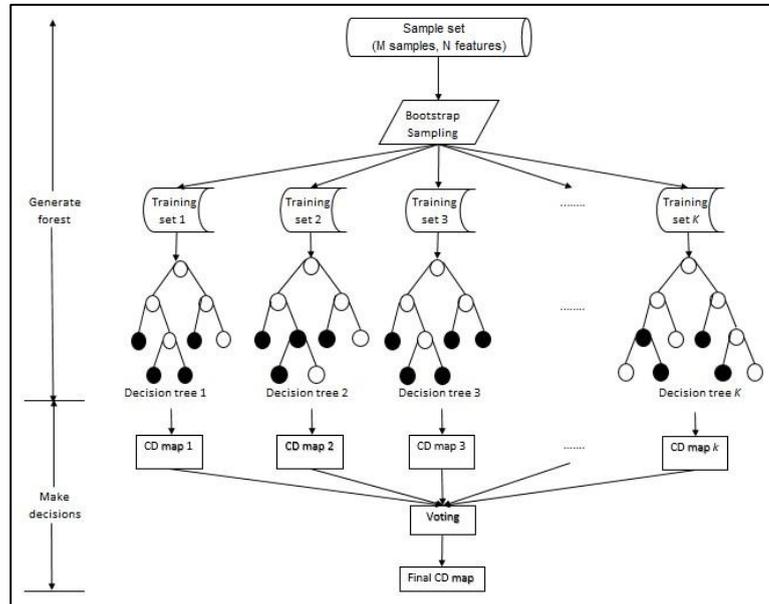


Figura 4. Esquema metodológico del clasificador Random Forest.

“Para el calculo de la tasa de deforestación se procedio con la matriz de cambio de cobertura, con la resta de áreas iniciales y finales, en un

tiempo establecido (R)” (Ecuación 3) (Puyravaud 2003, p. 58; INRENA et al. 2006; CA 2007, p. 45; Alarcón et al. 2016, p. 321; Asner y Tupayachi 2017, p. 98).

$$R = (A1 - A2) / (t2 - t1) \quad (3)$$

Donde el valor de A2 es el área de bosque final y A1 el área de bosque inicial y la fecha final (t2) e inicial (t1), para obtener la tasa anual de deforestación (q), se compara las áreas cubiertas por bosque de una misma área en dos tiempos distintos.

“La tasa de cambio anual (q) (Ecuación 4) se computo en base a la tasa porcentual anual, usualmente aplicada en la perdida de bosques” (Puyravaud 2003, p. 58; Alarcón et al. 2016, p. 321;).

$$q = (A1 - A2) / (t2 - t1) \quad (4)$$

Donde A1, A2, t1, t2 se definen en la Ecuación 2.

“Para obtener el cambio de cobertura entre los periodos de 1999, 2013 y 2019, se utilizo la aritmética de diferencia entre las coberturas de cada época” (Ecuación 5) (Puyravaud 2003, p. 58; INRENA et al. 2006; CA 2007, p. 45; Alarcón et al. 2016, p. 321; Asner y Tupayachi 2017, p. 98).

$$\text{Época 1999} * 10 + \text{Época 2013} \dots 2019 \quad (5)$$

**3. Post-Clasificación,** “método que requiere de la rectificación y clasificación de cada imagen, para luego ser comparados píxel a píxel” (Jensen et al. 1991; Xiuwan 2002; Barba 2019) , ello permitió según sea el caso, obtener resultados más finos, sean estas por exclusión o fusión.

#### ✓ **Tratamiento de datos**

Para este proceso se utilizó la matriz de confusión, “test de estadística descriptiva usada para comparar una clasificación resultante con información

real de terreno” (Elijah y Jensen 1996; Chuvieco 2002; Chuvieco y Hantson 2010; Alarcón et al. 2016; Chillihuani 2018; Barba 2019). “La precisión del test fue medido por el Índice de Kappa el cual refleja la *concordancia inter-observador* y puede ser calculado en tablas de cualquier dimensión, siempre y cuando se contrasten dos observadores” (Cerde y Villarroel 2008; Alarcón et al. 2016; Barba 2019).

“El coeficiente kappa ( $\kappa$ ) toma valores entre -1 y +1; mientras más cercano a +1, mayor es el grado de concordancia inter-observador, por el contrario, un valor de  $\kappa = 0$  refleja que la concordancia observada es precisamente la que se espera a causa exclusivamente del azar” (Anexo 5) (Cerde y Villarroel 2008; Alarcón et al. 2016). “La interpretación del coeficiente kappa se realiza correlacionando su valor con una escala cualitativa que incluye seis niveles de fuerza de concordancia (*pobre, leve, aceptable, moderada, considerable y casi perfecta*), simplificando la comprensión del mismo” (tabla 3) (Cerde y Villarroel 2008; Alarcón et al. 2016).

Para el caso de los años 1999 y 2013, se tomó como referencia las colectas de muestras tomadas por el Consorcio Madre de Dios, a través de la investigación publicada por Alarcón et al. (2016). Para el 2019, la validación utilizo un método mixto; 1. Una salida de campo el levantamiento de información de campo, y 2. Verificar mediante la utilización de imágenes con alta tresolucion como; PlanetScope, WorldView y Drone (Alarcón et al. 2016; Barba 2019).

“El levantamiento de información de campo se basó en el método desarrollado por el Centro para el Estudio de Instituciones, Población y Cambios en el Medio Ambiente de la Universidad de la Indiana (CIPEC)” (Chávez et al. 2013; Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021).

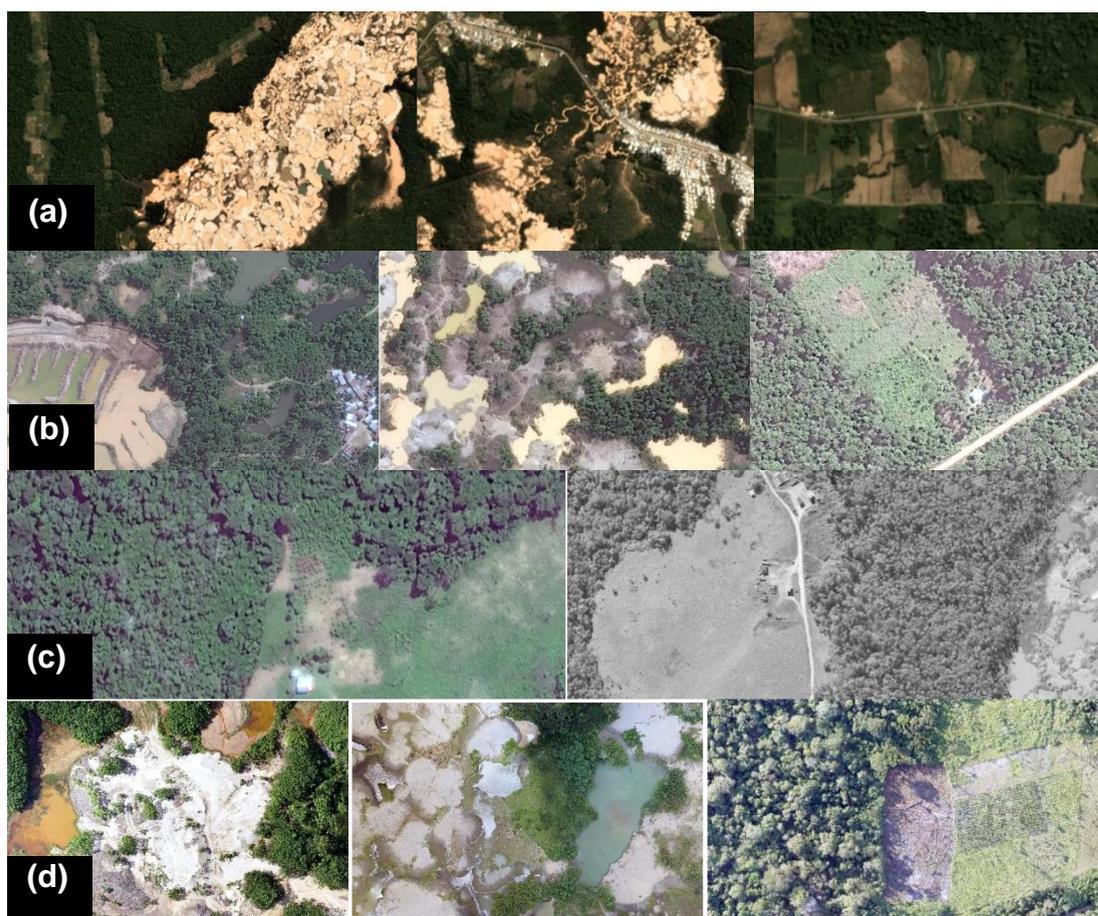


Figura 5. Imágenes (a) PlanetScope (3m x 3m), (b y c) WorldView (0,38m x 0,38m), y (d)Drone (0,05m x 0,05m) para validar la precisión de la clasificación del periodo 2019.

Fuente: Planet-Team (2021)

### ✓ Análisis predictivo

La pérdida de bosque a través del cambio de cobertura y uso de suelo para los periodos 1999, 2013 y 2019, determino las tendencias de cambio y el escenario probable al año 2019 y 2030.

La modelación de escenarios se sustento en los cambios producidos en los periodos analizados, tomando en consideración características del area de estudio, como son accesos viales, centros poblados, red hidrográfica tendencias de la deforestación, modelos de elevación digital y otros que de una manera u otra afecten o infieran en los cambios producidos (Barba 2019).

En cuanto a la obtención de los escenarios de la pérdida de bosque hacia los periodos 2019 y 2030 este fue desarrollado por medio el método de Cadenas de Márkov, “técnica que proyecta la predicción del estado en un sistema en un tiempo determinado a partir de dos estados precedentes ( $t_0$  y  $t_1$ )” (Barba 2019), para el estudio, nuevas reglas de uso y de probabilidades de cambio en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) para el año 2030 (Barba 2019). El algoritmo comprende el proceso  $i \in N$  con espacios de estados E:

$$P(X_{n+1} = y | X_n = x_n, \dots, X_0 = x_0) = P(X_{n+1} = y | X_n = x_n) \quad (2)$$

Donde  $X_n \in E$ . “En procesos con larga memoria el valor que toma el proceso en cada paso depende de todo el pasado”. (Vega 2004).

Para el modelamiento del escenario se utilizó el «módulo Land Change Modeler (LCM) de software TerrSet», “que describe, caracteriza y modeliza las transiciones entre las categorías, el procedimiento establece relaciones entre variables explicativas de distinta naturaleza (drivers) y las categorías de usos del suelo o las transiciones, utilizando el método de redes neuronales” (Bishop 1995; Parlitz y Merkwirth 2000; Li y Yeh 2002; Tuesta 2018; Barba 2019).

### ✓ **Análisis estadístico**

Se realizó una estadística inferencial e descriptiva, el análisis fue desarrollado con los programas, Google Earth Engine, ENVI 5,3®, ArcGis 10,5® y Microsoft Excel.

Para el objetivo numero uno se utilizó la clasificación supervisada de imágenes de satélite «Landsat 5 TM y 8 OLI» a través del proceso «Random Forest (RF)», con la combinación de bandas 5, 4, 3 y 6, 5, 4 (Rashmi et al. 2014; Alarcón et al. 2016). Seguidamente se validó mediante la matriz de confusión el cual fue medido con el índice Kappa (Landis y Koch 1977; Cerda y Villarroel 2008; Alarcón et al. 2016).

En relación a los objetivos numero dos y tres, respecto a la modelacion y validacion de los procesos de deforestación hacia el año 2019 y el 2030, se utilizó el modelo de predicción de la metodología de Cadenas de Márkov, “disponible en el software TerrSet® - Clark Labs, Clark University USA, este

proceso simula la predicción del estado en un sistema en un tiempo determinado a partir de dos estados precedentes ( $t_0$  y  $t_1$ ), en este caso las nuevas condiciones de uso y de probabilidad de cambio en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) hacia el año 2030” (Paegelow et al. 2002; Rodríguez y Bautista 2006; Barba 2019).

## **CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

### **4.1 Clasificación supervisada de imagen Landsat**

Imágenes de satélite Landsat-5 TM (1999) y 8 OLI (2013 y 2019) con Path/Row 002/68, 002/69, y 003/69 se seleccionó del portal de Google Earth Engine (GEE) con un umbral de nubosidad menor de 10% (Figura 6).

El área de entrenamiento se realizó a través de la herramienta de configuración geométrica de GEE, el cual permite la colecta de perfiles espectrales de las categorías de estudio (Tabla 5).

Según el criterio de clasificación descrito en metodología en el cual se considero: (1) 100 muestras en bosque, «área con vegetación picales y arbustivos», (2) 74 en «áreas agrícolas», (3) 30 en áreas urbanizadas, (4) 70 en «área de extracción minera», (5) 70 en «agua de disposición residual», (6) 20 en superficies de agua, y (8) 20 en playa (figura 2 y 6).

La clasificación supervisada con el algoritmo de clasificación «Random Forest (RF)», reporto 1 494 163,00 ha, 1 458 747,36 ha, y 1 399 117,02 ha de bosque para 1999, 2013 y 2019 respectivamente, así como 30 930,66 ha, 66 346,90 ha y 125 977,24 ha de áreas deforestadas para los periodos respectivos (tabla 7, figura 7 y 8).

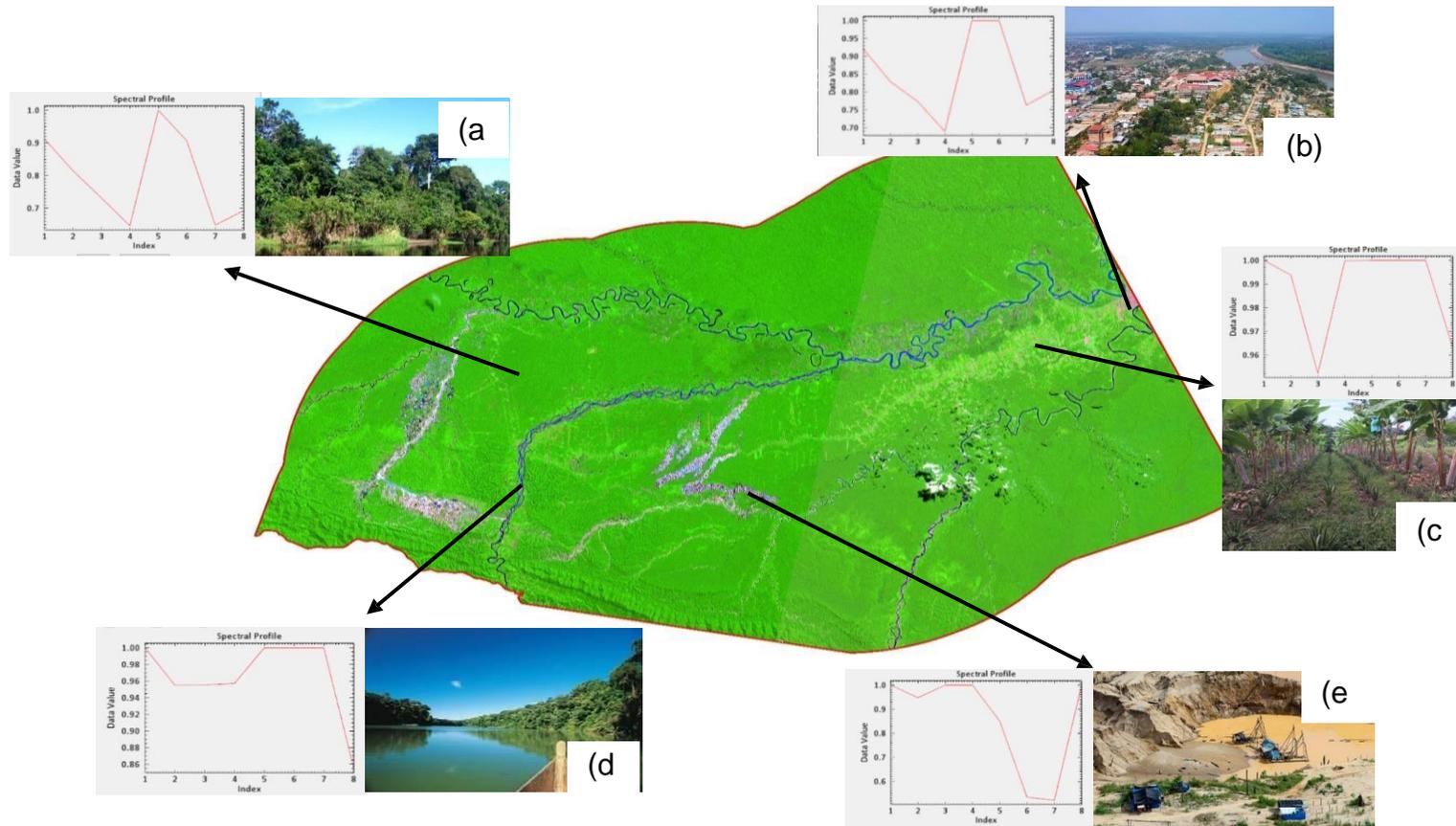


Figura 6. Imagen de Satélite Landsat 8 OLI 2019, firmas espectrales en las bandas R (6) G (5) B (4). a) Bosque, b) Áreas urbanas, c) Áreas agrícolas, d) Hidrografía y e) Área de extracción minera y agua de disposición residual.

Se reporta una pérdida de bosque aumentando la deforestación para los años analizados (1999, 2013 y 2019) (tabla 7, figura 7 y 8). El incremento de la deforestación al 2019 es 4 veces mayor respecto a 1999, y el doble al 2013, este último, más significativo por el aumento espacial. Hasta el 2013, el principal factor de la deforestación es la agricultura, sin embargo, la minería empieza a cobrar importancia como uno de los factores más importantes en el proceso de deforestación. Esta dinámica generada por la minería aurífera, a excepción de Hupetuhe, Boca Colorado, e Inambari, se inicia en el sector conocido como «Guacamayo» en el 2007 (GOREMAD y IIAP 2009), la misma que explosiona a otros sectores, como La Pampa, y que actualmente viene afectando el «área de amortiguamiento y la Reserva Nacional de Tambopata» (tabla 7, figura 7 y 8).

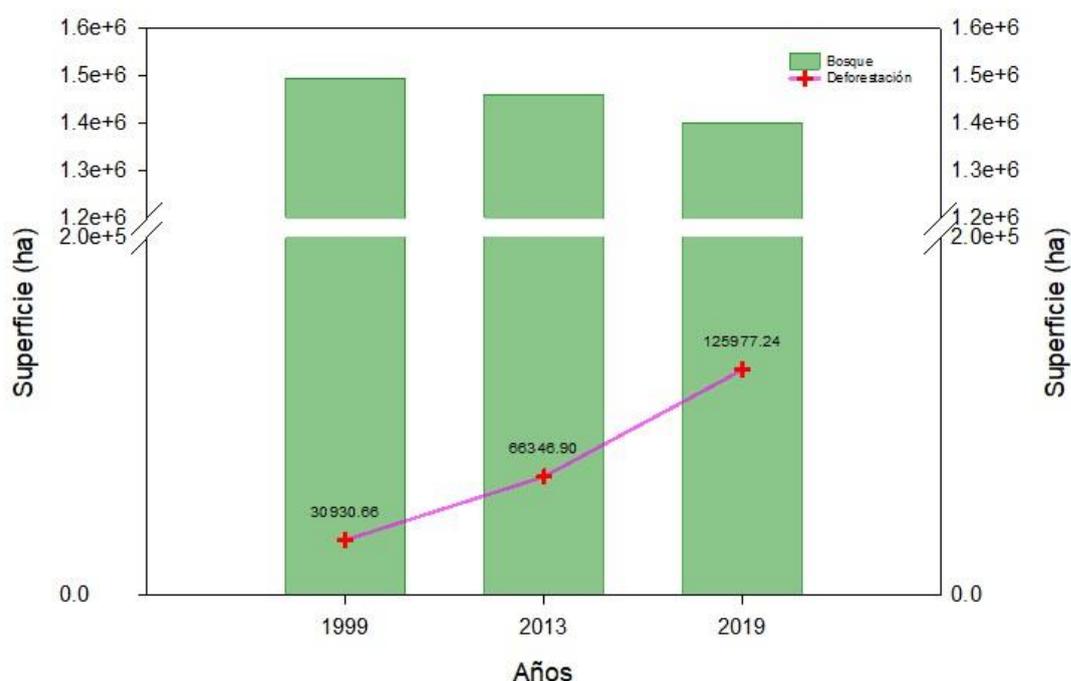


Figura 7. Pérdida de bosque y áreas deforestadas en el área de estudio, períodos 1999, 2013 y 2019.

Tabla 3. Reporte de clasificación supervisada en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios, periodos 1999, 2013, y 2019

Clases (ha)				
Años	Bosque	Deforestación		
		Minería	Agricultura	urbano
1999	1 494 163,60	7 467,46	21 984,4	1 478,80
2013	1 458 747,36	30 419,44	34 417,88	1 509,58
2019	1 399 117,02	65 533,71	57 754,67	2 688,86

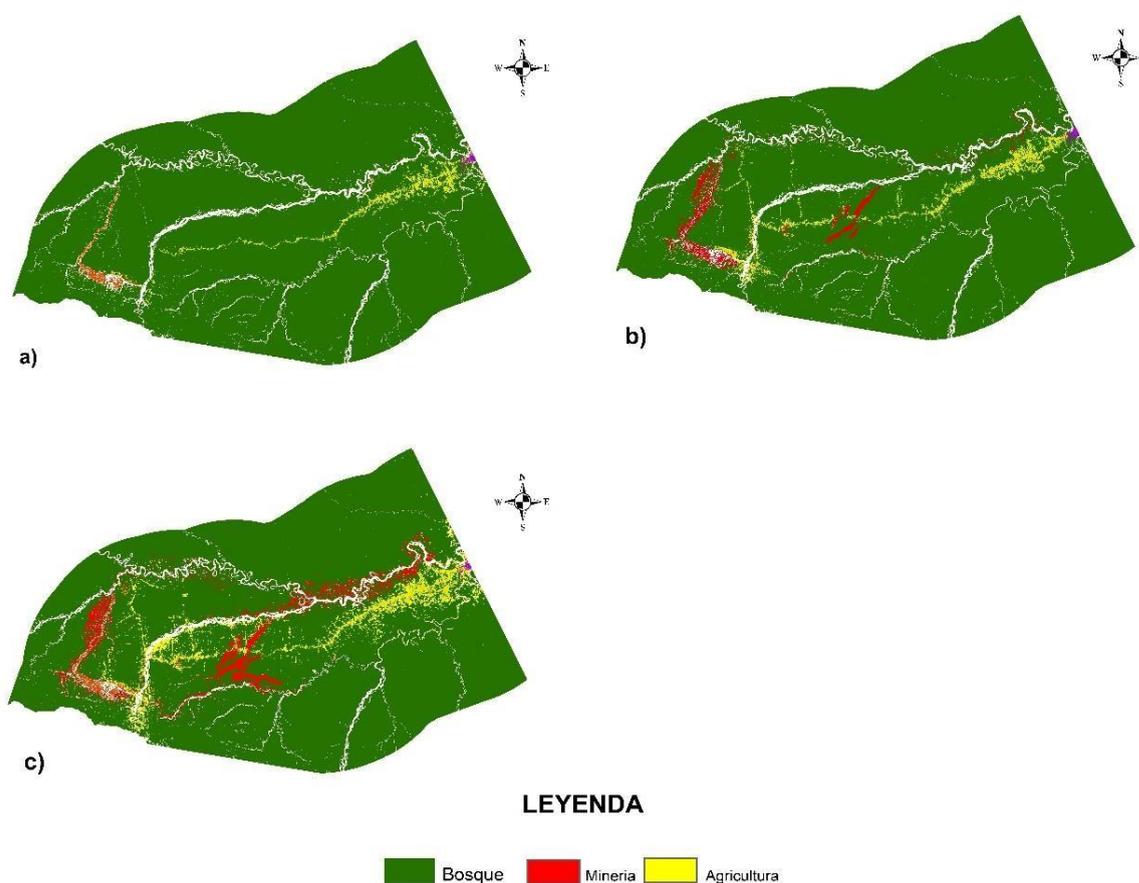


Figura 8. «Imágenes Landsat clasificadas para los periodos 1999 (a), 2013 (b), y 2019 (c); cobertura de bosque y deforestación (minería, agricultura y urbano) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios».

La deforestación es un problema global e incluye a los países de América del sur, sin embargo, la amenaza se encuentra en los bosques Amazónicos. La cobertura de bosque se tala a ritmos acelerados, según el Fondo Mundial para la Naturaleza, se viene perdiendo a diario aproximadamente 4 500 estadios de fútbol. Los principales motores de conversión son la agricultura, ganadería, minería, construcción de infraestructura y zonas urbanas. Esta situación se agrava, debido a una inadecuada gestión territorial, y la poca comprensión de la dinámica socioeconómica y ambiental de la Amazonia (Perz et al. 2005; Southworth et al. 2011; Perz et al. 2013; Müller et al. 2014; Valero 2015; Bax et al. 2016; Pinos 2016; Bax y Francesconi 2018; Murad y Pearse 2018). [ENREF 17](#)

Según Álvarez-Berrios y Aide (2015) la deforestación generada por la minería en la Amazonia fue de 1 680 km<sup>2</sup> al 2013, los picos más altos se produjeron de 2007 a 2013, asociada al aumento del precio del oro por la demanda mundial, sin embargo, a nivel global, sigue siendo la agricultura el principal motor de bosque a otros usos. El mismo autor, concluye que 473 km<sup>2</sup> de áreas deforestadas por la minería fueron afectadas en el departamento de Madre de Dios, con mayor dinámica en los distritos de Huepetuhe, «Madre de Dios», Inambari, y un crecimiento significativo en el sector la Pampa-Guacamayo. Por otro lado, el inicio de la gestión (2001-2006) y culminada la pavimentación de la vía interoceánica del tramo de «Madre de Dios» (2010), se da comienzo a uno de los cambios más significativos en el suroeste de la Región (Swenson et al. 2011; Asner et al. 2013; Chávez et al. 2013; Chavez y Perz 2013a; Perz et al. 2013; Chavez 2014; Asner y Tupayachi 2017).

A nivel local los resultados obtenidos en el presente trabajo de investigación (30 930,66 ha y 66 346,90 ha deforestadas para 1999 y 2013) se asemejan a lo propuesto por Alarcón et al. (2016), con 32 243,50 ha y 77 684,75 ha de áreas deforestadas para los años 1999 y 2013, respectivamente. Si bien, ambos trabajan con el método Random Forest, Alarcón et al. (2016) propone un proceso de segmentación previo con R, mientras nuestros resultados aplica la plataforma de Google Earth Engine. De igual forma, los resultados difieren con investigadores que evalúan la pérdida de bosque, sin

embargo, la variación no es producto de la metodología, si no, de la dimensión espacial de estudio (MINAM 2012; MINAM 2015; Finer y Novoa 2015a; Finer y Novoa 2015b; Finer et al. 2015; Finer et al. 2016 a; Finer et al. 2016 b; Finer y Novoa 2017; MINAM 2020).

#### **4.1.1 Evaluación de precisión de clasificación**

El cálculo de la precisión de la validación del algoritmo de clasificación supervisada “Random Forest” para los años 1999 y 2013, se realizaron con datos tomados por el «Consortio Madre de Dios-Pando y Consortio Madre de Dios» (Alarcón et al. 2011; Alarcón et al. 2016; Alarcón et al. 2021).

Las categorías consideradas fueron bosque, área con vegetación arbustivos y pacaes, área agrícola, áreas urbanizadas, área de extracción minera, agua de disposición residual, superficies de agua, y playa. Los resultados para 1999 y 2013, reportaron una precisión global de 82,20% y 82,58. A nivel de coeficiente Kappa ( $\kappa$ ) arrojó valores de 0,78 y 0,79 respectivamente, mientras que la fuerza de observación fue considerable (0,61-0,80) (Hudson 1987; Cerda y Villarroel 2008), confirmando una adecuada clasificación de la pérdida de bosque y deforestación (figura 2, 6, y 8).

La clasificación de imágenes para 2019 muestra un 82,26% de precisión global, así como un índice Kappa de 0,80, mostrando una fuerza de concordancia con la observación en campo e imágenes de alta resolución considerable (0,61 – 0,80) (tabla 8 y figura 2, 5 y 6).

Por otra parte, los errores de productores y usuarios para el año 2019, cuantificó una precisión para cada clase (tabla 8 y figura 2); 60 puntos para bosque, de los cuales 56 se clasificaron de manera correcta y 6 confundidas con las áreas que contienen vegetación pacaes y arbustivos. Algo semejante sucedió con áreas con vegetación pacaes y arbustivas que de 36 puntos clasificados correctamente 6 fueron considerados como bosque. En el caso de áreas agrícolas, utilizó 74 coordenadas, de ellas 67 se clasificaron de manera correcta y 7 confundidas con zonas urbanizadas. Áreas urbanizadas

utilizo 30 puntos, 28 se clasificaron de manera correcta, y 6 confundidas zonas de agricultura. Áreas de extracción minera empleo 70 puntos, 61 asignadas correctamente y 4 confundidas con playa. Agua de disposición residual muestreo 70 puntos, 62 asignadas correctamente y 4 confundidas con superficies de aguas. En general, podemos determinar que las fases de la investigación; muestreo, de preprocesamiento (aprendizaje/control), la etapa de entrenamiento y la metodología de clasificación fueron razonables (Hart 1968; Preparata y Shamos 1985; Pontius 2000).

Tabla 4. *Precisión de resultados, imagen periodo 1999*

Nivel de clasificación		Referencia Totales	Clasificados Totales	Número Correcto	Productores (omisión) Precisión	Usuarios (comisión) Precisión
Bosque	Bosque	60	66	56	93,33%	84,85%
	Área con vegetación pacionales y arbustivas	40	42	36	90,00%	85,71%
Deforestación	Áreas agrícolas	74	71	67	90,54%	94,37%
	Áreas urbanizadas	30	34	28	93,33%	82,35%
	Área de extracción minera	70	65	61	87,14%	93,85%
	Agua de disposición residual	70	66	62	88,57%	93,94%
No bosque	Superficie de agua	20	20	20	100%	100%
	Playa	20	20	16	100%	100%
<b>Totales</b>		<b>384</b>	<b>384</b>	<b>350</b>		

## 4.2 Cambios de cobertura y uso de suelo

La evaluación histórica, en periodos de 1999, 2013 y 2019, se picales ha demostrado una creciente conversión de la cobertura del bosque y áreas con vegetación picales y arbustivas a otros usos, como; la agricultura, minería y áreas urbanizadas.

Los cambios de cobertura y uso de suelo se muestran en la tabla 9 y figura 9 y 10, donde destaca la pérdida de bosque y el aumento de las áreas deforestadas (áreas agrícolas, áreas de extracción de oro y áreas urbanizadas), alcanzando de 1999 a 2013 (14 años) 44 986,93 ha, y de 2013 a 2019 (6 años) 71 804,58 ha, mientras que a nivel general (1999-2019) reporta 100 045,22 ha.

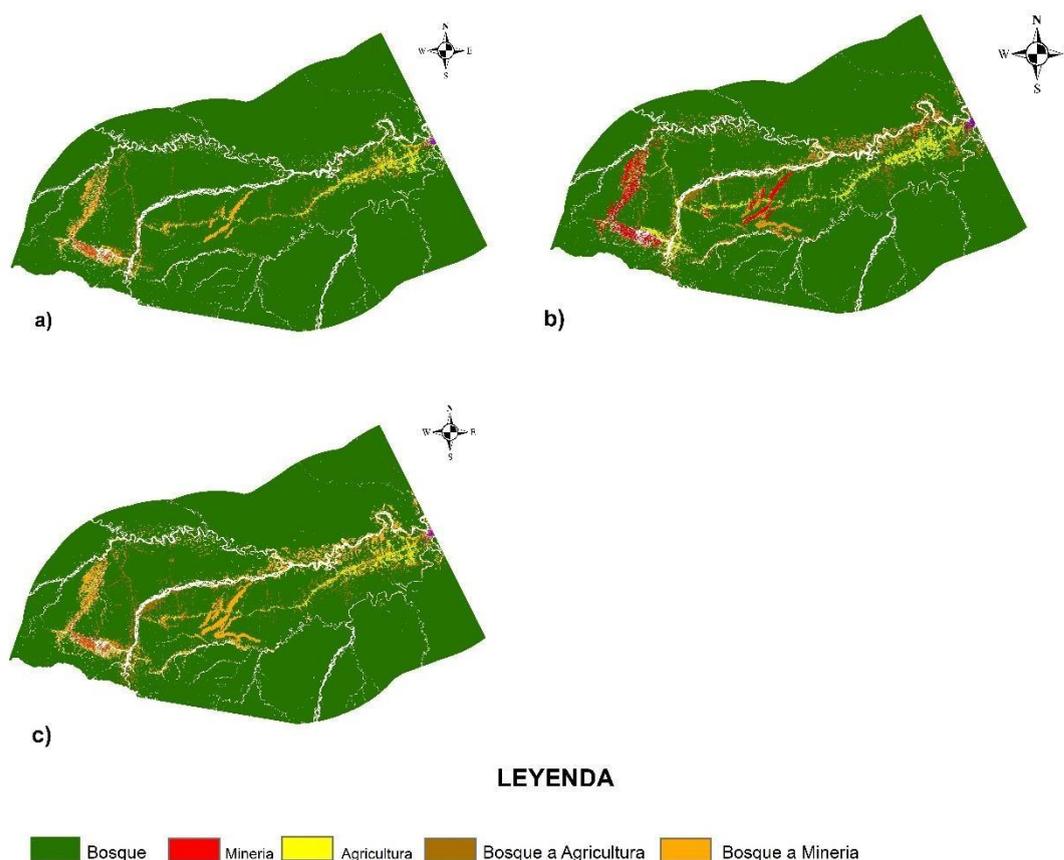


Figura 9. Cambio de cobertura del suelo, periodos 1999-2013 (a), 2013-2019 (b) y 1999-2019 (c) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

Los resultados, confirman el incremento de la deforestación, por ende, la pérdida del bosque en los años evaluados (figura 9 y 10). Estos cambios, generó que las áreas deforestadas por actividades como la agricultura, minería y áreas urbanas, casi se triplicaran de 1999 a 2019. El mosaico de la distribución espacial de la pérdida de bosque, está influenciada por la cercanía a las vías de acceso y centros poblados. Por otro lado, la tenencia de las tierras y títulos habilitantes forestales juegan un rol importante pero no determinante como barrera en el incremento de la deforestación. Los cambios más notorios se dan en sectores focalizados donde se desarrolla la actividad minera como; Huepetuhe, Madre de Dios, y la Pampa-Guacamayo.

Tabla 5. *Cambio de cobertura y uso de suelo (bosque – deforestación) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios*

Cambio de Cobertura (ha)							
Nº	Años	Persistencia de bosque	Persistencia deforestación	Bosque a Deforestación			Deforestación a vegetación
				Minería	Agricultura	urbano	
1	1999-2013	1 450 658,53	19 811,99	23 955,94	2 0677,34	353,65	9 636,80
2	2013-2019	1 389 545,32	51 018,10	40 543,83	3 0461,44	799,31	12 726,27
3	1999-2019	1 396 661,96	22 808,49	57 848,11	4 0976,43	1 220,68	5 578,58

Según Finer et al. (2016 ) las áreas deforestadas producto de la minería en el sur de la selva de peru fue entre el 2012 al 2016 y corresponden a 12 503 ha, de las cuales, afectaron mayormente a Madre de Dios. Asimismo, más del 50% (6 407 ha) de la deforestación reciente se produjo en la «zona de amortiguamiento», la «Reserva Comunal Amarakaeri», «Reserva Nacional Tambopata» como también «Parque Nacional Bahuaja Sonene». Alarcón et al. (2021) corrobora el reporte de Finer et al. (2016 a) y adiciona el comienzo de la actividad minera en el interior de la Reserva Nacional Tambopata. Estos hallazgos son similares a lo reportado por la investigación en el cambio de cobertura y uso de suelo de 2013 a 2019, con 57 848,11 ha, 3 0461,44ha, y

799,31 ha de áreas deforestadas por la minería, agricultura y zonas urbanizadas.

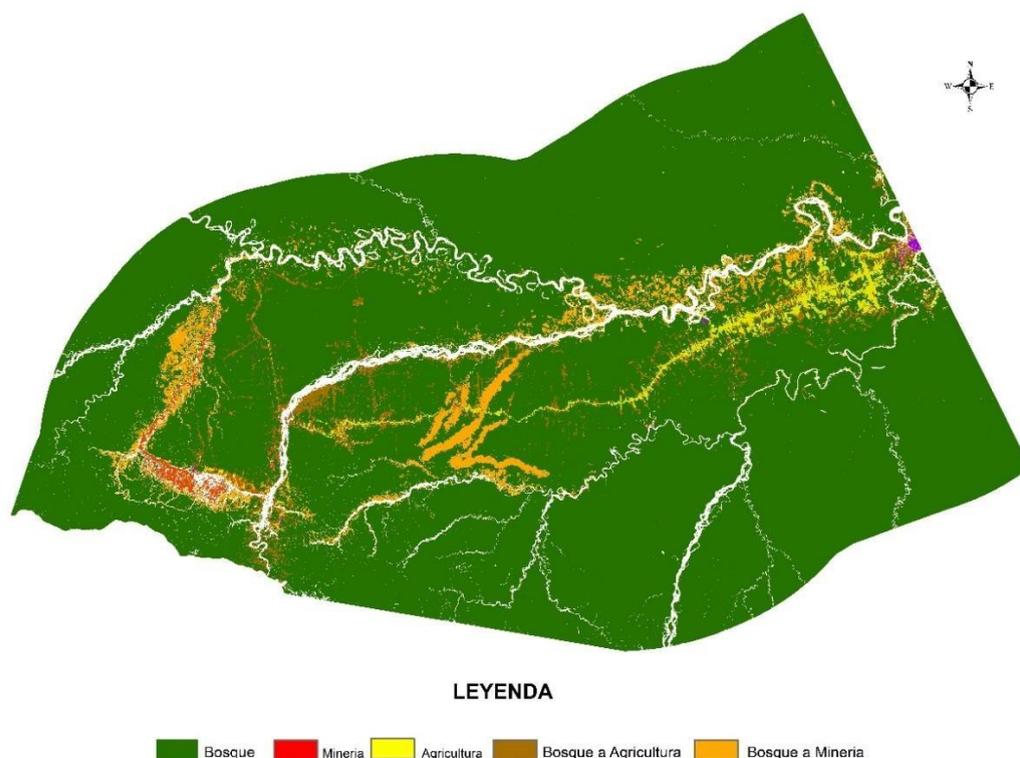


Figura 10. Cambio de cobertura de uso del suelo, periodo 1999 al 2019, en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

Los datos cartograficos sobre la disminucion de bosque (deforestación), en el área de estudio (Puerto Maldonado – Inambari) entre los periodos de 1999 al 2019 (tabla 9 y 10, figura 9 y 10), reportan a la minería como el principal motor de conversión de bosque, 2 529,73 ha/año de 1999-2013, 9 938,39 ha/año de 2013-2019, y un promedio global de 4 752,33 ha/año de 1999-2019, con una tasa anual de 0,17%, 0,71%, y 0,34% respectivamente (Tabla 10).

Tabla 6. *Perdida de bosque en el área de estudio*

Periodos	Tasa anual de deforestación (%) (q)	Deforestación total anual promedio (ha) (r)
1999-2013	0,17	2 529,73
2013-2019	0,71	9 938,39
1999-2019	0,34	4 752,33

La tasa y la deforestación anual promedio (tabla 10) son similares a estudios propuestos por investigadores locales, nacionales e internacionales, con rangos promedios de 0,18% a 0,31%, y picos de 0,60% (Alarcon 2011; Ríos et al. 2012; Moreno 2013; Mendoza y Alarcón 2014; Alarcón et al. 2016; Barba 2019; Alarcón et al. 2021), así como los impactos colaterales de las actividades ilegales e informales; inmigración, invasión de tierras, contaminación, drogadicción, delincuencia, prostitución, trata, violencia familiar, aculturización, entre otros aspectos ( Perz et al. 2005; Southworth et al. 2011; Chavez y Perz 2013b; Perz et al. 2013; Müller et al. 2014; Finer y Novoa 2015a; Finer y Novoa 2015b; Finer et al. 2015; Osorio et al. 2015; Valero 2015; Finer et al. 2016 a; Finer et al. 2016 b; Finer y Novoa 2017; Murad y Pearse 2018).

### **4.3 Prospectiva de cambio de cobertura y uso de suelo**

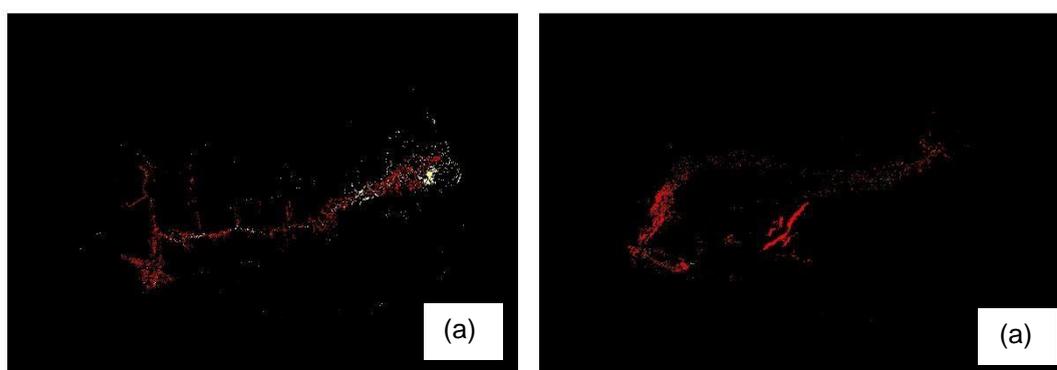
#### **4.3.1 Análisis de cambio**

Para la elaboración del escenario hacia el año 2019, se tuvo como base la cartografía de los años 1999 y 2013, ello permitió determinar la probabilidad del cambio de la cobertura y el uso del suelo, de bosque a deforestación.

El escenario predictivo para 2019 y 2030 consideró la variable ambiental (físicas) y antrópica como vías de accesos primarios y accesos vecinales, centros poblados, hidrografía, pendiente, modelo de elevación digital, cobertura y cambio de uso de suelo de 1999 a 2013, y tendencia de la deforestación (figura 11 y 12). Posteriormente, se utilizó la nueva cartografía

de restricción, para generar el escenario de cambio de cobertura y uso de suelo para el 2030.

En el modelamiento se utilizó el módulo Land Change Modeler (LCM) del software TerrSet, para ello, se comparó la cartografía de cobertura y uso de suelo de 1999 y 2013, luego, 2013 y 2019. estas categorías son: (1) Bosque, (2) No bosque y (3) Deforestación, sin embargo, para la cuantificación, no se consideró la categoría (2) No bosque. La precisión de el cambio se puede ver en la tabla 11 y 12.



*Figura 11.* Cambio de cobertura y uso de suelo (minería y agricultura), periodos 1999-2019 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

#### **4.3.2 Potencial de transición**

Para determinar el escenario predictivo se procede a calcular el potencial de transición con el objetivo de establecer submodelos. La investigación considero la cartografía de transición de bosque a deforestación (minería y agricultura). Las variables consideradas fueron: red vial principal, red vial vecinal, centros poblados, hidrografía, modelo de elevación digital, pendiente, tendencia de la deforestación (minería y agricultura) (figura 12 y 13). Las variables red vial principal, red vial vecinal, centros poblados e hidrografía fueron sometidos a un proceso de superficie distancia/proximidad (superficie de costo) en la que la distancia se mide con menor esfuerzo sobre una superficie de fricción (Tomlin 1986; Eastman 1987) (figura 12).

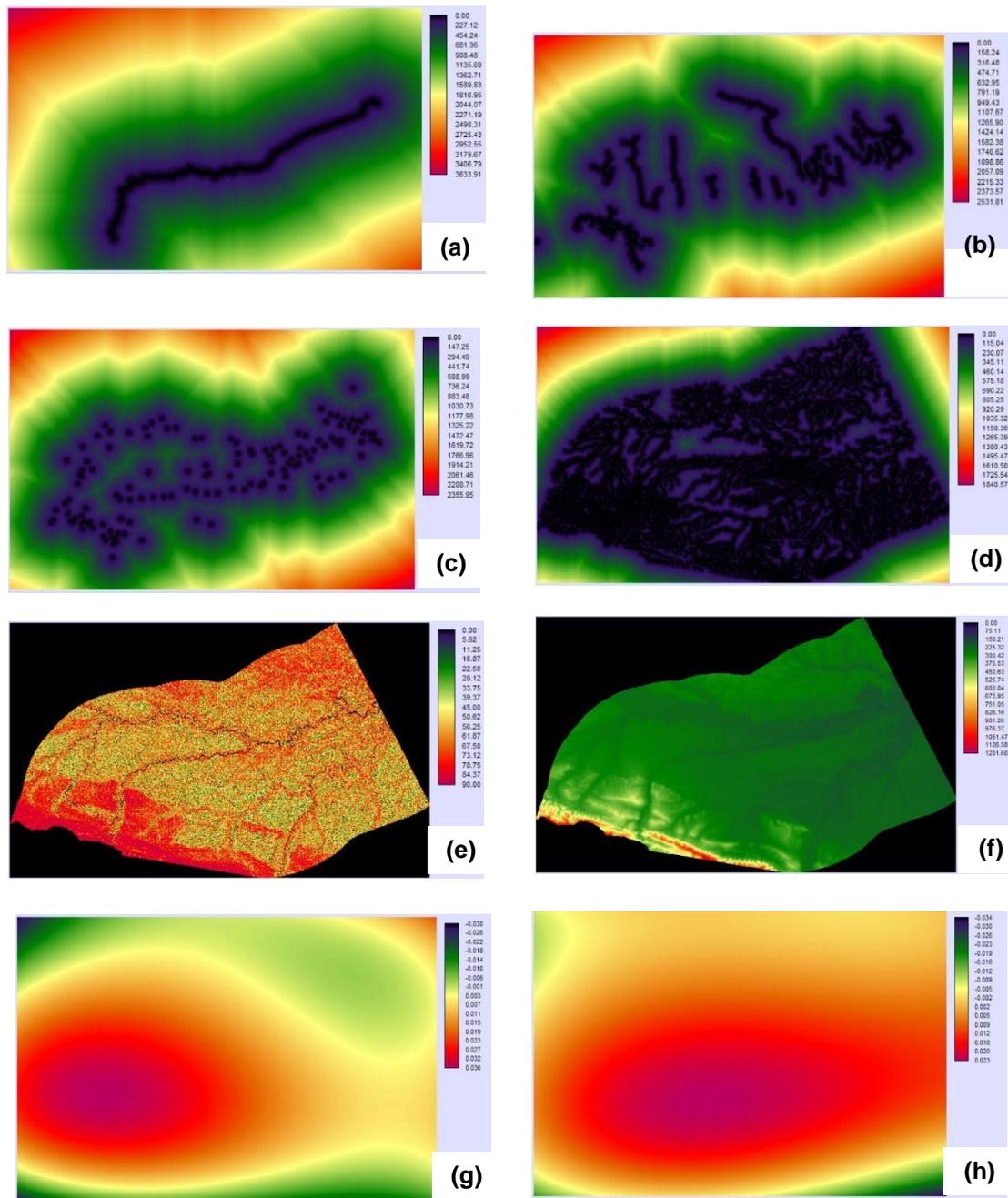
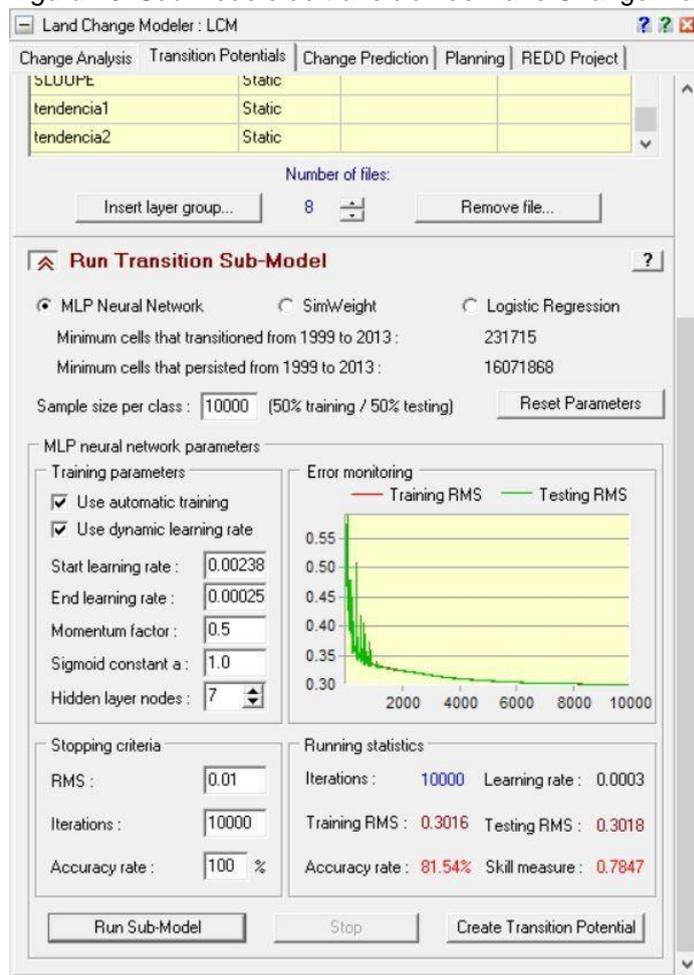


Figura 12. «Variables utilizadas en el modelo prospectivo de cambio de uso del suelo, periodo 2019 y 2030. (a) Red vial principal, (b) Red vial vecinal, (c) centros poblados, (d) Red hidrográfica, (e) Modelo de elevación digital - DEM, (f) Pendiente, (g) Tendencia dedeforestación por minería, (h) Tendencia de deforestación por agricultura».

La transformación y uso de las variables responde, a: **i. Distancia a accesos viales (primaria y vecinal)**, la cercanía o lejanía de áreas potenciales a las vías de acceso, es un factor determinante en la apertura de nuevas áreas que incrementan la deforestación., **ii. Distancia a centros poblados**, relación directa con las redes viales, donde el hombre hace uso de

los recursos., **iii. Distancia a ríos y quebradas**, la navegación de ríos primarios y secundarios, permite el acceso a aquellos lugares que no hay acceso terrestre., **iv. Modelo de elevación digital**, la elevación es factor de apertura o barrera para el desarrollo de actividades productivas o extractivas., **v. La pendiente** representa una relación directa con el modelo de elevación digital., **vi. Cambio de cobertura y uso de suelo de 1999 a 2013**, caracteriza la dinámica del paisaje., y **vii. Tendencia de la deforestación**, el análisis permite determinar el patrón de movilización espacial de pérdida de cubierta (deforestación).

Figura 13. Sub modelo de transición del Land Change Modeler – TerrSet 1999-2013, para el



periodo 2019.

El submodelo generado con la herramienta multi-layer perceptrón (MLP) Neural Network, determino la cartografía de transición potencial. La exactitud del submodelo potencial de bosque a deforestación reporto 81,54%.

Según Eastman (1987); Eastman (2009); Eastman (2012), recomienda que el valor debe estar sobre 75%.

El modelo permitió la evaluación del submodelo por variables (tabla 11), determinándose una precisión global para todas las variables de 81,54%. Sin embargo, las variables que más aportan en la precisión y medida de habilidad son; distancia de acceso a red vial primaria y vecinal, distancia a ríos y quebradas, y cambio de cobertura y uso de suelo de 1999 a 2013, contribuyendo con 77,87% de todas las variables y comportándose como prioritarios en el modelo prospectivo (Ríos et al. 2012; Pinos 2016).

Tabla 7. *Comportamiento del modelo por transición y persistencia*

<b>Modelo</b>	<b>Variables incluidas</b>	<b>Precisión (%)</b>	<b>Medida de habilidad</b>
Con todas las variables	Todas las variables	81,54	0,723
Step 1: var.[6] Constante	[1,2,3,4,5,7,8]	81,46	0,722
Step 2: var. [6,5] Constante	[1,2,3,4,7,8]	80,37	0,706
Step 3: var. [6,5,3] Constante	[1,2,4,7,8]	79,48	0,692
Step 4: var. [6,5,3,8] Constante	[1,2,4,7]	77,87	0,668
Step 5: var. [6,5,3,8,2] Constante	[1,4,7]	75,76	0,637
Step 6: var. [6,5,3,8,2,4] Constante	[1,7]	72,29	0,584
Step 7: var. [6,5,3,8,2,4,7] Constante	[1]	50,07	0,251

\*1=distancia acceso vial primario, 2=distancia acceso vial vecinal, 3=distancia a centros poblados, 4=distancia a ríos y quebradas, 5=modelo de elevación digital, 6=pendiente, 7=cambio de cobertura y uso de suelo 1999-2013, 8=tendencia de la deforestación (minería y agricultura).

Para generar la cartografía de transición (espacio-temporal) del potencial de cambio de bosque a deforestación se hizo uso del algoritmo MLP Neural Network (figura 14). El algoritmo selecciona los píxeles de la clase inicial y emplea un enmascaramiento con la finalidad de obtener resultados acorde a la realidad (Ríos et al. 2012).

La figura 14 muestra el comportamiento de la cartografía potencial de transición, con una mayor incidencia cercano a las vías de acceso y centros poblados ( Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Barba 2019).

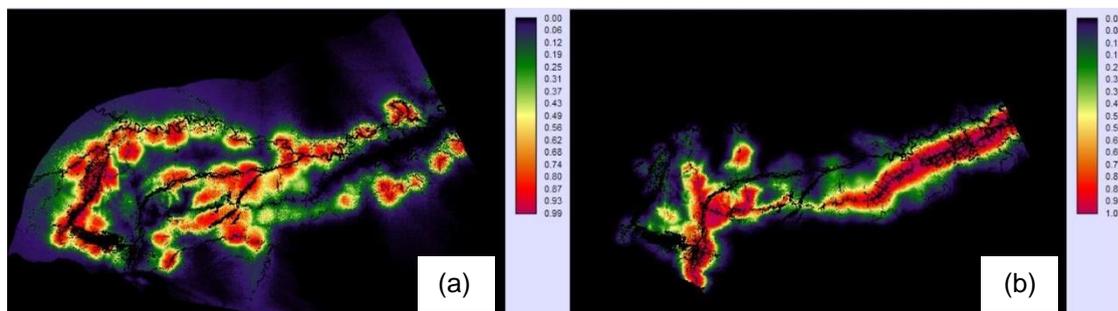


Figura 14. Potencial de transición de bosque a deforestación; a) Minería y b) Agricultura, modelo prospectivo 2019.

#### 4.3.3 Prospectiva de cambio con Land Change Modeler (LCM)

La cartografía potencial de transición de bosque a deforestación se utilizó para el escenario predictivo (figura 14), los parámetros de cambio en cada etapa fue bajo una probabilidad de cambio suave (*soft*) mediante el LCM (cadena de Márkov) (Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Pinos 2016; Barba 2019).

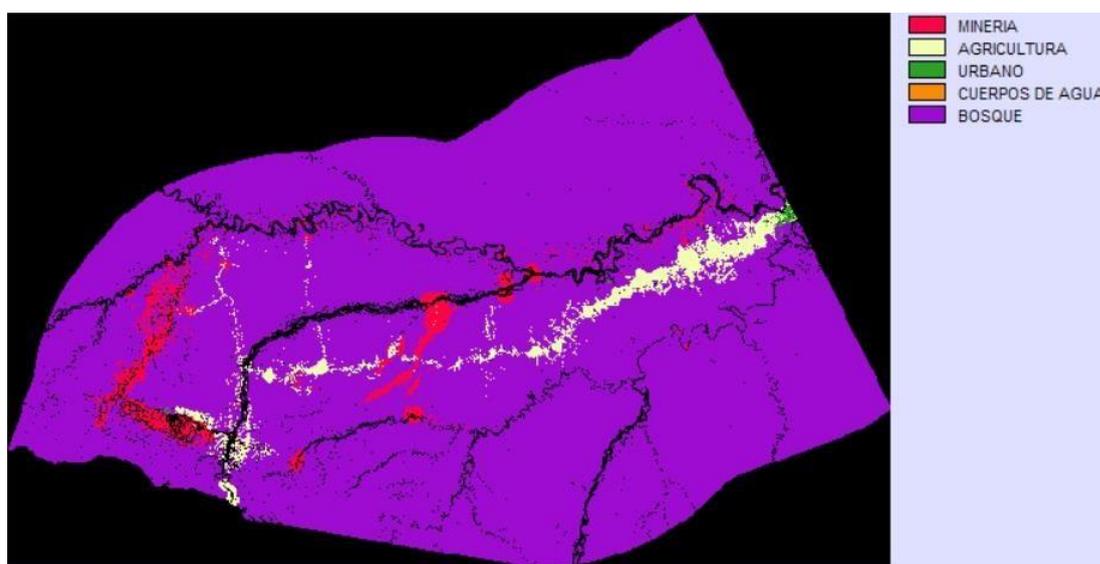


Figura 15. Uso de suelo: bosque y deforestación, escenario predictivo periodo 2019.

De 1999 a 2013 hay 14 años, mientras que el tiempo de proyección a 2019 es 6 años. Configurada la información en LCM, se generó un escenario proyectado (figura 15).

El modelo predictivo al 2019, si bien, no es igual, presenta coincidencias, pero también, obvia algunas áreas deforestadas cercana a las vías de acceso (figura 15 y 16). Sin embargo, los datos se encuentra dentro de los parámetros estadísticos establecidos para estos tipos de escenarios (Ríos et al. 2012; Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Pinos 2016; Barba 2019).

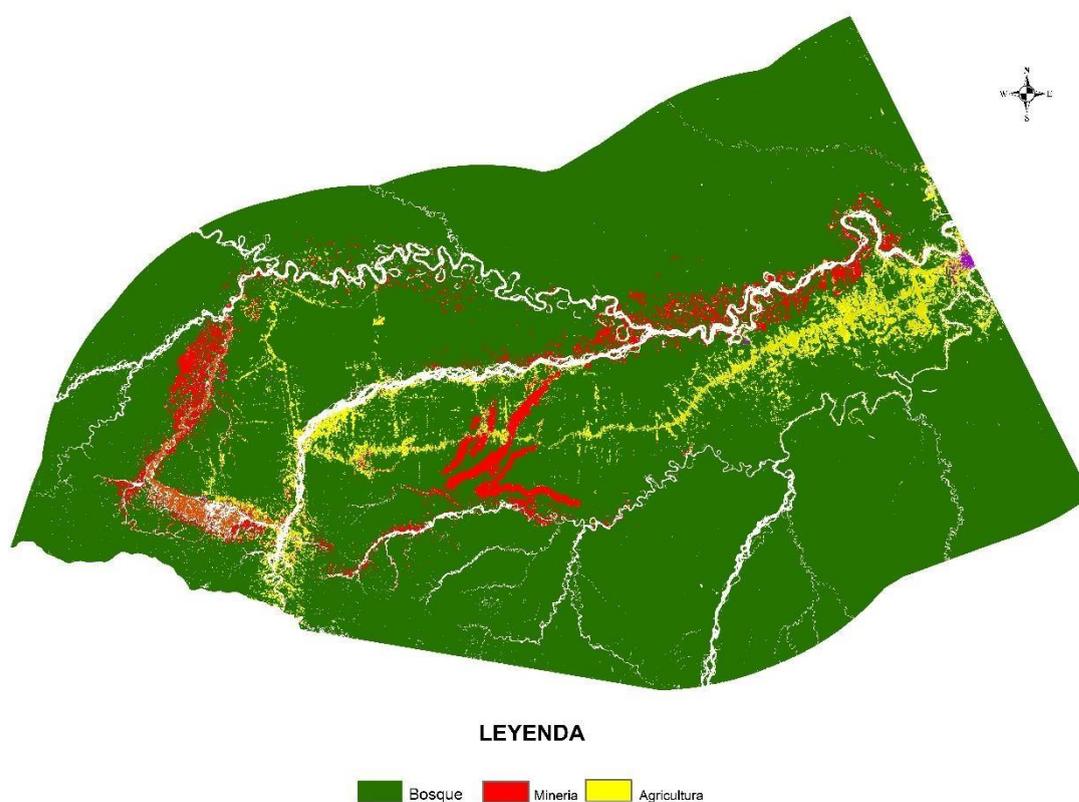


Figura 16. Uso suelo; bosque y deforestación, periodo 2019.

#### 4.3.4 Validación del modelo

La generación de escenarios predictivos sobre cambio de cobertura y uso de suelo, sigue ciertos lineamientos y parámetros que respaldan su uso. La investigación contrastó la cartografía de referencia (figura 16) y el escenario predictivo (figura 15).

Se aplicaron dos métodos, gráfico y a nivel pixel. Para el nivel gráfico se utilizó el módulo Cross Tab del software TerrSet (figura 17). El módulo permite ordenar en la primera columna la imagen de referencia y en la segunda el escenario predictivo. Los valores muestran el nivel de concordancia, donde se evidencia grandes áreas; bosque (3), minería (5) y agricultura (4). Sin embargo, se reporta confusión en algunas áreas de menor tamaño el modelo lo reconoció como áreas agrícolas y corresponde a bosque, de la misma manera, áreas de disposición residual de la minería que el modelo cuantificó como superficie de agua (Ríos et al. 2012).

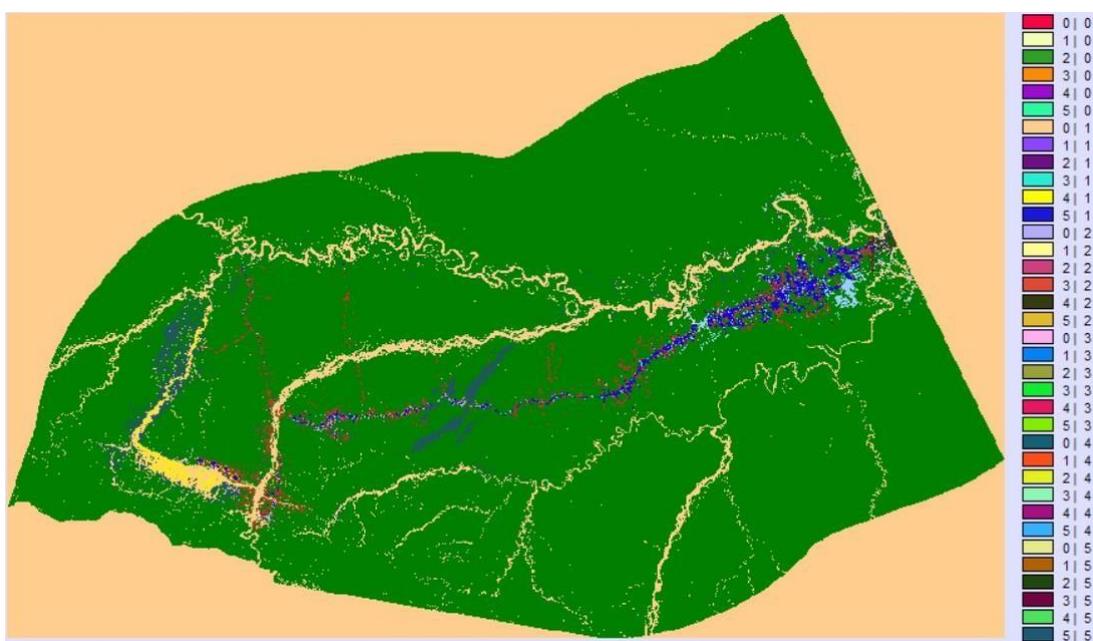


Figura 17. Clasificación cruzada; prospectiva 2019 y cobertura de uso de suelo 2019.

Por otro lado, el análisis cruzado de píxeles (escenario 2019 y referencia de la cobertura y uso de suelo 2019), verifico 15 183 873 píxeles correctas en la categoría bosque, mientras que, 162 673 píxeles y 173 349 píxeles fueron consideradas como minería y agricultura respectivamente. Asimismo, existe pequeñas confusiones entre las categorías de minería, agricultura y urbano. Sin embargo, las tres categorías corresponden a deforestación (tabla 12). Los resultados se enmarcan dentro los parámetros exigidos en modelos predictivos (Hudson 1987; Cerda y Villarroel 2008; Ríos et al. 2012; Pinos 2016).

Tabla 8. *Reconocimiento cruzado de pixeles; prospectiva 2019 y cobertura de uso de suelo 2019*

<b>Categorías</b>	<b>Bosque</b>	<b>Minería</b>	<b>Agricultura</b>	<b>Urbano</b>	<b>Total</b>
<b>bosque</b>	15183873	162673	173349	0	15519895
<b>Minería</b>	428434	289369	15420	0	733223
<b>Agricultura</b>	312013	14821	311859	0	638693
<b>Urbano</b>	8136	1064	5123	16822	31145
<b>Total</b>	15932456	467927	505751	16822	33845912

#### **4.3.5 Prospectiva de cambio al periodo 2030**

El correcto ajuste y los resultados de la modelación prospectiva hacia el 2019, permitió generar el escenario de 2030. El cambio de cobertura y uso de suelo de 2013 a 2019, fue la base para el escenario (Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Anand et al. 2018; Barba 2019;; Mehrabi et al. 2019; Gupta y Sharma 2020).

La cartografía del potencial de transición presenta un crecimiento del cambio de cobertura de bosque a deforestación en los caminos principales y lugares próximos a urbanos (Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Anand et al. 2018; Mehrabi et al. 2019; Gupta y Sharma 2020). Asimismo, los resultados del escenario proyectado al 2030, reportan áreas que serían abandonadas y sometidas a procesos sucesión ecológica. Uno de los factores es el carácter expansivo de las actividades, tanto de la minería y la agricultura. Por otro lado, el peligro potencial de reingresos a las áreas abandonadas es permanente.

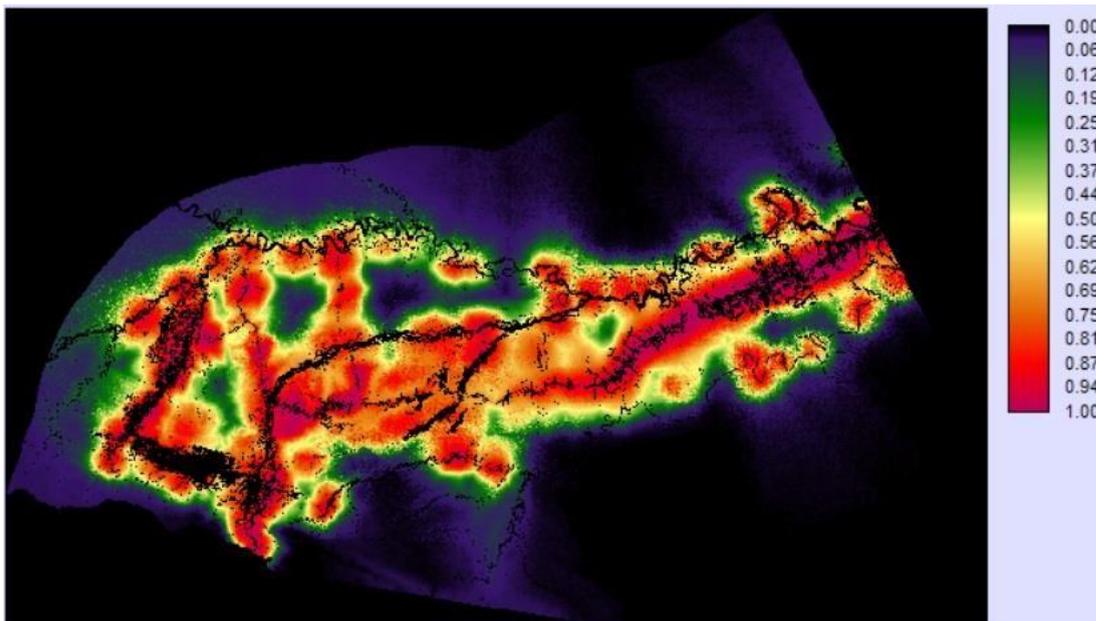


Figura 18. Potencial de transición de bosque a deforestación proyectado, modelo prospectivo 2030.

El escenario cuantifico 1 402 878,88 ha de bosque y 120 346,38 ha para la categoría de deforestación (figura 20 y tabla 13).

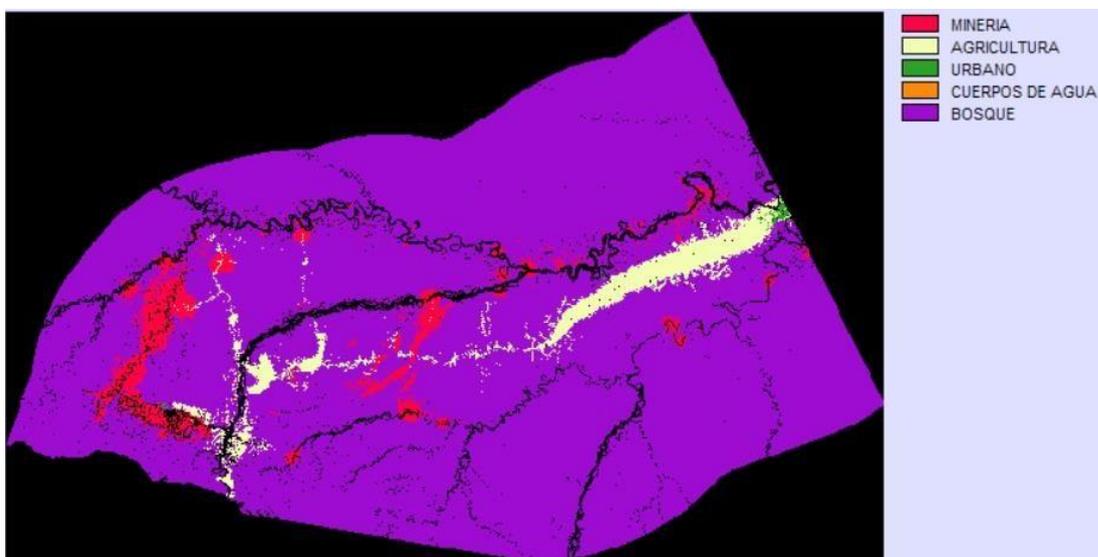


Figura 19. Prospectiva de cambio de cobertura y uso de suelo: bosque y deforestación, periodo 2030.

Tabla 9. *Reporte de Prospectiva de cambio de cobertura y uso de suelo: bosque a deforestación, periodo 2030*

Años	Clases (ha)			
	Bosque	Deforestación		
		Minería	Agricultura	Urbano
2030	1 402 878,88	59 611,50	59 220,72	1 514,16

#### 4.3.6 Cambio de cobertura del suelo con el modelo prospectivo al 2030

Los hallazgos en la evaluación entre los años de 1999 a 2019 y de 1999 a 2030, muestra una tendencia creciente de la conversión del bosque a otros usos, deforestación originada por la minería, agricultura y áreas urbanizadas. La cuantificación de cambios de cobertura y uso de suelo se desarrolló mediante diferencia de imágenes clasificadas Landsat 5 , -7 ETM+, y 8 OLI (figura 21). De 1999 a 2013 (14 años) reporta 44 986,93 ha deforestadas, de 2013 a 2019 (6 años) con 71 804,58 ha, de 2019 a 2030 (11 años) con 86 041,71 ha, y de 1999 a 2030 (31 años) con 123 743,54 ha.

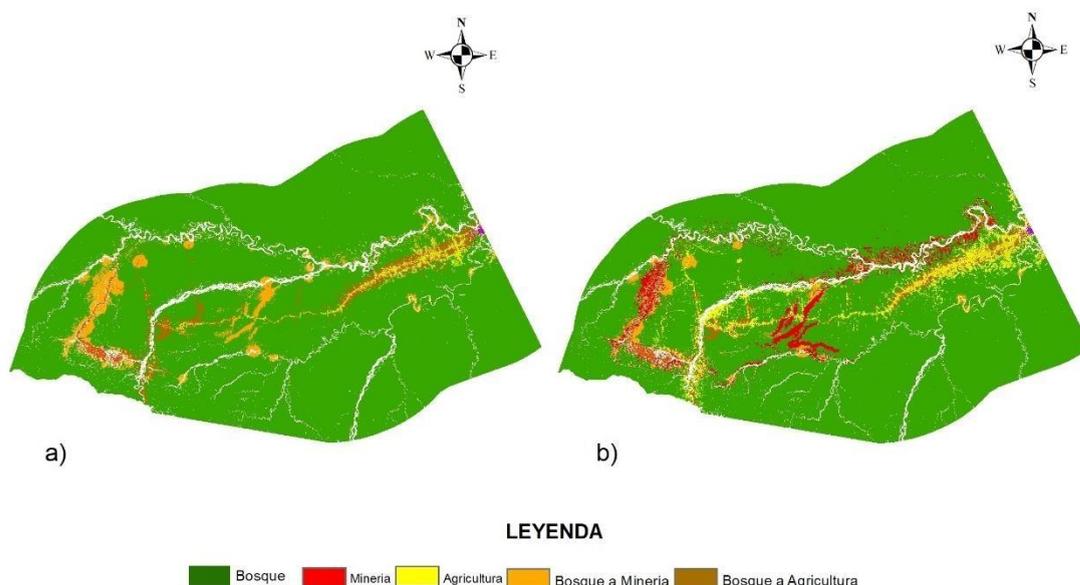


Figura 20. Cambio de cobertura del suelo, periodos; a) 2019-2030 y b) 1999-2030 en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios.

Por otro lado, de 1 494 163,60 ha de cobertura de bosque en 1999, al 2030 se mantendría 1 401 412,09 ha. Asimismo, se cuantifican áreas abandonadas en proceso de recuperación que varían espacialmente en los periodos evaluados, con un global de 6 077,76 ha de 1999 a 2030 (figura 21 y tabla), sin embargo, estas áreas están expuestas a reingresos.

Los periodos evaluados; 1999, 2013, 2019, y escenario predictivo de 2030, corroboran que la cobertura de bosque sigue una tendencia decreciente, y seguirá perdiéndose, si no se adoptan políticas de gestión del territorio (figura 21). La dinámica socioeconómica y ambiental en el área de estudio ha ocasionado que la deforestación fuera casi el doble de 1999 a 2013, 2013 a 2019, y 2019 a 2030, mientras que de 1999 a 2030 es un poco menos del cuádruple (tabla 9 y 13).

Tabla 10. *Cambio de cobertura del suelo (bosque – deforestación) en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) Madre de Dios*

Cambio de Cobertura (ha)							
Nº	Años	Persistencia a de bosque	Persistencia deforestación	Bosque a Deforestación			Deforestación a vegetación
				Minería	Agricultura	urbano	
1	1999-2013	1 450 658,53	19 811,99	23 955,	20 677,34	35 3,6	9 636,80
2	2013-2019	1 389 545,32	51 018,10	40 543,83	30 461,44	799,31	12 726,27
3	2019-2030	1 360 539,09	54 253,74	60 627,13	40 527,66	036,92	8 109,71
4	1999-2019	1 396 661,96	22 808,49	57 848,11	40 976,43	220,68	5 578,58
5*	1999-2030	1 362 544,74	32 728,22	65 801,40	56 701,93	240,21	6 077,76

\*Predictivo

La precisión del modelo prospectivo con Land Change Modeler, se sustenta en el método de cadenas de Márkov (Hermanns 2002), modelos simples y adecuados para muchos escenarios predictivos de fenómenos de

carácter discretas y de tiempo continuo, a través de bisimilitud y el mejor agrupamiento posible, criterios asumidos por investigadores en la determinación del cambio de cobertura y uso de suelo mediante la aplicación de modelos prospectivos (Bax et al. 2016; Dias et al. 2016; Anand et al. 2018; Mehrabi et al. 2019; Gupta y Sharma 2020).

## CONCLUSIONES

La cuantificación espacial de 1999 determinó una pérdida de bosque por deforestación de 30 930,66 ha. La conversión acelerada de bosque a otros usos se produce a partir del año 2007, principalmente influenciados por el crecimiento demográfico y el inicio de la minería aurífera en el sector Guacamayo. Reportándose 66 346,90 ha para 2013, y con 125 977, 24 ha para 2019.

El cambio de cobertura y uso de suelo en 31 años se perdió 95 031,57 ha de bosque, con una tasa anual de 0,31% y deforestación de 4 752,33 ha/año. El mayor cambio se produce de 2013 a 2019 (6 años) con 71 804,58 ha y con mayor influencia por la minería aurífera aluvial.

El modelo predictivo para 2019 y 2030, a partir de la cartografía de cobertura y uso de suelo (bosque y deforestación) del año 2013 y 2019, arrojo valores dentro de rangos establecidos en la herramienta Land Change Modeler (> 75%) incluido en el software TerrSet, el submodelo potencial de transición de cambio, presento 81,54% de fiabilidad.

La cuantificación del escenario a 2030 determina una deforestación creciente, con 120 346,38 ha de cobertura de bosque perdidas y una tasa de 0,21% anual. La pérdida de bosque en el área de estudio esta generado principalmente por la agricultura y la minería, así como, otros impactos y efectos colaterales.

Se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna, donde el cambio de cobertura y uso de suelo de bosque a deforestación en el en el eje vial interoceánico sur (Puerto Maldonado – Inambari) del Departamento de Madre de Dios, para los años 1999, 2013 y 2019, información básica en la determinación del escenario en deforestación hacia el 2030, tiene una tendencia creciente.

## **RECOMENDACIONES**

La deforestación en la cuenca Amazónica es un problema complejo, por consiguiente, los países con bosques Amazónicos deben adoptar políticas conjuntas.

Los procesos de zonificación ecológica económica y ordenamiento territorial se tornan difíciles y complejos, debido a las características socioeconómicas y ambientales, así como, la superposición originada a nivel sectorial. Definir las prospectivas tendenciales e ideales son fundamentales para el análisis de uso del territorio con los actores sociales.

Softwares como TerrSet de Clark Labs, Clark University – USA, y Dinámica EGO de la Universidade Federal de Minas Gerais (Campus Pampulha), Instituto de Geociências-Centro de Sensoriamento Remoto, son programas de nivel profesional y académico que facilitan la generación de escenario a través de la modelación del paisaje que permiten tomar decisiones adecuadas para gestión del territorio.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHARD, F., DEFRIES, R., EVA, H., HANSEN, M., MAYAUX, P. y STIBIG, H. Pan-tropical monitoring of deforestation. *Environmental Research Letters*, 2007, 2(4).

AIDE, T. M., CLARK, M. J., GRAU, H. P., LÓPEZ GARR, D., LEVY, M. A., REDO, D., BONILLA-MOHENO, M., RINER, G., ANDRADE-NÚÑEZ, M. J. y MUÑIZ, M. Deforestation and reforestation of Latin America and the Caribbean (2001–2010). *Biotropica*, 2013, 45(2), 262-271.

ALARCON, G. Analisis multitemporal de la deforestacion en Madre de Dios. *Biodiversidad Amazonica*, 2011, 2(Forestal), 11.

ALARCON, G., CANAHUIRE, R. R., GUEVARA, F. M. G., RODRIGUEZ, L., GALLEGOS, L. E. y GARATE-QUISPE, J. Dinamica de la perdida de bosque en el sureste de la amazonia peruana: un estudio de caso en Madre de Dios. *Ecosistemas*, 2021, 30(2), 2175-2175

ALARCÓN, G., DÍAZ, J., VELA, M., GARCÍA, M. y GUTIÉRREZ, J. Deforestación en el sureste de la amazonia del Perú entre los años 1999-2013; caso Regional de Madre de Dios (Puerto Maldonado–Inambari). *Journal of High Andean Research*, 2016, 18(3), 319-330.

ALARCÓN, G., DÍAZ, J. L., VELA, M., QUIÑONEZ, J. J., ZEVALLOS, P. A. y GUTIÉRREZ, J. D. Valor de conservación en bosques de comunidades indígenas: Un estudio de caso en la Amazonia Peruana, San Jacinto y Puerto Arturo. *Journal of High Andean Research*, 2018, 20(3).

ALARCÓN, G., FRISANCHO, R., CORREA, G., ULLOA, J., VELA, M., DÍAZ, J., PUMA, M., PORTAL, L., BOURONCLE, C., MENDOZA, J. R. y VÁSQUEZ, J. Detección de cambios de cobertura boscosa a través del análisis

multitemporal de imágenes satelitales en el distrito de Inambari. *Biodiversidad Amazonica*. 2011, 3, 9.

ALVAREZ-BERRÍOS, N. L. y AIDE, T. M. Global demand for gold is another threat for tropical forests. *Environmental Research Letters*, 2015, 10(1).

ANAND, J., GOSAIN, A. K. y KHOSA, R. Prediction of land use changes based on Land Change Modeler and attribution of changes in the water balance of Ganga basin to land use change using the SWAT model. *Science of The Total Environment*, 2018, 644, 503-519.

ANAYA, J. A. y CHUVIECO, E. Validación para Colombia de la estimación de área quemada del producto L3JRC en el periodo 2001-2007/Validation of the L3JRC burned area product estimation in Colombia from 2001 to 2007. *Actualidades Biológicas*, 2010, 32(92), 29.

ARGANY, M. y SARADJIAN, M. R. Digital change detection and expansion monitoring of urban areas using satellite images by means of classification methods.

ARIZA, A. Descripción y Corrección de Productos Landsat 8 LDCM (Landsat Data Continuity Mission). Bogotá: Instituto Geográfico Agustín Codazzi, 2013.

ASNER, G. P., LLACTAYO, W., TUPAYACHI, R. y LUNA, E. R. Elevated rates of gold mining in the Amazon revealed through high-resolution monitoring. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2013, 110(46).

ASNER, G. P. y TUPAYACHI, R. Accelerated losses of protected forests from gold mining in the Peruvian Amazon. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(9), 94-104.

AVERY, T. E. y BERLIN, G. L. Fundamentals of remote sensing and airphoto interpretation. Macmillan, 1992.

BARAY, H. L. Á. *Introducción a la metodología de la investigación*. Edtion ed.: Juan Carlos Martínez Coll, 2006.

BARBA, D. Análisis prospectivo del proceso de deforestación en el sector la Pampa-Guacamayo, Tambopata-Madre de Dios, Periodo 1999 al 2030, 2019.

BAX, V. y FRANCESCONI, W. Environmental predictors of forest change: An analysis of natural predisposition to deforestation in the tropical Andes region, Peru. *Applied Geography*, 2018, 91, 99-110.

BAX, V., FRANCESCONI, W. y QUINTERO, M. Spatial modeling of deforestation processes in the Central Peruvian Amazon. *Journal for Nature Conservation*, 2016, 29, 79-88.

BISHOP, C. M. *Neural networks for pattern recognition*. Edtion ed.: Oxford university press, 1995.

BREIMAN, L. Random forests. *Machine learning*, 2001, 45(1), 5-32.

CA, C. A. ¿ Y POR DÓNDE COMENZAMOS? Prioridades de la Comunidad Andina ante el Cambio Climático. Lima, Peru: Secretaría General de la Comunidad Andina, 2007.

CABRAL, P. y ZAMYATIN, A. Three land change models for urban dynamics analysis in Sintra-Cascais area. In *Proceedings of First Workshop of the EARSEL SIG on Urban Remote Sensing: Challenges and solutions*. Citeseer, 2006.

CAI, Y., LIU, Y., YU, Z. y PETER H, V. Progress in spatial simulation of land use change-CLUE-s model and its application. *Progress in Geography*, 2004, vol. 23, no 4, p. 63-71.

CARVALHO, R., ADAMI, M., AMARAL, S., BEZERRA, F. G. y DE AGUIAR, A. P. D. Changes in secondary vegetation dynamics in a context of decreasing

deforestation rates in Pará, Brazilian Amazon. *Applied Geography*, 2019, 106, 40-49.

CASTRO, F. El proceso de investigación y su esquema de elaboración. Editorial Uyapar. Caracas, 2003.

CAZAU, P. Introducción a la investigación en ciencias sociales. Lima. Editorial Universidad Ricardo Palma, 2006.

CERDA, J. y VILLARROEL, L. Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 2008, 79(1), 54-58.

CHAVEZ, A. Landscape dynamics of Amazonian deforestation between 1986 and 2007 in southeastern Peru: policy drivers and road implications. *Journal of Land Use Science*, 2014, 9(4), 414-437.

CHÁVEZ, A., HUAMANI, L., FERNANDEZ, R., BEJAR, N., VALERA, F., PERZ, S., BROWN, I., DOMÍNGUEZ, S., PINEDO, R. y ALARCÓN, G. Regional Deforestation Trends within Local Realities: Land-Cover Change in Southeastern Peru 1996–2011. *Land*, 2013, 2(2), 131.

CHAVEZ, A. y PERZ, S. Path dependency and contingent causation in policy adoption and land use plans: The case of Southeastern Peru. *Geoforum*, 2013a, 50, 138-148.

CHAVEZ, A. B. y PERZ, S. G. Path dependency and contingent causation in policy adoption and land use plans: The case of Southeastern Peru. *Geoforum*, 2013b, 50, 138-148.

CHAZDON, R. L. y GUARIGUATA, M. R. Natural regeneration as a tool for large-scale forest restoration in the tropics: prospects and challenges. *Biotropica*, 2016, 48(6), 716-730.

CHILLIHUANI, W. Cuantificación espacial de aguas residuales en el corredor minero de Madre de Dios al año 2017. Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios, 2018.

CHUVIECO, E. Empleo de imágenes de satélite para medir la estructura del paisaje: análisis cuantitativo y representación cartográfica. Serie Geográfica, 1996, 6, 131-147.

CHUVIECO, E. Teledetección espacial: la observación de la Tierra desde el espacio. Ariel Barcelona, 2002.

CHUVIECO, E. y HANTSON, S. Procesamiento estándar de imágenes Landsat. Documento técnico de algoritmos a aplicar. Version1. Plan Nacional de Teledetección. Instituto Geográfico Nacional. En línea; [http://www.ign.es/PNT/pdf/especificacionestecnicas-pnt-medar-landsat\\_v2-2010.pdf](http://www.ign.es/PNT/pdf/especificacionestecnicas-pnt-medar-landsat_v2-2010.pdf), 2010.

CHUVIECO, E. y SALAS, J. Mapping the spatial distribution of forest fire danger using GIS. International Journal of Geographical Information Science, 1996, 10(3), 333-345.

CORONADO-CHACÓN, L. Comprobación de técnicas de procesamiento de imágenes del sensor remoto ETM+ de Landsat 7, en la identificación de Bosques Secundarios en la Región Huetar Norte de Costa Rica 2001.

DIAS, M. A. D. P., VIANNA, J. N. D. S. y FELBY, C. Sustainability in the prospective scenarios methods: A case study of scenarios for biodiesel industry in Brazil, for 2030. Futures, 2016, 82, 1-14.

DOUROJEANNI, M. J., GÓMEZ, A. B. y DOUROJEANNI ALVAREZ DOUROJEANNI, A. *Amazonía peruana en 2021: explotación de recursos naturales e infraestructura: ¿ qué está pasando? ¿ qué es lo que significa para el futuro?* Edtion ed.: Fundación Peruana para la Conservación de la Naturaleza, 2009. ISBN 6124569701.

EASTMAN, J. R. Access to technology: the design of the IDRISI research system. Proc. GIS/LIS-87, 1987, 166-175.

EASTMAN, J. R. The Land Change Modeler for Ecological Sustainability. IDRISI Andes. Guide to GIS and Image Processing, 2009, 234-256.

EASTMAN, J. R. IDRISI Selva. Guía para SIG y procesamiento de imágenes. Clark University, 2012.

ELIJAH, R. y JENSEN, J. R. Remote sensing of mangrove wetlands: relating canopy spectra to site-specific data 1996.

FAO. Evaluación de los recursos forestales mundiales 2005. México. Informe nacional núm. 189. Roma. 68 p. , 2005.

FAO. Los bosques y el cambio climático en el Perú. Bosques y cambio climático. Documento de trabajo 14, 2016.

FINER, M. y NOVOA, S. Patrones y Drivers de la Deforestación en la Amazonía Peruana. MAAP Síntesis #1. Enlace: <http://maaproject.org/2015/09/maap-sintesis1/>. 2015a.

FINER, M. y NOVOA, S. La Deforestación por la Minería Aurífera Continúa su Expansión en La Pampa (Madre de Dios, Perú). MAAP: Imagen #1. Enlace: <http://maaproject.org/2015/03/se-expande-deforestacion-en-la-amazonia-peruana-por-mineria-de-oro/>. 2015b.

FINER, M. y NOVOA, S. Patrones y drivers de deforestación en la Amazonía Peruana. MAAP: Síntesis #2. Enlace: <http://maaproject.org/2017/maap-sintesis2/>. 2017.

FINER, M., NOVOA, S., SNELGROVE, C. y PEÑA, N. Confirmando una invasión de la Reserva Nacional Tambopata [Vista de Alta Resolución]. MAAP #21 2015.

FINER, M., OLEXY, T. y NOVOA, S. La Minería aurífera deforestó 12 500 hectáreas en la amazonía peruana sur en los últimos 4 años. MAAP: 50. 2016 a.

FINER, M., OLEXY, T. y NOVOA, S. La minería ilegal dentro de la RNT supera las 450 hectáreas. MAAP: 46. 2016 b.

FOLEY, J. A., ASNER, G. P., COSTA, M. H., COE, M. T., DEFRIES, R., GIBBS, H. K., HOWARD, E. A., OLSON, S., PATZ, J. y RAMANKUTTY, N. Amazonia revealed: forest degradation and loss of ecosystem goods and services in the Amazon Basin. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2007, 5(1), 25-32.

GEE. Google Earth Engine. In. Estados Unidos de America, 2021, vol. 2021, p. A planetary-scale platform for Earth science data & analysis - Powered by Google's cloud infrastructure.

GEIST, H. J. y LAMBIN, E. F. 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*, 2002, 52(2), 143-150.

GEIST, H. J. y LAMBIN, E. F. Dynamic causal patterns of desertification. *Bioscience*, 2004, 54(9), 817-829.

GONZÁLEZ, P. B., BENAVENTE, F. A. y DELGADO, M. G. "Propuesta de un análisis de sensibilidad para validar modelos prospectivos de simulación de crecimiento urbano basados en autómatas celulares. *GeoFocus. Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 2012, (12), 303-328.

GOREMAD y IIAP. Macro Zonificación Ecológica Económica de Madre de Dios. AMBIENTE. Madre de Dios - Perú, 2009, p. 208.

GUPTA, R. y SHARMA, L. K. Efficacy of Spatial Land Change Modeler as a forecasting indicator for anthropogenic change dynamics over five decades: A case study of Shoolpaneshwar Wildlife Sanctuary, Gujarat, India. *Ecological Indicators*, 2020, 112.

HART, P. The condensed nearest neighbor rule (Corresp.). *IEEE transactions on information theory*, 1968, 14(3), 515-516.

HENRÍQUEZ, C. y AZÓCAR, G. Cambio de uso del suelo y escorrentía superficial: aplicación de un modelo de simulación espacial en Los Ángeles, VIII Región del Biobío, Chile. *Revista de Geografía Norte Grande*, 2006, (36), 61-74.

HERMANNNS, H. Markov Chains. In *Interactive Markov Chains*. Springer, 2002, p. 35-55.

HERNÁNDEZ, R., FERNÁNDEZ, C. y BAPTISTA, P. *Metodología de la Investigación (Quinta edición ed.)*.(J. Mares Chacón, Ed.) Mexico, México DF. Edtion ed.: McGraw-Hill/Interamericana Editores, SA de CV, 2010.

HUDSON, W. D. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1987, 53(4), 421-422.

HURTADO, J. Análisis, modelamiento y simulación espacial del cambio de cobertura del suelo, entre las áreas naturales y las de origen antrópico en la provincia de Napo (Ecuador), para el período 1990-2020. Facultad de Ingeniería, 2014.

IDEAM. Leyenda nacional de coberturas de la tierra. Metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia escala 1: 100.000. In.: Instituto de Hidrología Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), and Corporación Aotónoma Regional del Magdalena (CORMAGDALENA), Bogotá, Colombia, 2010.

INEI. Magnitud y Crecimiento Poblacional. 2017.

INRENA, SZF, y CDC-UNALM. Hacia un Sistema de Monitoreo Ambiental Remoto Estandarizado para el SINANPE. Piloto V: Parque Nacional Manu, Parque Nacional Alto Purús, Reserva Comunal Purús y Santuario Nacional Megantoni (2000-2005). Lima-Perú 2006, 66.

IRWIN, E. G. y BOCKSTAEL, N. E. The problem of identifying land use spillovers: measuring the effects of open space on residential property values. *American Journal of Agricultural Economics*, 2001, 83(3), 698-704.

IRWIN, E. G. y GEOGHEGAN, J. Theory, data, methods: developing spatially explicit economic models of land use change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2001, 85(1), 7-24.

JENSEN, J. R. *Remote sensing of the environment: An earth resource perspective 2/e*. Edtion ed.: Pearson Education India, 2009.

JENSEN, J. R., LIN, H., YANG, X., RAMSEY III, E., DAVIS, B. A. y THOEMKE, C. W. The measurement of mangrove characteristics in southwest Florida using SPOT multispectral data. *Geocarto International*, 1991, 6(2), 13-21.

KOZIELL, I. y SAUNDERS, J. *Living off biodiversity: Exploring livelihoods and biodiversity issues in natural resources management*. Edtion ed.: lied, 2001.

LAMBIN, E. F. y MEYFROIDT, P. Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2011, 108(9), 3465-3472.

LAMBIN, E. F., TURNER, B. L., GEIST, H. J., AGBOLA, S. B., ANGELSEN, A., BRUCE, J. W., COOMES, O. T., DIRZO, R., FISCHER, G. y FOLKE, C. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Global Environmental Change*, 2001, 11(4), 261-269.

LANDIS, J. R. y KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 1977, 159-174.

LEÓN, R. A. H. y GONZÁLEZ, S. C. *El paradigma cuantitativo de la investigación científica*. Edtion ed.: Editorial Universitaria (Cuba), 2020.

LI, P., JIANG, L. y FENG, Z. Cross-comparison of vegetation indices derived from Landsat-7 enhanced thematic mapper plus (ETM+) and Landsat-8 operational land imager (OLI) sensors. *Remote Sensing*, 2013, 6(1), 310-329.

LI, X. y YEH, A. G.-O. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16(4), 323-343.

LILLESAND, T. M. y KIEFER, R. W. *Remote sensing and photo interpretation*. John Wiley and Sons: New York, 1994, 750.

MEANS, J. E., ACKER, S. A., HARDING, D. J., BLAIR, J. B., LEFSKY, M. A., COHEN, W. B., HARMON, M. E. y MCKEE, W. A. Use of large-footprint scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the Western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67(3), 298-308.

MEHRABI, A., KHABAZI, M., ALMODARESI, S. A., NOHESARA, M. y DERAKHSHANI, R. Land use changes monitoring over 30 years and prediction of future changes using multi-temporal Landsat imagery and the land change modeler tools in Rafsanjan city (Iran). *Sustainable Development of Mountain Territories*, 2019, 11(1), 39.

MENDOZA, J. R. y ALARCÓN, G. Determinación de áreas deforestadas por actividades humanas en la zona de amortiguamiento de la reserva nacional Tambopata y el parque nacional Bahuaja Sonene Madre de Dios. *Biodiversidad Amazonica*. 2014, 4.

MINAM. Informe Final del Proyecto: Análisis de las Dinámicas de Cambio de Cobertura de la Tierra en la Comunidad Andina. In *Componente Nacional Perú–Primera Etapa. Centro de Datos para la Conservación (CDC-UNALM). Laboratorio de Teledetección (LTAUNALM). Dirección General de Ordenamiento Territorial-Ministerio del Ambiente (DGOT-MINAM). Fundación para el Desarrollo Agrario (FDA). Lima-Perú. 2012.*

MINAM. Ministerio del Ambiente. Cuantificación y análisis de la deforestación en la Amazonía Peruana en el periodo 2010 – 2011 – 2013 – 2014. Dirección General de Ordenamiento Territorial. 2015.

MINAM. Bosque y pérdida de bosque del Perú. Perú 2020.

MISHRA, V. N., RAI, P. K. y MOHAN, K. Prediction of land use changes based on land change modeler (LCM) using remote sensing: a case study of Muzaffarpur (Bihar), India. *Journal of the Geographical Institute "Jovan Cvijic", SASA*, 2014, 64(1), 111-127.

MORENO, S. R. D. Calculo de la tasa de deforestación anual en el periodo 2001-2011 en la provincia de Tambopata con imágenes de NDVI (MOD13) de MODIS, mediante relación de ajuste de recta. En: *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 13 a 18 de abril de 2013, INPE. P. 1346-1354, 2013, 85-91.*

MORTON, D. C., DEFRIES, R. S., SHIMABUKURO, Y. E., ANDERSON, L. O., ARAI, E., DEL BON ESPIRITO-SANTO, F., FREITAS, R. y MORISETTE, J. Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2006, 103(39).

MOSCHELLA, P. Impactos ambientales de la minería aurífera y percepción local en la microcuenca Huacamayo, Madre de Dios 2012.

MSAR, M. D. S. A. Y. R. Implementación del mecanismo para Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación - REDD+ en Madre de Dios. In., 2013.

MÜLLER, H., RUFIN, P., GRIFFITHS, P., DE BARROS VIANA HISSA, L. y HOSTERT, P. Beyond deforestation: Differences in long-term regrowth dynamics across land use regimes in southern Amazonia. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186, 652-662.

MÜLLER, J. y BRANDL, R. Assessing biodiversity by remote sensing in mountainous terrain: the potential of LiDAR to predict forest beetle assemblages. *Journal of Applied Ecology*, 2009, 46(4), 897-905.

MÜLLER, R., LARREA, D., CUÉLLAR, S. y ESPINOZA, S. Causas directas de la deforestación reciente (2000-2010) y modelado de dos escenarios futuros en las tierras bajas de Bolivia. *Ecología en Bolivia*, 2014, 49(1), 20-34.

MURAD, C. A. y PEARSE, J. Landsat study of deforestation in the Amazon region of Colombia: Departments of Caquetá and Putumayo. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2018, 11, 161-171.

OLMEDO, M. C., MELGAREJO, E. M. y PAEGELOW, M. Modelos geomáticos aplicados a la simulación de cambios de usos del suelo. Evaluación del potencial de cambio. In.: Universidad de Sevilla, 2010.

OSORIO, L. P., MAS, J.-F., GUERRA, F. y MAASS, M. Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México. *Investigaciones geográficas*, 2015, (88), 60-74.

PACHECO, C., AGUADO, I. y MOLLICONE, D. Las causas de la deforestación en Venezuela: un estudio retrospectivo. *Biollania*, 2011, 10, 281-292.

PADILLA, M., STEHMAN, S. V., RAMO, R., CORTI, D., HANTSON, S., OLIVA, P., ALONSO-CANAS, I., BRADLEY, A. V., TANSEY, K. y MOTA, B. Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 160, 114-121.

PAEGELOW, M., OLMEDO, M. C. y TORIBIO, J. M. Modelización prospectiva del paisaje mediante Sistemas de Información Geográfica. In *X Congreso de Métodos Cuantitativos, sistemas de información geográfica y teledetección*. Universidad de Valladolid, 2002, p. CD.

PARLITZ, U. y MERKWIRTH, C. Prediction of spatiotemporal time series based on reconstructed local states. *Physical review letters*, 2000, 84(9), 1890.

PENA, P. A. G. Nuevos modelos de redes neuronales evolutivas y regresión logística generalizada utilizando funciones de base. Aplicaciones. Universidad de Granada, 2009.

PERZ, S., ARAMBURÚ, C. y BREMNER, J. Population, land use and deforestation in the Pan Amazon Basin: a comparison of Brazil, Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú and Venezuela. *Environment, development and sustainability*, 2005, 7(1), 23-49.

PERZ, S., CASTRO, W., ROJAS, R., CASTILLO, J., CHÁVEZ, A., GARCÍA, M., GUADALUPE, Ó., GUTIÉRREZ, T., HURTADO, A., MAMANI, Z., MAYNA, J., MELLO, R., PASSOS, V., REYES, J., SAAVEDRA, M., DE WIT, F., ACUÑA, N., ALARCÓN, G. y ROJAS, D. La Amazonia como un sistema socio-ecológico: Las dinámicas de cambios complejos humanos y ambientales en una frontera trinacional. In J. POSTIGO y K. YOUNG eds. *Naturaleza y sociedad: Perspectivas socio-ecológicas sobre cambios globales en América Latina*. Lima-Perú: desco, IEP e INTE-PUCP, 2016, p. 444.

PERZ, S., QIU, Y., XIA, Y., SOUTHWORTH, J., SUN, J., MARSIK, M., ROCHA, K., PASSOS, V., ROJAS, D., ALARCÓN, G., BARNES, G. y BARALOTO, C. Trans-boundary infrastructure and land cover change: Highway paving and community-level deforestation in a tri-national frontier in the Amazon. *Land Use Policy*, 2013, 34, 27-41.

PINOS, N. J. Prospectiva del uso del suelo y cobertura vegetal en el ordenamiento territorial-Caso cantón Cuenca. *Estoa. Revista de la Facultad de arquitectura y Urbanismo de la Universidad de Cuenca*, 2016, (9), 7-18.

PLA, L. E. *Análisis multivariado: método de componentes principales*. Edtion ed.: Secretaría General de la Organización de los Estados Americanos, Programa Regional de Desarrollo Científico y Tecnológico, 1986.

PLANET-TEAM. Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. 2021. Available from Internet:<<https://api.planet.com>>.

PONTIUS, G. R. y MALANSON, J. Comparison of the structure and accuracy of two land change models. *International Journal of Geographical Information Science*, 2005, 19(2), 243-265.

PONTIUS JR, R. G. y CHEN, H. Land change modeling with GEOMOD. Clark University, 2006.

PONTIUS, R. G. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 2000, 66(8), 1011-1016.

PREPARATA, F. P. y SHAMOS, M. I. Introduction. In *Computational Geometry*. Springer, 1985, p. 1-35.

PUYRAVAUD, J.-P. Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 2003, 177(1), 593-596.

QI, Y. y WU, J. Effects of changing spatial resolution on the results of landscape pattern analysis using spatial autocorrelation indices. *Landscape Ecology*, 1996, 11(1), 39-49.

RASHMI, S., ADDAMANI, S., VENKAT, S. y RAVIKIRAN, S. Spectral Angle Mapper Algorithm for Remote Sensing Image Classification. *IJSET–International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology*, 2014, 50(4), 201-205.

RICHARDS, J. A. y RICHARDS, J. *Remote sensing digital image analysis*. Edtion ed.: Springer, 1999.

RÍOS, J. R., LAGUADO, W., TRUJILLO, C. y SÁNCHEZ, P. Análisis y modelación de deforestación para los años 1990, 2000 y 2010 en el corredor Manu - Amarakaeri. 2012.

RODRÍGUEZ, F. y BAUTISTA, S. Modelos ocultos de Markov para el análisis de patrones espaciales. *Revista Ecosistemas*, 2006, 15(3).

ROLLAND, J., CONDAMINE, F. L., JIGUET, F. y MORLON, H. Faster speciation and reduced extinction in the tropics contribute to the mammalian latitudinal diversity gradient. *PLoS Biology*, 2014, 12(1).

ROY, D. P., WULDER, M., LOVELAND, T., WOODCOCK, C., ALLEN, R., ANDERSON, M., HELDER, D., IRONS, J., JOHNSON, D. y KENNEDY, R. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 145, 154-172.

RUMELHART, D. E., MCCLELLAND, J. L. y GROUP, P. R. *Parallel distributed processing*. Edtion ed.: MIT press Cambridge, MA, 1987.

SANDOVAL, V. y OYARZUN, V. Modelamiento y prognosis espacial del cambio en el uso del suelo. *Quebracho*, 2004a, 11, 9-21.

SANDOVAL, V. y OYARZUN, V. Modelamiento y prognosis espacial del cambio en el uso del suelo. Quebracho-Revista de Ciencias Forestales, 2004b, (11), 9-21.

SANG, L., ZHANG, C., YANG, J., ZHU, D. y YUN, W. Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA–Markov model. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3), 938-943.

SOKENG, V.-C. J., KOUAMÉ, F., N'DA, H. D., TANKOANO, B., YOU, L. A. y NGATCHA, B. N. Cartographie de l'occupation de sol des Hauts Plateaux de l'Ouest Cameroun par réseaux de neurones appliqués à une image LANDSAT 8 OLI [Mapping land cover in Western Cameroon Highlands using neural networks applied to a Landsat 8 OLI image] 2016.

SOUTHWORTH, J., MARSIK, M., QIU, Y., PERZ, S., CUMMING, G., STEVENS, F., ROCHA, K., DUCHELLE, A. y BARNES, G. Roads as Drivers of Change: Trajectories across the Tri-National Frontier in MAP, the Southwestern Amazon. Remote Sensing, 2011, 3(5), 1047-1066.

SWENSON, J. J., CARTER, C. E., DOMEQ, J.-C. y DELGADO, C. I. Gold mining in the Peruvian Amazon: global prices, deforestation, and mercury imports. PloS one, 2011, 6(4), e18875.

TARAZONA, Y., MANTAS, V. M. y PEREIRA, A. J. S. C. Improving tropical deforestation detection through using photosynthetic vegetation time series – (PVts- $\beta$ ). Ecological Indicators, 2018, 94, 367-379.

TOMLIN, C. D. *The IBM personal computer version of the Map Analysis Package*. Edtion ed.: Laboratory for Computer Graphics and Spatial Analysis Graduate School of Design Harvard Univ., 1986.

TUESTA, E. Prospectiva del cambio de uso de suelo en el distrito de Iberia, Tahuamanu–Madre de Dios, periodo 2004-2030 2018.

UNFCCC Decision 5/CP.6, Implementation of the Buenos Aires Plan of Action. UNFCCC Document FCCC/CP/2001/L.7 2001.

VALERO, J. L. Estudio multitemporal y análisis prospectivo del cambio de uso de suelo y cobertura vegetal en la microcuenca del río Cristal mediante el uso de autómatas celulares 2015.

VEGA, M. V. Cadenas de Markov de tiempo continuo y aplicaciones. Monografía. Licenciatura en matemática. Universidad de la República de Uruguay, 2004.

VELARDE, S., UGARTE, J. y TITO, M. Reducción de emisiones de todos los Usos del Suelo. Reporte del Proyecto Realu Perú. Asociación ASB para los márgenes del bosque tropical , Nairobi, Kenia, 2010.

VELDKAMP, A. y FRESCO, L. CLUE: a conceptual model to study the conversion of land use and its effects. Ecological modelling, 1996, 85(2-3), 253-270.

XIUWAN, C. Using remote sensing and GIS to analyse land cover change and its impacts on regional sustainable development. International journal of remote sensing, 2002, 23(1), 107-124.

YAGOUB, Y. E., BO, Z., DING-MIN, J., JAHELNABI, A. E. y FADOUL, S. M. Land Use and Land Cover Change in Northeast Gadarif State: Case of El Rawashda Forest, Sudan. Journal of Geographic Information System, 2015, 7(02), 140.

ZHOU, G. y LIEBHOLD, A. M. Forecasting the spatial dynamics of gypsy moth outbreaks using cellular transition models. Landscape Ecology, 1995, 10(3), 177-189.



## **ANEXOS**

Anexo 1. Puntos de muestreo tomados en el área de estudio.

N°	Categoría	Coordinada UTM (WGS84)	
		Este	Norte
1	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	411880	8572743
2	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	415690	8573378
3	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	426486	8575283
4	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	432412	8578669
5	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	437281	8581633
6	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	446594	8585866
7	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	454849	8588406
8	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	465644	8591158
9	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	400239	8576553
10	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	410399	8578246
11	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	418230	8580786
12	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	422041	8585443
13	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	426274	8587771
14	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	400239	8569144
15	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	408917	8569991
16	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	380130	8579093
17	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	377379	8569991
18	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	374204	8561313
19	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	406800	8565546
20	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	406377	8579093
21	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	415479	8583961
22	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	413362	8568298
23	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	435587	8575071
24	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	443207	8594968
25	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	452309	8585654
26	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	462046	8589464
27	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	375685	8578881
28	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	368700	8577611
29	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	329965	8565758
30	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	333564	8565123
31	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	342877	8564699
32	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	347110	8573378
33	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	335045	8574224
34	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	341395	8590099
35	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	323827	8574859
36	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	324674	8579093
37	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	327637	8586924
38	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	359387	8561736
39	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	416960	8577188
40	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	417490	8574648

41	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	418389	8573113
42	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	418178	8570203
43	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	430084	8580151
44	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	428655	8584437
45	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	429608	8584861
46	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	432994	8582215
47	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	397646	8570150
48	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	393677	8572319
49	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	380871	8570891
50	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	382088	8574859
51	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	378702	8573642
52	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	376162	8573166
53	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	370923	8570203
54	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	367748	8570414
55	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	369600	8569356
56	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	369230	8573960
57	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	399657	8573854
58	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	396323	8575230
59	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	380660	8574754
60	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	378225	8575389
61	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	362350	8567980
62	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	356900	8569303
63	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	360340	8571314
64	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	359969	8573113
65	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	363991	8573854
66	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	353249	8578511
67	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	352032	8578775
68	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	353460	8580945
69	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	350762	8579304
70	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	351291	8583538
71	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	350603	8582426
72	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	350285	8583432
73	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	349650	8585813
74	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	351450	8584437
75	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	350815	8587771
76	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	349915	8589253
77	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	348857	8590258
78	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	345946	8590999
79	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	346158	8594333
80	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	347428	8597243
81	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	350232	8581315
82	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	352561	8585019
83	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	368118	8588247
84	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	367854	8590152
85	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	368277	8593327
86	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	368595	8595021

87	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	367113	8594703
88	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	366795	8591634
89	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	366637	8590046
90	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	474137	8603064
91	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	472153	8607033
92	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	469454	8614653
93	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	448896	8610446
94	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	445006	8608779
95	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	438656	8608303
96	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	434529	8606636
97	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	436037	8605604
98	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	467231	8617272
99	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	470645	8618939
100	Bosque, área con vegetación pacionales y arbustivos	470962	8615367
101	Áreas agrícolas	462786	8598381
102	Áreas agrícolas	470406	8598302
103	Áreas agrícolas	470645	8596952
104	Áreas agrícolas	470406	8599175
105	Áreas agrícolas	455563	8594253
106	Áreas agrícolas	456516	8596317
107	Áreas agrícolas	455801	8599175
108	Áreas agrícolas	461040	8599175
109	Áreas agrícolas	445721	8592745
110	Áreas agrícolas	450563	8593698
111	Áreas agrícolas	469454	8594730
112	Áreas agrícolas	438736	8588538
113	Áreas agrícolas	446118	8590761
114	Áreas agrícolas	433418	8585522
115	Áreas agrícolas	436116	8587586
116	Áreas agrícolas	430838	8584689
117	Áreas agrícolas	432624	8585641
118	Áreas agrícolas	429131	8582982
119	Áreas agrícolas	427703	8583736
120	Áreas agrícolas	426671	8584530
121	Áreas agrícolas	430124	8583101
122	Áreas agrícolas	426988	8580323
123	Áreas agrícolas	424686	8581831
124	Áreas agrícolas	425361	8577545
125	Áreas agrícolas	425044	8578299
126	Áreas agrícolas	426314	8578934
127	Áreas agrícolas	422861	8575481
128	Áreas agrícolas	422861	8576553
129	Áreas agrícolas	420360	8574291
130	Áreas agrícolas	420400	8576989
131	Áreas agrícolas	418535	8575600
132	Áreas agrícolas	415399	8575918

133	Áreas agrícolas	413574	8576196
134	Áreas agrícolas	411391	8576156
135	Áreas agrícolas	407383	8574926
136	Áreas agrícolas	406668	8575402
137	Áreas agrícolas	406351	8574727
138	Áreas agrícolas	402422	8572901
139	Áreas agrícolas	401668	8571790
140	Áreas agrícolas	408811	8582307
141	Áreas agrícolas	409129	8583181
142	Áreas agrícolas	407978	8572147
143	Áreas agrícolas	405795	8571989
144	Áreas agrícolas	408097	8574251
145	Áreas agrícolas	408732	8574489
146	Áreas agrícolas	409843	8575084
147	Áreas agrícolas	395953	8574171
148	Áreas agrícolas	396429	8574568
149	Áreas agrícolas	391230	8575441
150	Áreas agrícolas	390357	8574965
151	Áreas agrícolas	380117	8573378
152	Áreas agrícolas	383530	8575005
153	Áreas agrícolas	380038	8572703
154	Áreas agrícolas	376982	8572743
155	Áreas agrícolas	375871	8571909
156	Áreas agrícolas	374720	8571790
157	Áreas agrícolas	358091	8571830
158	Áreas agrícolas	360908	8570282
159	Áreas agrícolas	361821	8569647
160	Áreas agrícolas	363091	8570560
161	Áreas agrícolas	364083	8569766
162	Áreas agrícolas	364480	8570719
163	Áreas agrícolas	365512	8571116
164	Áreas agrícolas	366901	8576632
165	Áreas agrícolas	364520	8578418
166	Áreas agrícolas	359122	8576037
167	Áreas agrícolas	354003	8556114
168	Áreas agrícolas	345192	8560241
169	Áreas agrícolas	344835	8559170
170	Áreas agrícolas	342970	8561233
171	Áreas agrícolas	341382	8561590
172	Áreas agrícolas	340350	8561948
173	Áreas agrícolas	358418	8570402
174	Áreas urbanizadas	334514	8562950
175	Áreas urbanizadas	334514	8562732
176	Áreas urbanizadas	334782	8562447
177	Áreas urbanizadas	334698	8562984
178	Áreas urbanizadas	348688	8604655

179	Áreas urbanizadas	348508	8604607
180	Áreas urbanizadas	348709	8604713
181	Áreas urbanizadas	348603	8604613
182	Áreas urbanizadas	348900	8604808
183	Áreas urbanizadas	348376	8604232
184	Áreas urbanizadas	358716	8571241
185	Áreas urbanizadas	358783	8571007
186	Áreas urbanizadas	358817	8570722
187	Áreas urbanizadas	358515	8570805
188	Áreas urbanizadas	358783	8571007
189	Áreas urbanizadas	387379	8576190
190	Áreas urbanizadas	387442	8576166
191	Áreas urbanizadas	387610	8576130
192	Áreas urbanizadas	387438	8576256
193	Áreas urbanizadas	387594	8576223
194	Áreas urbanizadas	437348	8592766
195	Áreas urbanizadas	437094	8592481
196	Áreas urbanizadas	436840	8592274
197	Áreas urbanizadas	438538	8588925
198	Áreas urbanizadas	476289	8606101
199	Áreas urbanizadas	476432	8605911
200	Áreas urbanizadas	476480	8605451
201	Áreas urbanizadas	476210	8604927
202	Áreas urbanizadas	479353	8607705
203	Áreas urbanizadas	478194	8608276
204	Áreas de extracción minera	394381	8577687
205	Áreas de extracción minera	394127	8578116
206	Áreas de extracción minera	397350	8580941
207	Áreas de extracción minera	397525	8580592
208	Áreas de extracción minera	397985	8580846
209	Áreas de extracción minera	399255	8583910
210	Áreas de extracción minera	399445	8584323
211	Áreas de extracción minera	393794	8578084
212	Áreas de extracción minera	393715	8577179
213	Áreas de extracción minera	393095	8575401
214	Áreas de extracción minera	389587	8577211
215	Áreas de extracción minera	388619	8576750
216	Áreas de extracción minera	389333	8577497
217	Áreas de extracción minera	389428	8576814
218	Áreas de extracción minera	388682	8576052
219	Áreas de extracción minera	389539	8579719
220	Áreas de extracción minera	396651	8572020
221	Áreas de extracción minera	394746	8571353
222	Áreas de extracción minera	393238	8571131
223	Áreas de extracción minera	391270	8567797
224	Áreas de extracción minera	388793	8568575

225	Áreas de extracción minera	387222	8568384
226	Áreas de extracción minera	387634	8569527
227	Áreas de extracción minera	386190	8568083
228	Áreas de extracción minera	385539	8567956
229	Áreas de extracción minera	383586	8573115
230	Áreas de extracción minera	383348	8570273
231	Áreas de extracción minera	383237	8570464
232	Áreas de extracción minera	383920	8570829
233	Áreas de extracción minera	386412	8572909
234	Áreas de extracción minera	382507	8568908
235	Áreas de extracción minera	380887	8567924
236	Áreas de extracción minera	396191	8562463
237	Áreas de extracción minera	397080	8560558
238	Áreas de extracción minera	394032	8561955
239	Áreas de extracción minera	394413	8564670
240	Áreas de extracción minera	394842	8564177
241	Áreas de extracción minera	391571	8564622
242	Áreas de extracción minera	390349	8563971
243	Áreas de extracción minera	334247	8561447
244	Áreas de extracción minera	333532	8561987
245	Áreas de extracción minera	331135	8562606
246	Áreas de extracción minera	340089	8560209
247	Áreas de extracción minera	340771	8557875
248	Áreas de extracción minera	342724	8558891
249	Áreas de extracción minera	343549	8558558
250	Áreas de extracción minera	338771	8555541
251	Áreas de extracción minera	339882	8557161
252	Áreas de extracción minera	326531	8563812
253	Áreas de extracción minera	322801	8568607
254	Áreas de extracción minera	323642	8570305
255	Áreas de extracción minera	323467	8574036
256	Áreas de extracción minera	329357	8575703
257	Áreas de extracción minera	328008	8573512
258	Áreas de extracción minera	331008	8577052
259	Áreas de extracción minera	330897	8578132
260	Áreas de extracción minera	331342	8578084
261	Áreas de extracción minera	332723	8578227
262	Áreas de extracción minera	331278	8582799
263	Áreas de extracción minera	329913	8584942
264	Áreas de extracción minera	330151	8587720
265	Áreas de extracción minera	333612	8588450
266	Áreas de extracción minera	332119	8586879
267	Áreas de extracción minera	389187	8570218
268	Áreas de extracción minera	390312	8571144
269	Áreas de extracción minera	392545	8569535
270	Áreas de extracción minera	391825	8568424

271	Áreas de extracción minera	392312	8568424
272	Áreas de extracción minera	393032	8570869
273	Áreas de extracción minera	394545	8571239
274	Agua de disposición residual	392344	8568181
275	Agua de disposición residual	392185	8568689
276	Agua de disposición residual	392312	8568805
277	Agua de disposición residual	392492	8569302
278	Agua de disposición residual	392683	8570012
279	Agua de disposición residual	389656	8568212
280	Agua de disposición residual	389730	8568350
281	Agua de disposición residual	389296	8567641
282	Agua de disposición residual	389105	8567419
283	Agua de disposición residual	389497	8567874
284	Agua de disposición residual	389455	8569461
285	Agua de disposición residual	389793	8570350
286	Agua de disposición residual	389804	8570625
287	Agua de disposición residual	390682	8571366
288	Agua de disposición residual	389698	8564402
289	Agua de disposición residual	389709	8563312
290	Agua de disposición residual	389952	8563397
291	Agua de disposición residual	390217	8563556
292	Agua de disposición residual	388058	8563005
293	Agua de disposición residual	388291	8563302
294	Agua de disposición residual	388502	8563259
295	Agua de disposición residual	387126	8564498
296	Agua de disposición residual	386925	8564773
297	Agua de disposición residual	387793	8565397
298	Agua de disposición residual	387878	8565524
299	Agua de disposición residual	389232	8565768
300	Agua de disposición residual	392534	8564275
301	Agua de disposición residual	392386	8564551
302	Agua de disposición residual	392556	8564889
303	Agua de disposición residual	390672	8571991
304	Agua de disposición residual	390915	8572340
305	Agua de disposición residual	391550	8572414
306	Agua de disposición residual	391624	8571874
307	Agua de disposición residual	391688	8571610
308	Agua de disposición residual	384152	8572276
309	Agua de disposición residual	384078	8572700
310	Agua de disposición residual	384385	8572943
311	Agua de disposición residual	384904	8573800
312	Agua de disposición residual	384745	8574605
313	Agua de disposición residual	385698	8573885
314	Agua de disposición residual	386036	8574107
315	Agua de disposición residual	383147	8571959
316	Agua de disposición residual	383369	8571133

317	Agua de disposición residual	382999	8569673
318	Agua de disposición residual	383126	8572615
319	Agua de disposición residual	384565	8574890
320	Agua de disposición residual	387783	8573239
321	Agua de disposición residual	385973	8572530
322	Agua de disposición residual	387285	8574795
323	Agua de disposición residual	387084	8575398
324	Agua de disposición residual	392979	8576287
325	Agua de disposición residual	393296	8576404
326	Agua de disposición residual	393339	8576647
327	Agua de disposición residual	393117	8576711
328	Agua de disposición residual	394937	8579092
329	Agua de disposición residual	394873	8579314
330	Agua de disposición residual	395455	8579145
331	Agua de disposición residual	393000	8577346
332	Agua de disposición residual	389053	8576880
333	Agua de disposición residual	389000	8577071
334	Agua de disposición residual	386386	8577314
335	Agua de disposición residual	386142	8577049
336	Agua de disposición residual	385676	8577166
337	Agua de disposición residual	387317	8574118
338	Agua de disposición residual	387423	8574509
339	Agua de disposición residual	333453	8585500
340	Agua de disposición residual	333728	8585627
341	Agua de disposición residual	333199	8580738
342	Agua de disposición residual	333051	8584061
343	Agua de disposición residual	332881	8586326
344	Superficies de agua	353207	8565207
345	Superficies de agua	353080	8566561
346	Superficies de agua	352720	8568805
347	Superficies de agua	352805	8572784
348	Superficies de agua	354096	8575557
349	Superficies de agua	363113	8581399
350	Superficies de agua	371833	8584003
351	Superficies de agua	381761	8586395
352	Superficies de agua	385655	8586649
353	Superficies de agua	390883	8586310
354	Superficies de agua	392704	8588257
355	Superficies de agua	410696	8590247
356	Superficies de agua	413807	8591390
357	Superficies de agua	416665	8592131
358	Superficies de agua	429365	8593845
359	Superficies de agua	431545	8595602
360	Superficies de agua	433661	8595009
361	Superficies de agua	475021	8609255
362	Superficies de agua	480397	8603667

363	Superficies de agua	474513	8614377
364	Playa	471063	8609741
365	Playa	463210	8608958
366	Playa	457135	8608175
367	Playa	447250	8603772
368	Playa	452203	8607011
369	Playa	439144	8602121
370	Playa	431460	8595031
371	Playa	426507	8594078
372	Playa	421554	8594438
373	Playa	413976	8597465
374	Playa	414294	8591517
375	Playa	411987	8590797
376	Playa	405065	8588702
377	Playa	398122	8588850
378	Playa	390629	8586564
379	Playa	388513	8586797
380	Playa	376469	8586183
381	Playa	369484	8583960
382	Playa	352889	8569228
383	Playa	348233	8552020
384	Playa	348254	8552080

Anexo 2. Características de la imagen de satélite Landsat-5 TM

<b>Satélite</b>	<b>Bandas espectrales</b>	<b>Longitudes de Onda (<math>\mu\text{m}</math>)</b>	<b>Resolución</b>
Landsat Thematic Mapper 5 (TM5)	Banda 1-Azul	0,45-0,52	30m
	Banda 2-Verde	0,53-0,61	30m
	Banda 3-Rojo	0,63-0,69	30m
	Banda 4-Infrarojo cercano	0,78-0,90	30m
	Banda 5-Infrarrojos de onda corta	1,55-1,75	30m
	Banda 6-Infrarojo térmico	10,4-12,5	60m
	Banda 7-Infrarrojos de onda corta	2,09-2,35	30m

Fuente: (Li et al. 2013; Roy et al. 2014; Sokeng et al. 2016).

Anexo 3. Características de la imagen de satélite Landsat 8 OLI

Satélite		Bandas Espectrales	Longitud de Onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución
LANDSAT-8	OLI	Banda 1-Costero/Aerosol	0,433-0,453	30m
		Banda 2-Azul	0,450-0,515	30m
		Banda 3-Verde	0,525-0,600	30m
		Banda 4-Roja	0,630-0,680	30m
		Banda 5-Infrarrojo cercano	0,845-0,885	30m
		Banda 6-Infrarrojo de onda corta	1,560-1,660	30m
		Banda 7-Infrarrojo de onda corta	2,100-2,300	30m
		Banda 8-Pancromática	0,500-0,680	15m
		Banda 9-Cirrus	1,360-1,390	30m
	TIRS	Banda 10-Infrarrojo termal o de onda larga	10,30-11,30	100m
		Banda 11-Infrarrojo termal o de onda larga	11,50-12,50	100m

Fuente: (Li et al. 2013; Roy et al. 2014; Sokeng et al. 2016).

Anexo 4. Leyenda de clasificación de imágenes; nivel 0

<b>Descripción Nivel 0</b>	<b>Código Nivel 0</b>	<b>Descripción Nivel 1</b>	<b>Código Nivel 1</b>
Deforestación	3	Áreas Urbanizadas	1
Deforestación	3	Área de Extracción Minera	2
Deforestación	3	Áreas Agrícolas	3
Deforestación	3	Agua de disposición Residual	11
Bosque	1	Bosque	4
Bosque	1	Sombra de montaña con vegetación	4,1
Bosque	1	Área con Vegetación Pacales y Arbustivos	5
Bosque	1	Áreas Húmedas	7
No Bosque	2	Áreas sin vegetación (Playas)	6
No Bosque	2	Área sin vegetación – Montaña	6,1
No Bosque	2	Sabanas	12
No Bosque	2	Cochas secas	12,1
No Bosque	2	Nieve	13
No Bosque	2	Vegetación rivereña	14
Cuerpos de Agua	2	Superficies de Agua	8
ND	0	Nubes	9
ND	0	Sombras de Nubes	10

Fuente: Tomado y adaptado de CORINE Land Cover (IDEAM 2010); MSAR (2013).

*Anexo 5. Valoración del coeficiente kappa*

<b>Coeficiente Kappa</b>	<b>Fuerza de la Concordancia</b>
<b>0,00</b>	Pobre ( <i>Poor</i> )
<b>0,01 – 0,20</b>	Leve ( <i>Slight</i> )
<b>0,21 – 0,40</b>	Aceptable ( <i>Fair</i> )
<b>0,41 – 0,60</b>	Moderada ( <i>Moderate</i> )
<b>0,61 – 0,80</b>	Considerable ( <i>Substantial</i> )
<b>0,81 – 1,00</b>	Casi perfecta ( <i>Almost perfect</i> )

Fuente: Landis y Koch (1977); Cerda y Villarroel (2008).

Anexo 6. Panel fotográfico.



Foto 1. Reconocimiento de campo.



Foto 2. Puntos UTM en campo, pacales y arbustivos.



Foto 3. Captura de puntos UTM, Area agricola.



Foto 4. Captura de puntos UTM, Area agricola.



Foto 5. Captura de puntos UTM, Area agricola.



Foto 6. Captura de puntos UTM, Area agricola.



Foto 7. Captura de puntos UTM, Area agricola.



Foto 8. Captura de puntos UTM, extracción minera.



Foto 9. Captura de puntos UTM, extracción minera.



Foto 10. Acezando a punto de muestreo.



Foto 11. Agua de disposición residual



Foto 12. Agua de disposición residual

# TURNITIN\_kATIUSKA SANCHEZ

## INFORME DE ORIGINALIDAD

19%

INDICE DE SIMILITUD

19%

FUENTES DE INTERNET

7%

PUBLICACIONES

10%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

## FUENTES PRIMARIAS

1	<a href="http://repositorio.unamad.edu.pe">repositorio.unamad.edu.pe</a> Fuente de Internet	14%
2	<a href="http://huajsapata.unap.edu.pe">huajsapata.unap.edu.pe</a> Fuente de Internet	1%
3	Submitted to Universidad Alas Peruanas Trabajo del estudiante	1%
4	<a href="http://hdl.handle.net">hdl.handle.net</a> Fuente de Internet	<1%
5	<a href="http://repositorio.unfv.edu.pe">repositorio.unfv.edu.pe</a> Fuente de Internet	<1%
6	<a href="http://docplayer.es">docplayer.es</a> Fuente de Internet	<1%
7	<a href="http://repositorio.uas.edu.mx">repositorio.uas.edu.mx</a> Fuente de Internet	<1%
8	<a href="http://ph02.tci-thaijo.org">ph02.tci-thaijo.org</a> Fuente de Internet	<1%
9	<a href="http://dspace.ucuenca.edu.ec">dspace.ucuenca.edu.ec</a> Fuente de Internet	<1%