

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL



**TASA DE DEFORESTACIÓN AL 2030 EN LA MICROCUENCA PICUROYACU,
DISTRITO CASTILLO GRANDE, PROVINCIA DE LEONCIO PRADO**

Tesis

Para optar el título de:

INGENIERO FORESTAL

PRESENTADO POR:

BRIAN POOL VELA RODRÍGUEZ

Tingo María – Perú

2023



UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
Tingo María – Perú



FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS N° 034-2023-FRNR-UNAS

Los que suscriben, miembros del Jurado de Tesis, reunidos con fecha 13 de julio de 2023 a horas 11 :00 a.m. en la Sala de Conferencias de la Escuela Profesional de Ingeniería Forestal de la Facultad de Recursos Naturales Renovables para calificar la tesis titulada:

“TASA DE DEFORESTACIÓN AL 2030 EN LA MICROCUENCA PICUROYACU, DISTRITO CASTILLO GRANDE, PROVINCIA DE LEONCIO PRADO”

Presentado por el Bachiller: **BRIAN POOL VELA RODRÍGUEZ**, después de haber escuchado la sustentación y las respuestas a las interrogantes formuladas por el Jurado, se declara **APROBADO** con el calificativo de **“MUY BUENO”**.

En consecuencia, el sustentante queda apto para optar el Título Profesional de **INGENIERO FORESTAL**, que será aprobado por el Consejo de Facultad, tramitándolo al Consejo Universitario para el otorgamiento del Título correspondiente.

Tingo María, 14 de julio de 2023

Ing. RAÚL ARAUJO TORRES
PRESIDENTE



Ing. JORGE LUIS VERGARA PALOMINO
MIEMBRO

Ing. M.Sc. DAVID PRUDENCIO QUISPEJANAMPA
MIEMBRO

Ing. Mg. WILFREDO TELLO ZEVALLOS
ASESOR



“Año de la unidad, la paz y el desarrollo”

CERTIFICADO DE SIMILITUD T.I. N° 201 - 2023 - CS-RIDUNAS

El Director de la Dirección de Gestión de Investigación de la Universidad Nacional Agraria de la Selva, quien suscribe,

CERTIFICA QUE:

El Trabajo de Investigación; aprobó el proceso de revisión a través del software TURNITIN, evidenciándose en el informe de originalidad un índice de similitud no mayor del 25% (Art. 3° - Resolución N° 466-2019-CU-R-UNAS).

Programa de Estudio:

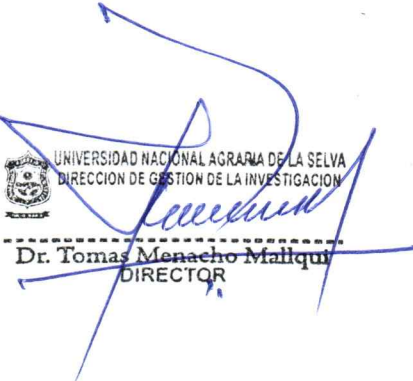
Ingeniería Forestal

Tipo de documento:

Tesis	X	Trabajo de investigación	
-------	---	--------------------------	--

TÍTULO	AUTOR	PORCENTAJE DE SIMILITUD
TASA DE DEFORESTACIÓN AL 2030 EN LA MICROCUENCA PICUROYACU, DISTRITO CASTILLO GRANDE, PROVINCIA DE LEONCIO PRADO	BRIAN POOL VELA RODRÍGUEZ	21 % Veintiuno

Tingo María, 27 de julio de 2023


UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA
DIRECCIÓN DE GESTIÓN DE LA INVESTIGACIÓN
Dr. Tomas Menacho Mallqui
DIRECTOR

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA DE LA SELVA

FACULTAD DE RECURSOS NATURALES RENOVABLES

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL



Título : Tasa de deforestación al 2030 en la microcuenca Picuroyacu, distrito Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado

Programa de investigación : Gestión de bosques y plantaciones forestales

Línea de investigación : Deforestación y cambio climático

Eje Temático : Análisis de la fragmentación de ecosistemas forestales

Autor : Brian Pool VELA RODRIGUEZ

Asesor (es) : Ing. MSc. Wilfredo TELLO ZEVALLOS

Lugar de ejecución : Distrito Castillo Grande – Tingo María

Duración del trabajo : Inicio: abril 2022
Final: octubre 2022

Financiamiento : 4 880,00

FEDU : No

Propio : Si

Otros : No

Tingo María – Perú

2023

ÍNDICE

	Página
I. INTRODUCCIÓN	1
II. REVISIÓN DE LITERATURA	4
2.1. Marco teórico.....	4
2.1.1. Bosque 4	
2.1.2. Deforestación	4
2.1.3. Causas de la deforestación	5
2.1.4. Deforestación en el Perú	5
2.1.5. Deforestación en Huánuco	7
2.1.6. Tasa de deforestación.....	8
2.1.7. Cálculo de la tasa de deforestación	8
2.1.8. Teledetección	8
2.1.9. Preprocesamiento digital de imágenes satelitales multitemporales	8
2.1.10. Clasificación de imágenes.....	10
2.1.11. Validación de resultados	11
2.1.12. Simulación de cambios de cobertura.....	11
2.1.13. Cobertura y uso de la tierra	17
2.1.14. Cambios de cobertura y de uso de la tierra	18
2.1.15. Validación y verificación de los mapas.....	20
2.2. Estado del Arte	21
III. MATERIALES Y MÉTODOS	24
3.1. Descripción de la zona de estudio	24
3.1.1. Ubicación de la zona de estudio.....	24
3.1.2. Clima 25	
3.1.3. Zona de vida 25	
3.1.4. Fisiografía 26	
3.1.5. Suelos 26	
3.1.6. Hidrografía 27	
3.1.7. Accesibilidad.....	27
3.2. Material y equipos	27
3.2.1. Materiales 27	

3.2.2. Equipos	27
3.3. Tipo y nivel de investigación.....	28
3.4. Método y diseño de la investigación	28
3.4.1. Diseño de la investigación	28
3.5. Metodología	28
3.5.1. Estimación de la variación de la deforestación de los años 2005, 2010, 2015 y 2020 en la microcuenca Picuroyacu	28
3.5.2. Estimación de la tasa de deforestación para los años 2005 al 2020 en la microcuenca Picuroyacu	30
3.5.3. Estimación de la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu.....	31
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
4.1. Estimación de la variación de la deforestación de los años 2005, 2010, 2015 y 2020 en la microcuenca Picuroyacu	39
4.2. Estimación de la tasa de deforestación para los años 2005 al 2020 en la microcuenca Picuroyacu	42
4.3. Estimación de la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu	43
V. CONCLUSIONES	48
VI. PROPUESTAS A FUTURO.....	49
VII. REFERENCIAS	50
ANEXO	56

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla	Página
1. Valores del índice de Kappa.....	11
2. Precipitación mensual acumulado del año 2022.....	25
3. Unidades fisiográficas presentes en la microcuenca Picuroyacu	26
4. Cobertura y uso de suelo	30
5. Variación de la cobertura periodo 2005 – 2010	40
6. Variación de la cobertura periodo 2010 – 2015	40
7. Variación de la cobertura periodo 2015 – 2020	41
8. Variación de la cobertura periodo 2005 – 2020	42
9. Tasa de deforestación periodo 2005 al 2020	43
10. Matriz de transición periodo 2005 al 2010.....	44
11. Matriz de transición periodo 2010 al 2015.....	45
12. Matriz de transición periodo 2015 al 2020.....	45
13. Matriz de transición periodo 2005 al 2020.....	46
14. Proyección de la deforestación al año 2030	47
15. Consolidado de la cobertura boscosa año 2005 al 2020 de la microcuenca Picuroyacu.....	57
16. Consolidado de la Tasa de deforestación del 2005 al 2030 microcuenca Picuroyacu	58
17. Variación de la cobertura boscosa del año 2020 al 2030	59

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura	Página
1. Mapa de ubicación de la microcuenca Picuroyacu.....	24
2. Diagrama modelo de cálculo de las matrices de transición.....	32
3. Diagrama modelo fijación de rangos de pesos de evidencia.....	33
4. Diagrama modelo de cálculo de los pesos de evidencia.....	34
5. Diagrama modelo de análisis de correlación de variables.....	35
6. Diagrama modelo de simulación del paisaje del año 2020	36
7. Diagrama modelo validación por función exponencial de decaimiento.....	37
8. Diagrama modelo validación por función de decaimiento constante con ventanas múltiples.....	37
9. Diagrama modelo definitivo de proyección de paisaje 2020-2030	38
10. Cultivos diversos zona de Picuroyacu Alto.....	60
11. Circuito Turístico de carreras de Motocross zona de Picuroyacu bajo	60
12. Identificación del cultivo de plátano	61
13. Apertura de una parcela recién sembrada con cultivo de maíz	61
14. Vista panorámica del centro poblado Picuroyacu Bajo.....	62
15. Cultivo de <i>Zea mays</i> (maíz) en producción	62
16. Mapa de cobertura del año 2005.....	63
17. Mapa de cobertura del año 2010.....	64
18. Mapa de cobertura del año 2015.....	65
19. Mapa de cobertura del año 2020.....	66
20. Mapa de cobertura del año 2030 proyectado.....	67

RESUMEN

El presente trabajo tuvo como objetivo principal determinar la tasa de deforestación en la microcuenca Picuroyacu, distrito de Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado a través del modelo de simulación geoespacial de Dinámica EGO, teniendo en cuenta las siguientes variables: Distancia a lugares poblados, distancia a vías, distancia a superficies de agua, concesiones forestales, pendiente porcentual y modelo digital de elevación. La deforestación estimada en la microcuenca Picuroyacu en el periodo 2005-2020 un total de 345,37 ha de pérdida de bosque reflejadas por el aumento de áreas antropogénicas y zonas urbanas. La tasa de deforestación el periodo que corresponde 2005-2020 presenta una pérdida de bosque en promedio de 1,79% anual equivalente a 23,02 ha/año. Mientras que la proyección de la deforestación al año 2030 en la microcuenca Picuroyacu continuará con una pérdida de bosque estimada en 2,88% anual, equivalente a 28,16 ha/año como consecuencia de que las coberturas no bosque y zonas urbanas. El área de la cobertura no bosque y zona urbana seguirán incrementándose con una tasa anual de 2,71% equivalente a 21,62 ha/año y 1,81% equivalente a 6,54 ha/año respectivamente. Finalmente, la superficie deforestada se irá incrementando conformen pasen los años principalmente por las causas antropogénicas y el comportamiento de la tasa de deforestación es similar para el periodo 2005-2020 analizado y también se mantendrá al año 2030.

Palabras clave: Tasa de deforestación, Dinámica EGO, pérdida de bosque, cambio de cobertura, pesos de evidencia.

**THE DEFORESTATION RATE THROUGH 2030 FOR THE PICUROYACO MICRO-
WATERSHED IN THE CASTILLO GRANDE DISTRICT OF THE LEONCIO
PRADO PROVINCE**

ABSTRACT

The principal objective of the present work was to determine the deforestation rate for the Picuroyaco micro-watershed in the Castillo Grande district, of the Leoncio Prado province, [in Peru], through the use of the Dinámica EGO geospatial simulation model; taking into account the following variables: the distance from populated places, the distance from roads, the distance from bodies of water, the forest concessions, the slope percentage, and the digital elevation model. The estimated deforestation for the Picuroyaco micro-watershed during the period from 2005 – 2020 was 345.37 ac of loss of the total forest, reflected by the increase in anthropogenic areas and urban zones. The deforestation rate that corresponded to the 2005 – 2020 period presented an annual average forest loss of 1.79%, equivalent to 23.02 ac/year. Meanwhile, the projected deforestation through the year 2030 at the Picuroyaco micro-watershed was a continued forest loss estimated at 2.88% yearly, equivalent to 28.16 ac/year, as a consequence of the non-forest coverings and urban zones. The area of the non-forest coverings and urban zones will continue to increase at an annual rate of 2.71%, equivalent to 21.62 ac/year, and 1.81%, equivalent to 6.54 ac/ year, respectively. Finally, the deforested surface area will continue to increase as the years go on, principally due to the anthropogenic causes, and the behavior of the deforestation rate was similar for the 2005 – 2020 period [that was] analyzed, and it will continue through the year 2030.

Keywords: deforestation rate, Dinámica EGO, forest loss, covering change, weight of evidence

I. INTRODUCCIÓN

La deforestación en la microcuenca Picuroyacu es un problema generado por una población migrante de la amazonia que trajeron consigo costumbres y su tecnología utilizada en la apertura de áreas de cobertura boscosas para la producción de sus cultivos mediante una agricultura de subsistencia sin tomar en cuenta las características fisiográficas y climáticas de la zona, factor predominante que poco a poco se fue incrementando, provocando daños irreparables a los ecosistemas naturales.

Los cambios de cobertura boscosa son consecuencias por la falta de interés de la población por preservar y mantener el estado natural de estos, la utilización de áreas con cobertura vegetal cada vez aumenta debido al aprovechamiento de los recursos y con ello es evidente la progresiva pérdida del bosque en la microcuenca Picuroyacu. Según el reporte del *Programa Nacional de Conservación de Bosque* la pérdida de bosques el año 2001 fue de 83995 ha mientras que el año 2017 fue de 155 914 ha. La tasa de pérdida de bosque entre el 2001 y el 2017 fue de 125 301,29 representando el 0,1% del total de la superficie del país. Realizando el análisis entre el reporte de estos años se observó que la pérdida de bosques en promedio oscila en alrededor de 150 000 ha/año.

El departamento de Huánuco es una de las zonas más afectadas por la deforestación en los últimos años. El Ministerio del Ambiente (MINAM, 2019) reportó que la pérdida de bosques húmedos amazónicos en el 2019 registró un total de 14 956 hectáreas, mientras que el reporte del MAAP (Monitoring of the Andean Amazon Project) realizado entre los meses de agosto y setiembre del 2017 las áreas deforestadas en bosques de Huánuco superaron las 250 hectáreas, ocasionadas por la apertura de accesos, vías secundarias y actividades agrícolas de mediana y gran escala. Los registros por GEO Bosques realizados por el Ministerio del Ambiente del Perú (MINAM, 2019) reportan la pérdida de bosques entre los años 2001 – 2018 en la provincia Leoncio Prado de la Región Huánuco alcanzó las 138 094 hectáreas.

La deforestación en la microcuenca Picuroyacu ubicada en el distrito de Castillo Grande no es ajeno a estos desordenes sociales generados por los propios agricultores asentados dentro de esta; siendo una de las principales amenazas ambientales que vive no solo el distrito sino toda la región Huánuco en estos momentos, la tala de los árboles conlleva a la erosión en los suelos, disminución del agua en el cauce de los ríos, mala calidad del agua en los ríos, aumento

de los desastres naturales como derrumbes y deslizamientos y/o remoción de masas, así como la pérdida de las propiedades físicas y químicas del suelo en todos sus niveles, es un problema que ocasiona de una manera directa e indirecta afecte la biodiversidad; en este contexto surge la necesidad de estimar la tasa de cambio de la deforestación en estos pequeños espacios territoriales con la finalidad de conocer la dinámica de cambio del año 2005 al 2020 proyectado al 2030 a través de posibles escenarios. Planteándose para esto la siguiente interrogante ¿Cuánto será la tasa de deforestación en el periodo del 2005 al 2020 y la proyección al 2030 para la microcuenca Picuroyacu?.

Dado que existe información muy somera hasta el momento respecto a la estimación de la tasa de deforestación para la microcuenca de Picuroyacu, en tal sentido, el presente estudio específico permitirá dar una información más precisa dado que el estudio es detallado y particular para la zona de interés, lo cual, permita tener mayor certeza y también permitirá realizar una mejor proyección hacia el futuro.

La necesidad de investigar en estos pequeños espacios territoriales el comportamiento de la tasa de deforestación al año 2030 servirá de una u otra forma para la toma de decisiones en materia de conservación y monitoreo por instituciones ubicadas dentro y fuera de la microcuenca Picuroyacu.

La hipótesis del presente del trabajo de investigación radica en que a lo largo del periodo 2005-2020 la tasa de deforestación se mantendrá en forma similar la proyección al año, dicho ello se plantea siguientes objetivos:

1.1. Objetivo general

Estimar la tasa de deforestación para el periodo del 2005 al 2020 y la proyección al 2030 microcuenca Picuroyacu, distrito Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado.

1.2. Objetivos específicos

- Estimar la variación quinquenal de la deforestación de los años 2005-2020 en la microcuenca Picuroyacu, distrito Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado.

- Estimar la tasa de deforestación para los años 2005-2020, en la microcuenca Picuroyacu, distrito Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado.

- Estimar la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu, distrito Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Marco teórico

2.1.1. Bosque

Según la FAO, los bosques se definen como áreas que tienen más de media hectárea de tamaño e incluyen árboles de al menos 5 metros de altura y cubren más del 10% de la tierra. No contiene ningún terreno que se planea utilizar para la agricultura o el desarrollo urbano. De manera similar, la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (UNCAC, 2002) menciona que, una superficie de terreno mínima de entre 0,05 y 1,0 hectáreas, una cobertura de copa (o densidad de población comparable) que supere el 10 al 30 %, y árboles que puedan alcanzar una altura mínima de entre 2 y 5 metros (m) en la madurez in situ para que algunos consideren que un bosque cumple con la definición del término "bosque".

Un bosque se define como un ecosistema en el que prevalecen especies arbóreas en cualquier etapa de crecimiento y cuya cobertura de copa supera el 10% en condiciones secas o semiáridas o el 25% en condiciones y circunstancias más favorables, según la Ley N° 29763 ley forestal y de fauna Silvestre. Este término se aplica tanto a bosques maduros y bosques jóvenes (SERFOR, 2015).

2.1.2. Deforestación

La Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO) utiliza el término "deforestación" para referirse al proceso por el cual un bosque se convierte en otro tipo de uso de la tierra o la pérdida de su cubierta de dosel por debajo del umbral del 10%. La deforestación debe entenderse como la conversión del bosque a otro uso de la tierra o la reducción a largo plazo de la cobertura forestal, es decir, la eliminación del bosque primario o residual para dedicarlo a una actividad diferente como agricultura, ganadería, cultivos, ilegales. actividades, o cualquier otra actividad que implique la pérdida permanente del bosque. La deforestación también puede entenderse como el proceso de reducción de la cantidad de cubierta forestal a lo largo del tiempo. Este término no debe usarse para regiones que están en proceso de recuperación, áreas con bosques secundarios o que son manejadas por el servicio forestal, o cualquier otra actividad que sugiera que la silvicultura continuará

ininterrumpidamente (FAO, 2010). De manera similar, la Convención de las Naciones Unidas para Combatir la Desertificación (UNCAC) reconoce la deforestación como "la conversión de tierras boscosas en tierras no boscosas como resultado directo de la actividad humana" (CNUCC, 2002).

Las actividades antrópicas de origen económico, social y cultural han hecho que el ser humano aproveche en diversas escalas de tiempo los recursos naturales (Hernández y De la Tejera, 2016).

Las causas principales de la pérdida de la biodiversidad, la variación de uso del suelo y la alteración del ciclo hidrológico, son la deforestación, agricultura y ganadería (Restrepo y González, 2007).

2.1.3. Causas de la deforestación

Según Reátegui (1996), el principal factor que contribuye a la deforestación es la alta demanda de tierra, que es incluso superior a la necesidad de madera. El hecho de que el suelo sea sólo marginalmente apto para la agricultura y la cría de animales no ha impedido su uso para esos fines; como resultado directo de esto, se ha producido la tala de árboles en laderas empinadas que reciben mucha precipitación a pesar de la falta de fertilidad del suelo. Además, esta destrucción aparentemente sin sentido de los bosques se está llevando a cabo a sus espaldas, existe una complicada serie de factores tales como:

- El uso de la propiedad,
- La tendencia hacia el individualismo en conjunción con reglas y derechos.
- El aumento en el número de personas
- El empobrecimiento de los habitantes del país.
- Desempleo en las ciudades

2.1.4. Deforestación en el Perú

Más de la mitad de la superficie terrestre del Perú está cubierta por bosques, lo que suma una superficie total de 72.000.000 de hectáreas. De este total, 53,3 millones de

hectáreas están compuestas por bosques que están produciendo o tienen el potencial de producir árboles de forma permanente en el futuro. Según las estimaciones proporcionadas por la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO), se han talado un total de 9,2 millones de hectáreas de bosque y se calcula que el ritmo de deforestación es de 261.158 ha por año (FAO, 2004).

Se anticipó que 1.315.673 hectáreas de bosque fueron destruidas entre el año de referencia 2000 y 2014, según lo declarado por el Ministerio del Ambiente del Perú (MINAM, 2015); El período de cinco años de 2010 a 2014 vio una pérdida de un total de 415.278 hectáreas de bosque, con una tasa anual estimada de pérdida de bosque equivalente a 103.819 hectáreas.

En la misma línea, según el Ministerio del Ambiente (MINAM, 2015), las cantidades de dinero que se perdieron en cada departamento de la Amazonía durante el período considerado San Martín, Loreto, Ucayali, Huánuco y Madre de Dios son, en orden de tamaño, los departamentos con mayor superficie deforestada durante los años 2010-2014. Estas cinco divisiones representan un total combinado del 86% de la deforestación total acumulada en el transcurso de los últimos cinco años. De manera similar, las tasas de deforestación en estos estados se encuentran entre las más altas del país, lo que tiene mucho sentido.

De manera similar, la expansión socioeconómica y el proceso de deforestación en la selva amazónica peruana se caracterizan por varias épocas. Las causas principales de ambos procesos han sido políticas orientadas a la explotación de los recursos naturales. La región de la selva amazónica en Perú se puede dividir en varias épocas debido a este factor. Antes del año 1542, los nativos que vivían en la selva amazónica se ganaban la mayor parte de su sustento participando en actividades como la caza y la pesca. En la segunda mitad del siglo XIX, el enorme crecimiento demográfico que se produjo en la región amazónica puede atribuirse en gran parte al negocio del caucho. Por otro lado, la zona amazónica del Perú tuvo un renacimiento tanto en su economía como en su población en la segunda mitad del siglo XX, y en especial durante el transcurso de las últimas tres décadas de ese siglo. Con el fin de garantizar adecuadamente el derecho a la propiedad y estimular la inversión en las regiones rurales, el Ministerio de Agricultura (MINAG) está impulsando activamente el proceso de titulación y registro de propiedades rurales a nivel nacional. Esto se está haciendo a un nivel muy agresivo. Esto se hace con el fin de impulsar la inversión en las regiones rurales y salvaguardar completamente el derecho a la propiedad privada. La construcción de redes viales terrestres y

la ausencia de una conexión política entre el uso urbano y rural del espacio son dos factores que han llevado a la deforestación de vastas áreas de la selva amazónica en el Perú. Debido a esto, una parte sustancial de la tierra que antes estaba cubierta de bosques ha sido destruida (FAO, 2001 citado por MINAM, 2009).

2.1.5. Deforestación en Huánuco

La deforestación es uno de los problemas más importantes que enfrenta el país de Perú y el área de Huánuco específicamente. Según Calderón (2007), las limitadas oportunidades de crecimiento económico que tienen los pobladores de las zonas selváticas contribuyen a los fines de explotación forestal, creación de ganado y actividades que involucran la ganadería.

Existe una clara conexión entre el alivio de los problemas sociales y económicos que enfrentan los habitantes rurales de la selva alta del Perú y las actividades de deforestación e intervención que se desarrollan allí. Esto es particularmente cierto en las tierras altas de los Andes. Los colonos a menudo construyen sus hogares en la espesura del bosque y se dedican a un tipo de agricultura conocida como agricultura itinerante. A la luz de la información presentada hasta el momento, se puede concluir que la tasa de deforestación durante un período de veinte años es de 182.133 hectáreas por año (Araujo, 1995).

Según la evaluación y estudio de deforestación en la Amazonía peruana en el período 2010-2014 que realizó el Ministerio del Ambiente peruano, ha habido una pérdida significativa de bosques en esta región. Según un informe publicado por el MINAM (2015), “la región Huánuco presenta el 14% del 86% de la deforestación acumulada de las 5 regiones categorizadas con mayor tasa de deforestación”.

De manera similar, según el Ministerio del Ambiente del Perú, MINAM (2015), el área de Huánuco ha experimentado una deforestación acumulada de 56.719,87 Ha entre los años 2010-2014, y también ha experimentado una tasa de deforestación que promedia las 14.179,97 Ha/año durante el mismo período de tiempo de evaluación.

2.1.6. Tasa de deforestación

Es el número anual de hectáreas de bosques o masas forestales que desaparecen en su mayor parte como resultado de la acción del hombre sobre la naturaleza, específicamente como resultado de la caída de árboles sin un manejo adecuado y para crear espacio para cultivos. Se define como el número anual de hectáreas de bosques o masas forestales que desaparecen. agricultura (Carranza, 2017).

2.1.7. Cálculo de la tasa de deforestación

Se realiza con la ayuda de datos de áreas deforestadas, los cuales se obtienen comparando el área que estuvo cubierta por bosque natural en dos periodos de tiempo diferentes, utilizando herramientas de operación entre los mapas que están en formato raster (imágenes satelitales), y obteniendo como resultado un mapa de cambios en la cobertura forestal (Ramrez et al., 2017). Esto se hace con el fin de llevar a cabo el procedimiento.

2.1.8. Teledetección

Según Chuvieco (2010), la teledetección es una técnica que, cuando se utiliza, permite recibir fotografías de la superficie del planeta mediante el uso de sensores que se montan en plataformas espaciales. Esta técnica se basa en la presunción de que la tierra y el sensor se involucran en algún tipo de contacto energético. Esta interacción puede tomar la forma del reflejo de la tierra de los rayos del sol o la emisión del sensor de algún tipo de haz. la energía artificial se refiere no solo al proceso de obtención de imágenes, sino también al procesamiento posterior que se requiere para convertir las fotografías en productos de información. Esto está incluido en la definición de energía artificial. Esto engloba no solo la acción de obtener las imágenes sino también el procesamiento posterior.

2.1.9. Preprocesamiento digital de imágenes satelitales multitemporales

Según MAAP (2017), el término "procesamiento digital" se refiere a una secuencia de ajustes numéricos que se realizan sobre la matriz original para obtener representaciones más adecuadas de la imagen según las aplicaciones. Los datos producidos por los sensores que tomaron fotografías satelitales se someterán a procesamiento digital con la

esperanza de obtener la información que estaba oculta dentro de ellos. En la misma línea, Chuvieco (2010) afirma que para eliminar las irregularidades que ya pueden estar presentes en las fotos, es importante aplicar ciertos ajustes. Estas correcciones permiten ordenar los datos de la forma más parecida posible a una captura ideal.

2.1.9.1. Corrección geométrica

La mayoría de las veces, la información recopilada de sensores distantes incluirá errores geométricos que se derivan de manera sistemática o no sistemática. Los errores que forman parte de un sistema se denominan errores sistemáticos y son el tipo de fallas que pueden solucionarse utilizando los datos de la plataforma y siendo conscientes de la distorsión interna del sensor. Por otro lado, los errores asistemáticos son aquellos que no pueden repararse con una precisión que se considera aceptable sin el uso de un número. Ahora es el momento de alejar nuestro enfoque de las estaciones de control en tierra. Es posible referirse a la velocidad a la que se mueve la plataforma y la rotación del planeta como posibles contribuyentes a los errores geométricos que tienen un fundamento sistemático. Se puede considerar que ambos factores tienen un efecto. Por otro lado, un ejemplo de distorsión que se origina en una fuente que no es sistemática es un error que se produce por la posición o altura del sensor. La rectificación de imagen a imagen y la rectificación de imagen a mapa son dos métodos típicos que pueden usarse para corregir estos diversos tipos de fallas. Ambos métodos de rectificación se pueden utilizar conjuntamente.

2.1.9.2. Corrección radiométrica

Según Chuvieco (2008), son técnicas que modifican los niveles digitales iniciales (ND) para identificar la respuesta espectral de cualquier elemento que se encuentre en la superficie terrestre en una imagen que tenga una recepción impecable. Esto se puede hacer para crear una representación más precisa del elemento. La transformación de la información no digital (ND) incluida en la imagen principal en variables físicas es un primer paso particularmente útil en muchas etapas del proceso de interpretación de imágenes. Este paso se conoce como la conversión de ND almacenada en una imagen original en variables físicas, y es uno de los pasos previos a la conversión de ND almacenada en una imagen original en variables físicas entre varios sensores y entre sensores remotos espaciales. y otras formas de detección

(MAAP, 2017). de energía electromagnética, y entre varios sensores, y entre la teledetección espacial y otros métodos de detección (MAAP, 2017).

2.1.9.3. Corrección atmosférica

Según una investigación realizada por Lillesand et al. (2014), las condiciones de la atmósfera pueden sufrir cambios significativos tanto en el espacio como en el tiempo. Esta oscilación tiene un impacto negativo en las imágenes de satélite debido a que la atmósfera puede absorber y distorsionar la energía electromagnética que es reflejada por la superficie de la Tierra. (Gomasasca, 2004). De acuerdo con Alcántara (2014), la reflectancia superficial requiere un ajuste por la influencia que tiene el ambiente circundante en la señal que recibe el sensor. Se proporcionan estimaciones de la transmisividad de la atmósfera, la irradiancia que se difunde por el espacio y la radiancia causada por la dispersión.

2.1.10. Clasificación de imágenes

El proceso de organizar píxeles en clases o categorías de números, en función de sus valores digitales, se conoce como clasificación. Esto significa que si un píxel cumple con un conjunto de criterios, se asignará a esa clase o categoría (Ramrez-Meja et al., 2017).

El primer paso en la categorización digital es especificar las categorías que deben distinguirse entre sí dentro de la imagen. Estas categorías se aplican luego a la imagen. Es un método de ordenar las cosas en categorías determinadas por los valores numéricos de los elementos en cuestión. Como consecuencia de esto, obtener el rango de números digitales (ND) que identifica cada categoría para todas las bandas que forman parte del proceso de categorización es un tema que debe ser respondido. Las diferentes categorías no se distinguen por un solo ND, sino por una colección de ND que se ubican en un rango que es aproximadamente equivalente al de los otros ND en el rango. Hay un grado de fluctuación cercano al ND, que se considera el promedio de cada grupo. Por ello, el objetivo de la fase de formación es proporcionar una descripción específica de cada una de las categorías que se pretende distinguir, teniendo en cuenta también la distribución de estas categorías en el área de estudio (Valdez, 2014).

2.1.11. Validación de resultados

La validación de los resultados se ejecuta en función al protocolo del Ministerio del Ambiente, dicha herramienta permite evaluar la exactitud temática (MINAM, 2014).

2.1.11.1. Matriz de confusión o Índice de Kappa

Dado que tiene en cuenta todos los valores de la matriz, así como los extremos, el índice Kappa es un método que se puede utilizar para determinar la precisión de un mapa. El cálculo del índice Kappa se describe en la Ecuación 1, que se puede encontrar en Sánchez (2010).

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}}{N - \sum_{i=1}^r x_{i+} x_{+i}} \dots\dots\dots(1)$$

Donde:

r: número de filas en la matriz.

n: número total de observaciones (áreas de verificación).

x_{ii}: número de observaciones en la fila *i* y columna *i*.

x_{i+} y *x_{+i}*: total de marginal de fila *i* y columna *i*, respectivamente.

Tabla 1. Valores del índice de Kappa

Kappa	Grado de concordancia
< 0.2	Mala
0,21 – 0,40	Ligera
0,41 – 0,60	Moderada
0,61 – 0,80	Buena
0,80 – 1,00	Excelente

Fuente: Chávez (2007)

2.1.12. Simulación de cambios de cobertura

Se realizan iteraciones que, de acuerdo con la variable, reflejan el paso del tiempo (Reyna et al., 2017, como se cita en Arellano y Castro, 2019). Estas iteraciones se realizan sobre temas relacionados con la simulación. Para llevar a cabo simulaciones con precisión, Dinámica

EGO utiliza dos funciones de autómatas celulares locales que son complementarias entre sí. La primera parte de esta declaración trata sobre Patcher, que se desarrolló para simplificar la generación de nuevos parches al conectar los que se usaron anteriormente. Otra herramienta útil se llama Expander, y recibe su nombre del hecho de que simula los cambios que tienen lugar como resultado de la expansión de clases. Es necesario señalar que es necesario delimitar el porcentaje de transiciones que se realizarán en cada función, y al mismo tiempo es necesario describir los parámetros que reflejan la medida, tamaños, varianza e isometría. Es vital resaltar esto porque es necesario señalar que es necesario delimitar el porcentaje de transiciones que se realizarán en cada función. Según Godoy y Soares-Filho (2008) y Mas y Quiroz (2008), como se menciona en Leija (2013), ambas actividades deben realizarse al mismo tiempo.

La isometría, tal como la definen Ramírez-Mejía et al. (2017), puede tomar un rango de 0 a 2, y los autores señalan que cuanto mayor es este número, más isométricas son las formas. El resultado de la simulación se muestra como mapas que tienen lapsos discretos como base. Según Sahagán (2012) y Leija (2013), estos mapas representan zonas de proyección de las trayectorias de cambio. Leija (2013) cita a Sahagn (2012) como fuente.

2.1.12.1. Matriz de transición

Una matriz de transición es una herramienta que se puede utilizar para ayudar a definir el grado de cambio que se refleja durante un período de tiempo determinado. Esto se puede hacer reflejando los cambios en la matriz durante la cantidad de tiempo especificada. Debido a esto, el prototipo está en condiciones de conocer la cantidad de células que son indispensables para llevar a cabo el proceso de transición de un estado a otro. Según Soares-Filho et al. (2009), lo cual fue mencionado en Arellano y Castro (2019), estas matrices son flexibles y pueden ser modificadas de acuerdo al área así como al resultado que se pretenda.

La matriz que se muestra en la ecuación 2 indica cómo el valor de una variable es comparable a la suma de porcentajes fijos de las variables según el período de tiempo que ha precedido. P_{ij} es el porcentaje de celdas que hicieron el cambio de i a j y puede considerarse como la proporción de celdas que hicieron el cambio. Según Vallejo y Vallejo (2020), la suma de los componentes que recorren cada columna de la matriz, que se representa con el símbolo P_{ij} , es igual a uno (1).

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ \vdots \\ j \end{bmatrix}_{t=v} = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{i1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{1j} & \dots & P_{ij} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ \vdots \\ j \end{bmatrix}_{t=0} \dots\dots\dots(2)$$

$$\sum_{i=1}^n P_{ij}, \quad j = 1, 2, \dots, n \dots\dots\dots(3)$$

La matriz de transición se calcula para un lapso de tiempo y se expresa de la siguiente forma (Vallejo, 2020):

$$P^t = H * V^t * H^{-1} \dots\dots\dots(4)$$

“H y V son matrices de Valores y Vectores propios”.

2.1.12.2. Rangos de peso de evidencia

La estadística bayesiana es un método geoestadístico que ayuda a describir el efecto de cada variable explicativa en la transición. La estadística bayesiana también se conoce como teorema de Bayes. No hace falta decir que ninguna de las otras facetas de la circunstancia se tiene en cuenta (Reyna *et al.*, 2017, como se citó en Arellano y Castro, 2019).

Este enfoque, que fue desarrollado por Agterberg y Bonham-Carter (2005), calcula rangos de acuerdo con la estructura de datos estableciendo primero un delta mínimo (Dx) para una variable continua de tono gris x. Este delta mínimo se usa luego para crear n búferes incrementales (Nx). El método fue escrito originalmente por Agterberg y Bonham-Carter. (Arellano y Castro, 2019) que engloban intervalos de $(X_{min}, X_{min} + nDx)$. Cada n establece un umbral que separa el mapa en dos clases: la primera clase se denota por (Nx), mientras que la segunda clase se denota por (Nx). A_n es el número de celdas para un búfer que tiene un múltiplo del valor de n de Nx, y d_n es el número de repeticiones del evento modelado

que tiene lugar dentro de este búfer. Cuando se trabaja con una serie ordenada de buffers de longitud N ($X_{min} + nDx$), se pueden generar los números A_n y D_n

2.1.12.3. Coeficientes de peso de evidencia

La técnica de los pesos de la evidencia se basa en las probabilidades condicionales como su principal concepto fundamental. Según Gaitán (2015), la frase "probabilidad condicional" se utiliza para indicar la probabilidad de que ocurra un evento después de que ya haya ocurrido otro evento. Esta posibilidad sólo se considera posible después de que se haya producido el primer evento.

La probabilidad de un evento (D), como un cambio en la cobertura terrestre, se puede expresar utilizando la ecuación de probabilidad condicional 5 o la siguiente ecuación de probabilidad dado un mapa binario que refleja la presencia o ausencia de un patrón geográfico (B), como como tipo de suelo. Por ejemplo, siempre que exista un mapa binario que represente la presencia o ausencia de un patrón geográfico (B), como un tipo de suelo (Vallejo, 2020):

$$P\{D \cap B\} = \frac{(D \cap B)}{D} \dots\dots\dots(5)$$

Por su parte, la fracción de área ocupada por (B) según el total del área de estudio (A)” (Vallejo, 2020):

$$P\{B\} = \frac{B}{A} \dots\dots\dots(6)$$

Según Vallejo (2020), se debe reemplazar los radios de probabilidad de la siguiente manera:

$$P \frac{\{D|B\}}{1 - P\{D|B\}} \dots\dots\dots(7)$$

Por lo tanto, no debería sorprender que la probabilidad posterior a la transición i a j sea el resultado de la mezcla de patrones para una ubicación particular (x, y). (Kürzl y Merriam 2013, como se citó en Vallejo, 2020):

$$P\{i \rightarrow j|B \cap C \cap D \cap \dots \cap N\} = \frac{e^{\Sigma W^+}}{1+e^{\Sigma W^+}} \dots\dots\dots(8)$$

Debido a la ecuación, usar el análisis de superposición para desarrollar mapas de favorabilidad para una transición de i a j ahora es más simple y más cómodo (Vallejo, 2020).

2.1.12.4. Análisis de correlación

Cuando los pesos de evidencia en los mapas se utilizan como entradas, a menudo son independientes entre sí. Esto en referencia a un conjunto de procedimientos que pueden llevarse a cabo de acuerdo con la prueba de Cramer (Bonham-Carter, 1994), que determinarán si se puede o no establecer la validez de este supuesto. En este sentido, las variables de correlación necesitan ser rechazadas o integradas para que surja otra desde dentro del modelo. Según Leija (2013), el modelo utiliza este método para realizar evaluaciones pareadas de mapas categóricos en un esfuerzo por proporcionar evidencia de la premisa de independencia.

- Coeficiente de correlación V Cramer

La V de Cramer pretende ser una medida simétrica que se centra en la fuerza de la relación entre dos o más variables que forman parte de la escala nominal. Esta medida se puede encontrar en el libro de Cramer. Esto se logra concentrándose en la relación que existe entre los diferentes factores. Cualquiera de estas tres posibles configuraciones puede ser tomada por cualquiera de las dos variables (Bonham, 1994, como se citó en Vallejo, 2020). Los siguientes factores son relevantes para el cálculo del coeficiente antes mencionado:

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n(\min[r, c] - 1)}} \dots\dots\dots(9)$$

La ecuación establece que n representa el número total de instancias (volumen de la muestra), y también establece el valor mínimo entre r y c (el número de filas y el número de columnas, respectivamente) (Vallejo, 2020). Esto se hace estableciendo que n representa el número total de instancias (volumen de muestra).

El estadístico de Cramer tiene un valor bastante cercano a 1, y trabaja en una escala que va de 0 a 1. Debido a que este número demuestra un grado de asociación significativo, es posible descartar una de las variables para el de momento. No existe un límite de tolerancia que se haya especificado formalmente; sin embargo, el número 0 es ampliamente reconocido como el estándar (Espinoza, 2016, como se citó en Arellano y Castro, 2019).

2.1.12.5. Mapa de probabilidad basado en pesos de evidencia

Este modelo tiene en cuenta la probabilidad de que una celda situada en las coordenadas (x, y) pase del estado indicado por la posición i al estado indicado por la posición j. Los cálculos de las probabilidades de transición espacial se realizan para cada celda del mapa de paisaje ráster, además de realizarse para cada transición designada (Vallejo, 2020).

$$\log\{D|B\} = \log\{D\} + W \quad \dots\dots\dots(10)$$

El enfoque conocido como "pesos de evidencia" es el que se emplea en esta aplicación de Dinámica EGO. Como consecuencia de esto, se emplea una ecuación logística polimórfica genérica para elegir las zonas adecuadas para cada transición. Los cálculos se llevan a cabo utilizando los datos geográficos que se pusieron a nuestra disposición (GUO, 2015, como se citó en Vallejo, 2020) así,

$$P\{i \rightarrow j|B \cap C \cap D \cap \dots \cap N\} = \frac{e^{\sum W^+}}{1+e^{\sum W^+}} \quad \dots\dots\dots(11)$$

Donde:

Si comenzamos con un patrón espacial B, entonces podemos calcular el peso de la evidencia, denotado por la letra W^+ , que apunta a la ocurrencia del evento D. La posprobabilidad geográfica de una transición ij, dado un conjunto de datos espaciales (A, B, C,... N) en el que cada entrada representa los valores de k variables espaciales registradas en la posición (x, y), y W_{N^+} representa los pesos asociados con esas variables (GUO, 2015, como se citó en Vallejo, 2020).

Usando un patrón de predictor único, el peso positivo W^+ y el peso negativo W^- sirven como una distinción entre la verosimilitud logarítmica antes y después de D. Esto se

logra usando un patrón de predictor único. Para hacer esto, se utiliza un patrón predictor único (GUO, 2015, como se citó en Vallejo, 2020):

$$W^+ = \ln P(D|E) - \ln P(D) = \ln \left[\frac{P(D|E)}{P(D)} \right] \dots\dots\dots(12)$$

$$W^- = \ln P(D|\bar{E}) - \ln P(D) = \ln \left[\frac{P(D|\bar{E})}{P(D)} \right] \dots\dots\dots(13)$$

En el método de pesos de evidencia, el logaritmo de la verosimilitud natural es una de las herramientas estadísticas que se utilizan. Este enfoque hace uso de una escala que se basa en el número 0 y tiene un rango de probabilidad de 0,5 (Vallejo, 2020). La escala tiene niveles negativos si la probabilidad es menor a 1 y tiene niveles positivos si la probabilidad es mayor a 1. Después de hacer todos los cálculos requeridos, el logaritmo se puede calcular a partir de las ecuaciones de la siguiente manera:

$$\ln P(D|E) = \ln P(D) + W^+ \dots\dots\dots(14)$$

$$\ln P(D|\bar{E}) = \ln P(D) + W^- \dots\dots\dots(15)$$

Al utilizarse más variables, estas pueden llegar a relacionarse bajo la siguiente ecuación (Vallejo, 2020):

$$\ln P(D|E_1^K \cap E_2^K \cap \dots E_n^K) = \ln P(D) + \sum_{j=1}^n W_{E_j}^K \dots\dots\dots(16)$$

En esta ecuación, el valor del superíndice W es positivo (+) o negativo (-), dependiendo de si la variable en cuestión está presente o ausente, respectivamente (Vallejo, 2020).

2.1.13. Cobertura y uso de la tierra

Para comprender y prever el comportamiento de los componentes del paisaje, es fundamental definir no solo la cobertura del suelo de una región, sino también el uso del suelo

del área, así como sus cambios en el espacio y el tiempo en respuesta a las actividades humanas. Este es el caso independientemente de si el territorio es rural o urbano. Además, proporciona un marco para el examen de la sucesión y dinámica de los ecosistemas, así como para el diseño de políticas y estrategias para la planificación, conservación y manejo sostenible de los recursos naturales. En otras palabras, sirve como referencia para todas estas cosas. Esto se debe a que ofrece un marco de referencia para la investigación de la sucesión y dinámica de los ecosistemas (Ojima et al., 1994).

2.1.14. Cambios de cobertura y de uso de la tierra

Debido a las ramificaciones que tienen en relación con la pérdida del hábitat del ecosistema, la variedad biológica, los servicios, las condiciones ambientales y el potencial de los ecosistemas para proporcionar bienes y servicios (Rosete, 2008), los estudios sobre los mecanismos de cómo el uso del suelo y el cambio de la cobertura del suelo son temas populares de investigación en este momento. investigación ambiental (Bocco et al., 2001). Sin embargo, sin los cuales no sería posible la satisfacción de las necesidades de nuestra especie. Además, se les reconoce como uno de los contribuyentes más significativos al proceso de cambio climático y constituyen la segunda fuente humana de emisiones de dióxido de carbono a la atmósfera. Son el resultado directo del espectacular aumento de la población mundial, así como de las disparidades económicas existentes en la sociedad. Según el mismo autor, uno de los temas que conecta las múltiples facetas del cambio ambiental global es la alteración en la cobertura y uso del suelo. Se requiere interdisciplinariedad para investigarlo porque se incluyen en el estudio ideas, información y técnicas extraídas de una variedad de campos del conocimiento. Los geógrafos, sin embargo, han sido los principales investigadores o líderes de las discusiones sobre este tema.

Es ampliamente aceptado que las actividades humanas son los principales agentes responsables de la transformación de la biosfera y tienen la culpa de la mayoría de los cambios recientes en los paisajes. Según Rosete (2008), los cambios que ocurren en los ecosistemas terrestres son causados por la continuación del uso de la tierra o la intensificación del uso de la tierra, seguida por el deterioro de la tierra misma. En general, se acepta que la deforestación, las presiones que los humanos ejercen sobre el suelo para cultivar y una dependencia excesiva de la maquinaria son algunos de los factores principales que contribuyen a los cambios en la forma en que se usa la tierra.

2.1.14.1. Principales causas del cambio de cobertura

- La expansión agropecuaria

El bosque hace más que solo proporcionar madera y alimentos; también tiene impactos beneficiosos en el ecosistema circundante. Sin embargo, una porción significativa del área que ha sido designada para la agricultura y la ganadería es el resultado de una remoción de tierra extensiva e ilógica (Pérez *et al.*, 2008).

- La minería

La minería es una actividad que se lleva a cabo durante un breve período de tiempo pero que tiene impactos a largo plazo. La deforestación ocurre siempre que la actividad humana, como la minería, se lleva a cabo en entornos de bosques naturales. La minería y la extracción de petróleo combinadas representan un peligro para alrededor del treinta por ciento del hábitat forestal primario que queda en el mundo. El consumo masivo de agua que es necesario para las actividades mineras a menudo baja el nivel freático de la zona, lo que eventualmente conduce a la desecación de pozos y manantiales de agua. El agua finalmente se contamina con sustancias peligrosas, un proceso que puede prolongarse durante un período de tiempo significativo (Lillo, 2006).

- Migración

A medida que aumenta la población de los Andes, hay cada vez menos posibilidades de que puedan encontrar tierras que puedan llamar propias. Como resultado, su única opción es adentrarse en la jungla y tomar el control del bosque, primero ilegalmente y eventualmente legalmente (IIRSA-SUR, 2006).

- Apertura de vías de comunicación

Un contribuyente significativo al proceso de deforestación es la construcción de nuevas carreteras a través de áreas anteriormente boscosas. El proceso de tala y ocupación de tierras por parte de pequeños productores que se dedican a la agricultura de tala y quema se

inicia poco después de la apertura de un camino en una zona. Los buscadores de oro son otro aspecto que contribuye a la presión que impulsa la apertura de caminos. Después de eso, los principales productores se mudaron y la tierra se trabajó aún más intensamente que antes (Martino, 2011).

- Las políticas gubernamentales

La década que abarcó de 1980 a 1990 es considerada en nuestro país como una de las décadas en que la deforestación en la Amazonía fue más generalizada. La década en cuestión es la que estamos viendo en este momento.

En este momento, los proyectos especiales (PE) para la colonización de la región amazónica del Perú, que fueron impulsados por el Estado, estaban en proceso de puesta en marcha. Su finalidad principal era avanzar en la pretendida conquista del territorio y la articulación regional que se produciría a través del Camino Marginal de la Selva. El aumento de la producción y productividad de la agricultura era otro de los objetivos, así como la extensión lógicamente necesaria de la infraestructura vial (IIRSA-SUR, 2006).

2.1.15. Validación y verificación de los mapas

Al final del proceso de interpretación digital de las fotografías satelitales, se verifica la calidad para verificar no solo el proceso, sino también el producto que se generó al final. Según Chuvieco (2008), esta verificación debe considerarse como el último paso de la categorización digital, la interpretación visual de imágenes, la detección de cambios, etc.

El proceso de verificación comprende el uso de técnicas de muestreo que permitan estimar la cantidad de error que se tuvo en cuenta en los resultados con el mayor grado de precisión posible y el menor nivel de gasto posible. Como consecuencia directa de ello, se esfuerza por establecer una conexión entre el resultado y el mundo real evaluando el grado de imprecisión que provoca la selección de muestras representativas de las condiciones que existen en el campo. Según Colgaton y Green (1999), que cita Chuvieco (2008), la verificación de los hallazgos debe contener los siguientes pasos:

- Diseño de muestreo

- Recopilación de datos de referencia
- Una discusión e interpretación de los hallazgos.
- Retoques finales

2.2. Estado del Arte

Laurente (2011) realizó una investigación con el propósito de conocer el proceso de deforestación ocurrido en la microcuenca del río Supte (8745,5 hectáreas) entre los años 1990 y 2005. Esta región es una de las que ha sido ampliamente tocada por la práctica de la agricultura migratoria, y es una de las que se incluye en esta área en particular. Para ello se utilizaron técnicas de teledetección y sistemas de información geográfica (SIG), además de la utilización de dos fotografías que fueron recuperadas del satélite-sensor Landsat TM-5. Las fotografías que fueron tomadas por los satélites fueron primero sometidas a una etapa de procesamiento básico. En una etapa posterior, se utilizó un receptor GPS (Global Positioning System) para determinar las clases o zonas de entrenamiento que se emplearon en el proceso de clasificación digital supervisada. Estas regiones fueron utilizadas. Después de confirmar el resultado, se encontró que se había alcanzado una precisión general del 64 % y un índice Kappa de 0,57. Estos hallazgos proporcionan evidencia de que la categorización se realizó correctamente. Al final se calculó una tasa de deforestación de 34,8 ha/año y una pérdida de 521,9 ha/15 años. Se descubrió que el área de suelos degradados se extendía en 720,6 ha, alcanzando un total de 1.723,4 ha hasta el año 2005.

Por otro lado, según Pinos (2015), la investigación evaluativa que realizó para la formulación de escenarios para los años 2010 y 2030 en su investigación lo llevó a un análisis multitemporal utilizando Landsat para los años 1991 y 2001. Este fue la conclusión a la que llegó. Esto es algo que Pinos menciona en su conversación. El Cantón de Cuenca, que se encuentra en Ecuador, sirvió como sitio de investigación para esta investigación en particular. Para determinar la probabilidad de un cambio en el uso de la tierra, se utilizaron prototipos de simulación como Cellular Markov Chain Automata CA-Markov y Land Change Modeler - LCM. Al observar los modelos para los años 2010 y 2030, hubo una tendencia constante a la baja de 17 000 hectáreas en la cantidad de páramos cubiertos durante todo ese período.

En una línea similar, Toribio (2016) realizó una investigación sobre la aplicación de la modelación espacial en la cobertura y uso del suelo. Esta investigación fue mencionada en Ibáez

(2019). La investigación se llevó a cabo en Nuevo Progreso, que está ubicado en San Martín (Perú). Se anticipó que el estudio estará terminado en el año 2025. En el proceso de modelado se utilizaron mapas de cambio de uso de suelo (LUC) de los años 2000, 2007 y 2015. Estos mapas fueron elaborados con el uso de imágenes satelitales Landsat y variables (altura, área y distancia) en áreas donde se habían talado árboles. Si bien Vallejo (2020) elaboró un prototipo de predicción espacial en la jurisdicción de Corpochivor durante el período 2017-2047, el modelo se basó en mapas de cobertura y se examinó mediante Ego Dynamics. Esto se hizo durante todo el período 2017-2047. El modelo utilizó factores como la distancia a las carreteras, la distancia a los centros de población, la distancia a los sitios mineros, el % de pendiente del terreno y el modelo digital de elevación (DEM).

Ibáñez (2019) el propósito de su investigación fue brindar un pronóstico sobre los cambios en la cobertura y uso del suelo (CCUT) que se anticipan en la cuenca del río Tocache para el año 2026. Para ello utilizó el Mapas de cobertura y uso del suelo (CUT) de 2006, 2011 y 2016 que fueron el resultado de la categorización de imágenes Sentinel 2A y Landsat 8 y 5, así como las variables altura, pendiente, áreas de conservación y distancia a caminos, ríos, centros de población y regiones deforestadas. Además, tomó en consideración las variables altitud, pendiente, áreas de conservación y distancia a caminos, ríos y áreas deforestadas. Para predecir la TSA en el año 2026, se eligieron las transiciones necesarias en función de los resultados del cálculo de la matriz de transición, así como de los pesos de la evidencia. Hay dos posibles resultados diferentes disponibles para elegir: Por otro lado, en un "escenario de conservación", se observó una recuperación del bosque y la vegetación secundaria con 1.042,5 ha y 2.519,9 ha respectivamente, y las otras coberturas obtuvieron ligeras variaciones. Los resultados muestran que en un "escenario de tendencia" hubo una pérdida de 3.975,50 ha de bosque y un aumento en la extensión de las actividades agrícolas. Por lo tanto, es vital desarrollar políticas de conservación y recuperación de áreas naturales para construir un equilibrio entre la preservación del medio ambiente y el crecimiento de las actividades agrícolas. Este equilibrio puede lograrse mediante la implementación de políticas de conservación y recuperación de espacios naturales.

En su estudio, Quispe (2021) buscó determinar la tasa de deforestación en el distrito de Nueva Requena (Perú) utilizando el modelo de simulación geoespacial EGO Dynamics por autómatas celulares. Hizo esto teniendo en cuenta una serie de factores diferentes, incluida la distancia a los lugares poblados, la distancia a las carreteras, la distancia a las superficies de

agua, las concesiones forestales, el porcentaje de pendiente y el modelo de elevación digital. Para ello, comenzó calculando los rangos utilizados para clasificar las variables continuas utilizando la técnica geoestadística de pesos de evidencia. Esto se hizo para adquirir las probabilidades de transición y luego continuó calculando los pesos de las variables que tenían el impacto más significativo en los cambios. De manera similar, se realizó el cálculo de la correlación entre las variables para confirmar que las variables ingresadas al modelo son espacialmente independientes. A continuación, se realizó una simulación previa al año 2020 para compararlo con el mapa real del año 2020. El objetivo de esta comparación fue determinar si el modelo es capaz o no de predecir los cambios, y se encontró que el modelo tenía una precisión del 75%. Al final se realizó la simulación de deforestación al 2030 en el distrito de Nueva Requena. Esto llevó a descubrir que el área total que se deforestaría en el período 2020-2030 sería de 35.112,24 ha, a razón de 3,08 ha por año.

De acuerdo con los hallazgos de Puerta et al. (2022), uno de los problemas ambientales más significativos en el Perú y en otras partes del mundo es la deforestación de tierras. Teniendo esto en cuenta, el propósito de este estudio fue determinar el porcentaje de tierra que estará cubierta por bosques en la provincia de Leoncio Prado para el año 2021. Esta provincia se encuentra en la región de Huánuco en Perú. Para ello se utilizaron fotografías adquiridas por Sentinel-2, y en la plataforma Google Earth Engine se empleó una técnica de inteligencia artificial conocida como Random Forest para clasificar las imágenes. De manera similar, se utilizaron fotografías Planet de alta resolución espacial para probar la corrección temática de la categorización final. Como consecuencia de esto, se descubrió que el área de estudio abarca 349.811,47 ha, que es más del 70% del área total. Por otro lado, el tamaño combinado de las regiones degradadas e intervenidas asciende a un total de 131.392,12 ha, la mayoría de las cuales son atribuibles a la conversión de áreas forestales en áreas agrícolas. Se determinó que el índice Kappa tenía un valor de 0,77 y se encontró que la precisión total de la clasificación era del 89,14 %. Estas métricas miden la corrección temática de la clasificación. Como resultado, se puede concluir que la provincia Leoncio Prado, que fue categorizada con un alto nivel de corrección temática, tiene la mayor proporción de suelo cubierto por bosques.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Descripción de la zona de estudio

La investigación se realizó en la microcuenca Picuroyacu, que políticamente se ubica en la región Huánuco, provincia Leoncio Prado y distrito Castillo Grande; en esta zona se ubican los centros poblados de Picuroyacu Alto, Picuroyacu Bajo, Huaynacapac, Castillo Grande y los Laureles; tiene una superficie de 2.149,66 ha y un perímetro de 29.650,24 m.

3.1.1. Ubicación de la zona de estudio

Geográficamente se encuentra en la parte centro oriental del país y presenta las siguientes coordenadas UTM: 384009 E, 8977728 N; 386734 E, 8972803 N, 389176 E, 8976309 N y una altitud de 600 msnm en la desembocadura (distrito de Castillo Grande, provincia de Leoncio Prado (**Figura 1**).

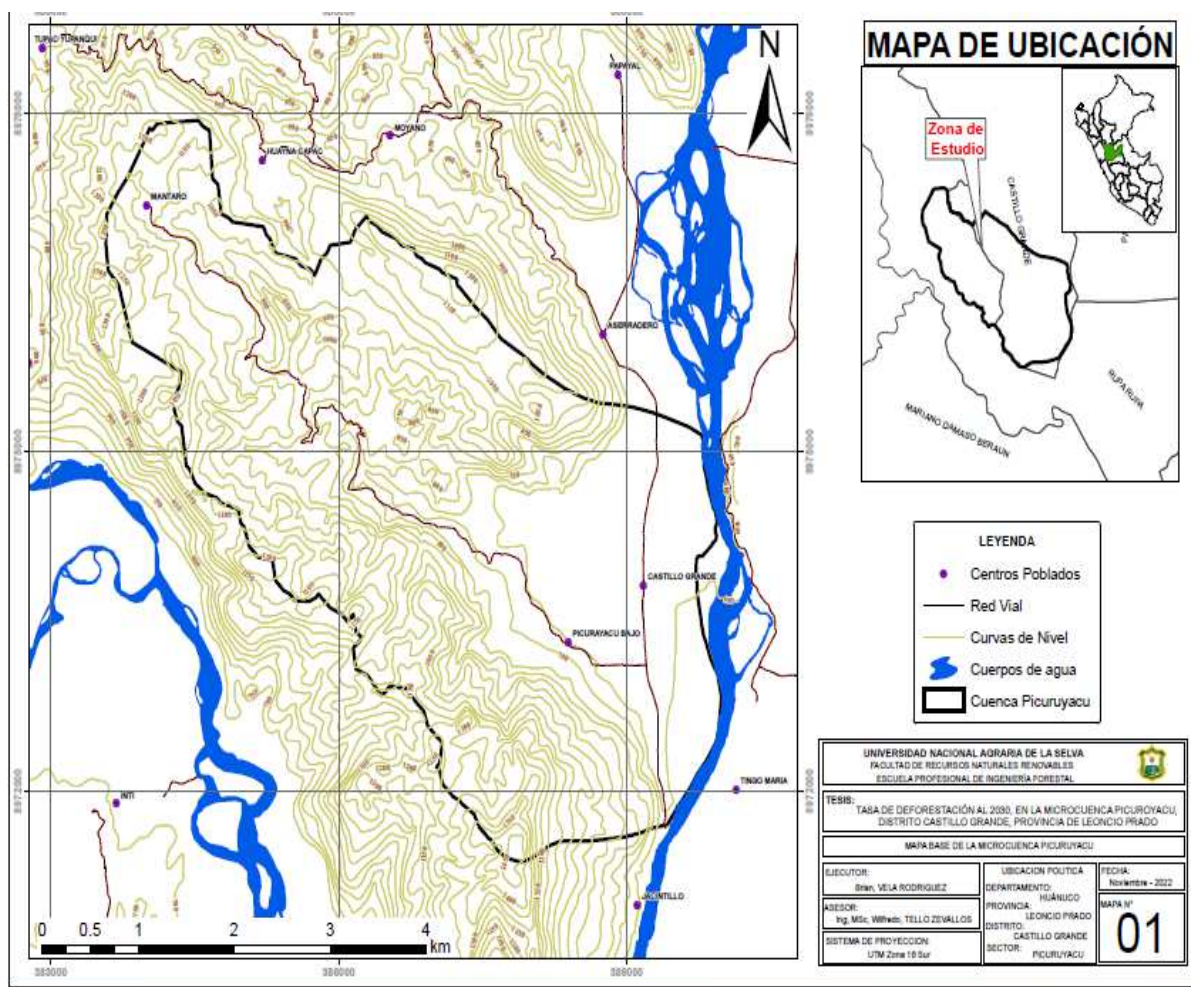


Figura 1. Mapa de ubicación de la microcuenca Picuroyacu

3.1.2. Clima

Según la Estación Meteorológica “Abelardo Quiñones” de Tingo Mara, la región investigada presenta un clima cálido húmedo, con una temperatura promedio de 24 grados centígrados, una precipitación de 3352.9 milímetros anuales y una humedad relativa de 82% (Tabla 2). Esta información se obtuvo de los datos que se muestran en la tabla.

Tabla 2. Precipitación mensual acumulada del año 2022

Mes	PPS (mm)	PPA (mm)
Enero	33.73	337.30
Febrero	52.06	520.60
Marzo	40.06	400.60
Abril	28.22	282.20
Mayo	28.92	289.20
Junio	10.50	105.00
Julio	13.45	134.50
Agosto	20.46	204.60
Septiembre	16.27	162.70
Octubre	23.65	236.50
Noviembre	23.23	232.30
Diciembre	24.40	244.00
Total		3149.50

PPS: Precipitación semanal, PPA: Precipitación anual

3.1.3. Zona de vida

La región de investigación se encuentra dentro de la zona ecológica descrita por Holdridge (1987), en relación con las zonas de vida natural, y con base en la categorización de zonas de vida o formas de plantas en todo el mundo, así como el diagrama bioclimático de Holdridge (1987). Bosque Muy Húmedo (bmh.pt), también conocido como Tropical Premontano.

3.1.4. Fisiografía

Tiene la fisiografía de montaña baja (MB), cerro alto levemente disecado (CALD), cerro bajo levemente disecado (CBLD), cerro bajo moderadamente disecado (CBMD), Lomas (L), Pendiente media empinada (PME) , terraza alta ondulada (TAO), terraza plana alta (TAP), terraza baja inundable (TBI), terraza baja no inundable (TBNI), terraza media ondulada (TMO) (**Tabla 3**).

Tabla 3. Unidades fisiográficas presentes en la microcuenca Picuroyacu

Código	Descripción	Área (ha)	Porcentaje
CAFD	Colina alta fuertemente disectada	102,01	4,59
CALD	Colina alta ligeramente disectada	22,34	1,01
CAMD	Colina alta moderadamente disectada	137,87	6,21
CBFD	Colina Baja fuertemente disectada	87,55	3,94
CBLD	Colina Baja ligeramente disectada	26,77	1,21
CBMD	Colina Baja moderadamente disectada	105,31	4,74
Lo	Lomas	53,24	2,40
MAP	Montaña alta pendiente	785,22	38,71
TAO	Terraza alta ondulada	120,87	5,44
TAP	Terraza alta pendiente	118,58	5,34
TBI	Terraza baja inundable	545,92	24,58
TMP	Terraza media pendiente	40,68	1,83
Total		2149,66	100

3.1.5. Suelos

La textura del suelo por unidades fisiográficas de la microcuenca picuroyacu, presenta una textura franca con una extensión de 1117,472 ha, textura franco arenoso 953,127 ha, textura franco limoso 99,208 ha, textura franco arcilloso 44,227 ha y textura arcillosa en una extensión de 6,344 ha del total del área de la microcuenca Picuroyacu (Sánchez, 2016).

3.1.6. Hidrografía

El río "Picuroyacu" es la principal vía fluvial; hidrográficamente está formado por la división del arroyo Auri, que nace a la altura del Proyecto Especial Alto Huallaga [PEAH], y el arroyo Remanso Azul, que conforma a la altura del Pueblo Joven Caracol. El río Picuroyacu es afluente de la cuenca del Huallaga, y su desembocadura se encuentra en el área recreativa Aserradero.

3.1.7. Accesibilidad

A la microcuenca "Picuroyacu" se puede llegar vía terrestre partiendo del puente Corpac, que se encuentra sobre el río Huallaga. La microcuenca se encuentra entre 5 y 10 minutos de la ciudad de Tingo Mara, y es accesible con cualquier tipo de vehículo de transporte. Los caminos que conducen a los caseríos son caminos afirmados.

3.2. Material y equipos

3.2.1. Materiales

Imágenes satelitales Landsat 5 sensor TM con resoluciones de 30 m con Path_Row: 6_66, 7_65 y 7_66 del año 2005, imagen satelital Landsat 8 sensor OLI/TIRS con resolución de 30 m con Path_Row: 6_66, 7_65 y 7_66 del año 2010, imágenes satelitales ASTER GDEM (Aster Global Digital Elevation Model) SW8W75, SW8W76, SW9W75 y SW9W76 con resolución de 30 m, imagen sentinel 2A y/o 2B del año 2015 y 2020 con resolución espacial de 10 m, software DINAMICA EGO, Software R 4.0.0, Software QGIS 3.4.10, Google Earth, Software Microsoft Word y Excel, cuaderno de campo y útiles de escritorio en general.

3.2.2. Equipos

Laptop Toshiba Intel(R) Core (TM) i5, GPS GARMIN eTrex Vista® HCx y cámara digital Sony Cybershot W730.

3.3. Tipo y nivel de investigación

El tipo de investigación es exploratorio y el nivel es descriptivo.

3.4. Método y diseño de la investigación

La investigación es de alcance descriptivo - comparativo, explicativo, ya que describe y realiza una comparación entre el antes y después.

3.4.1. Diseño de la investigación

El enfoque de estudio para este trabajo es no experimental, lo que significa que no hay manipulación de las variables independientes y solo se realizan observaciones de los eventos tal como ocurren en su entorno natural.

3.5. Metodología

3.5.1. Estimación de la variación de la deforestación de los años 2005, 2010, 2015 y 2020 en la microcuenca Picuroyacu

a) Recopilación de información temática

El primer paso fue recopilar todos los datos relevantes para desarrollar información que incluye cosas como carreteras, centros de población, áreas de conservación, bosques productores permanentes, concesiones forestales, concesiones mineras, restricciones político-administrativas, etc.

b) Descargas de imágenes satelitales

Las imágenes Landsat de los años 2005 y 2010, así como las imágenes centinela 2A y/o 2B de los años 2015 y 2020 se descargaron del sitio web "<http://glovis.usgs.gov/>". Las imágenes centinela tenían una resolución espacial de 10 metros y contenían un total de trece bandas espectrales. Los principales criterios de selección de estas imágenes fueron la coincidencia en meses de todas las imágenes, así como un bajo porcentaje de nubosidad (menos

del 10%). Todos estos procedimientos se realizaron de acuerdo con la metodología de ortorrectificación de imágenes de satélite Landsat (García et al., 2013).

c) Pre - procesamiento de imágenes satelitales

Durante esta actividad en particular, continuamos realizando la reproyección al sistema de coordenadas que corresponde a la región de investigación (UTM, zona 18 sur, Datum WGS84), es decir, ubicamos a ambos en la misma referencia espacial. Empleamos una imagen base georreferenciada y ortorrectificada, lo que nos permitió generar puntos de control (GCP) que estaban dispersos uniformemente sobre la imagen y tenían un error cuadrático medio de menos de un píxel.

Antes de extraer la información de la imagen, primero se corrigió radiométrica y atmosféricamente. Esto se logró mediante el uso del software Qgis y el complemento de clasificación Sem-Autmatic. Estas herramientas permitieron convertir la radiación en reflectancia (la corrección radiométrica), y luego la reflectancia en la parte superior de la atmósfera se convirtió en reflectancia en la superficie (la corrección atmosférica).

d) Clasificación de las imágenes satelitales

Para el procesamiento de las imágenes satelitales se utilizaron los programas ArcGis y Qgis. Además, el complemento "Clasificación semiautomática" fue útil en este esfuerzo. Tras ese paso, se trazaron las zonas de entrenamiento para la clasificación supervisada. Este paso consistió en seleccionar muestras representativas del área de investigación en forma de una zona de píxeles específicos. Algunos de los píxeles de esta zona fueron asignados por datos adquiridos en el campo, mientras que otros fueron asignados por el usuario, dependiendo de la información que se tiene sobre la imagen y la zona de estudio.

Se utilizaron los siguientes criterios para la clasificación: La estructura natural, la textura y el color del bosque se compararon con las ubicaciones de muestreo de campo que se ubicaron debajo de la formación forestal. El bosque es un área que tiene una cubierta forestal natural. Las áreas no boscosas son aquellas que no tienen una cubierta natural de vegetación, y la formación natural, la textura y el color de estas áreas se compararon con las ubicaciones de

las muestras de campo. Los caseríos y otros lugares de población conforman el área urbana (Tabla 4).

Tabla 4. Cobertura y uso de suelo

N°	Descripción
1	Bosque
2	No bosque
3	Zona urbana

e) Validación y/o verificación en campo

Las zonas de muestreo para la verificación en campo se definieron tomando en cuenta la accesibilidad, es decir las vías de acceso como carreteras, trochas, para evitar ingresar a propiedades privadas.

Con las zonas de uso identificadas en gabinete se procedió al reconocimiento en campo, con la ayuda del GPS se recolectaron puntos de control, de esta manera se pudo corregir las zonas que no había concordancia con la clasificación y lo que se encontraron en campo; posteriormente se procedió a realizar las pruebas con los clasificadores supervisados, eligiendo el que realiza la mejor discriminación de clases. Posteriormente, fue realizado la post-clasificación con el software Qgis y su Plugin Sem-Automatic Clasificación y el producto exportado a formatos Shapefile para poder realizar el diseño de los mapas en el programa ArcGis, que este último es más amigable para este trabajo.

3.5.2. Estimación de la tasa de deforestación para los años 2005 al 2020 en la microcuenca Picuroyacu

La estimación de la tasa de deforestación se calculó para cada uno de los tres periodos de cinco años (2005 a 2010, 2010 a 2015 y 2015 a 2020), y el cómputo para el periodo de 2005 a 2020 se realizó de acuerdo con la ecuación 17.

$$TMAD = \frac{(ABjt1-ABjt2)}{n} \dots\dots\dots(17)$$

Dónde:

TMAD, es la tasa promedio anual de deforestación entre los momentos t_1 y t_2 .

ABjt1, es la superficie cubierta por la cobertura vegetal en el momento t_1 .

ABjt2, es la superficie cubierta por la cobertura vegetal en el momento t_2 .

n , es la diferencia de años entre el momento t_1 y el momento t_2 ,

* El valor positivo de TMAD indica la pérdida de áreas de bosque, mientras que un valor negativo indica la ganancia.

3.5.3. Estimación de la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu

El programa Dinámica EGO, que se basa en el enfoque de cadenas de Markov de primer orden (Britaldo, 2009), se utilizó con el propósito de proyectar la cantidad de deforestación que ocurriría en la microcuenca Picuroyacu. Durante el curso de la investigación, se tomaron en consideración los siguientes factores:

Variable dependiente:

- Deforestación

Variáveis independientes:

- Áreas de conservación
- Distancia euclidiana a áreas ya deforestadas
- Distancia euclidiana a carreteras
- Distancia euclidiana a centros poblados
- Distancia euclidiana a ríos
- Altitud msnm
- Pendientes en grados.

Los factores que se destacaron se emplearon en el análisis, ya que demostraron ser impulsores proximales de la deforestación (Carr et al., 2008, como se citó en Quispe, 2021).

a) Matriz de transición

La Figura 2 muestra las cuatro matrices de transición que se crearon como parte de este proyecto de investigación. Estas matrices cubren los lapsos de tiempo 2005 a 2010, 2010 a 2015, 2015 a 2020 y el lapso de tiempo completo 2005 a 2020. Para efectos de la proyección, solo se tomó en cuenta este último ya que el objetivo del ejercicio era pronosticar el nivel de deforestación en el año 2020 utilizando el mapa de cobertura de ese año (Quispe, 2021).

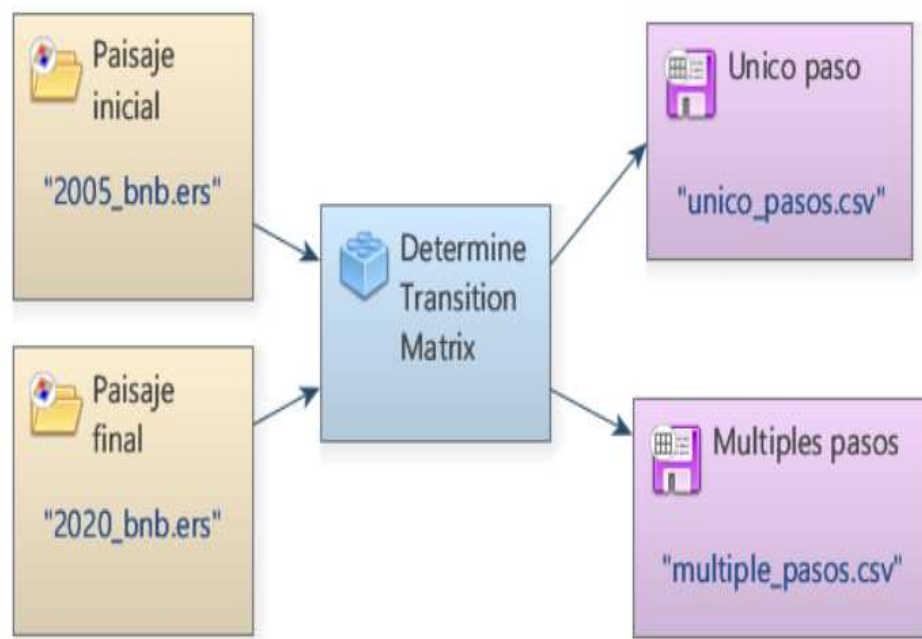


Figura 2. Diagrama modelo de cálculo de las matrices de transición

b) Categorización de variables y calculo pesos de evidencias

Durante este procedimiento se utilizaron los paquetes de software ArcGis y Dinámica Ego. En el primer caso, se utilizó el programa ArcGis para calcular los mapas de distancia y categorizarlos (reclasificar), lo que sirvió como insumo a Dinámica Ego para estimar

la magnitud del efecto sobre el proceso de deforestación. En segunda instancia, se utilizó el programa ArcGis para computar los mapas de distancia y categorizarlos (reclasificar). La técnica geoestadística de pesos de evidencia aplicable a variables categóricas es utilizada por Dinámica EGO. Para ello, se requirieron variables continuas categorizadas (Anahua, 2020). Posteriormente, estos mapas clasificados se ingresaron en la computadora Dinámica EGO para que los pesos de evidencia pudieran asignarse a cada uno de ellos individualmente (**Figura 3 y 4**) (Quispe, 2021).

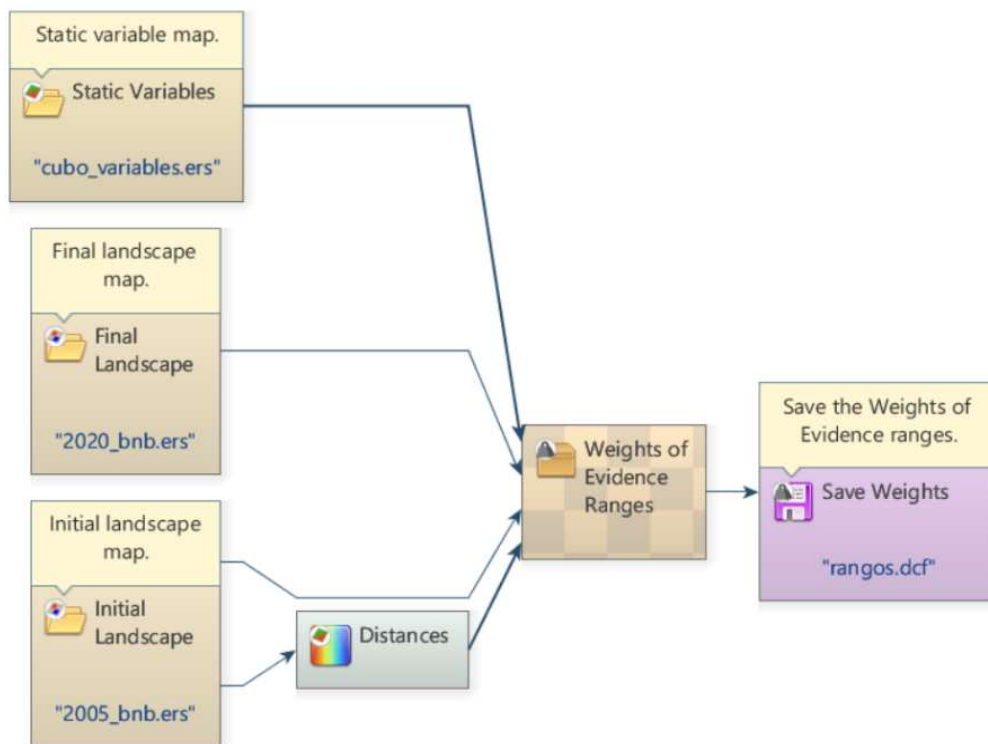


Figura 3. Diagrama modelo fijación de rangos de pesos de evidencia

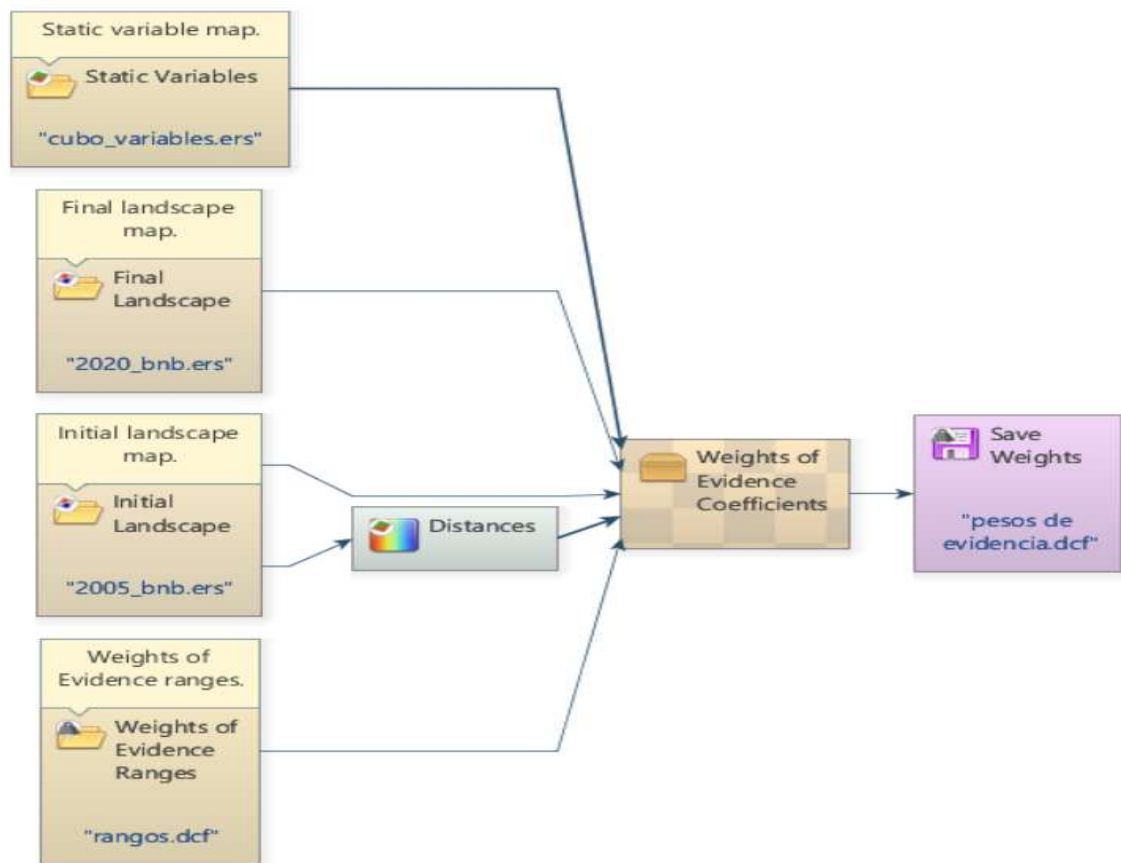


Figura 4. Diagrama modelo de cálculo de los pesos de evidencia

c) Cálculo de correlación

Después de completar el cómputo de los coeficientes de pesos de evidencia, se realizó el cálculo de la correlación para validar el supuesto de independencia de las variables. Es fundamental anotar el hecho de que las variables que se utilizaron como insumo en el modelo fueron independientes. Debido a esto, Dinámica EGO utilizó el índice de "Cramer" en el modelo para asegurar que las variables permanecieran independientes. (Bonham-Carter, 1994; Soares et al., 2009 y Espinoza-Mendoza, 2016).

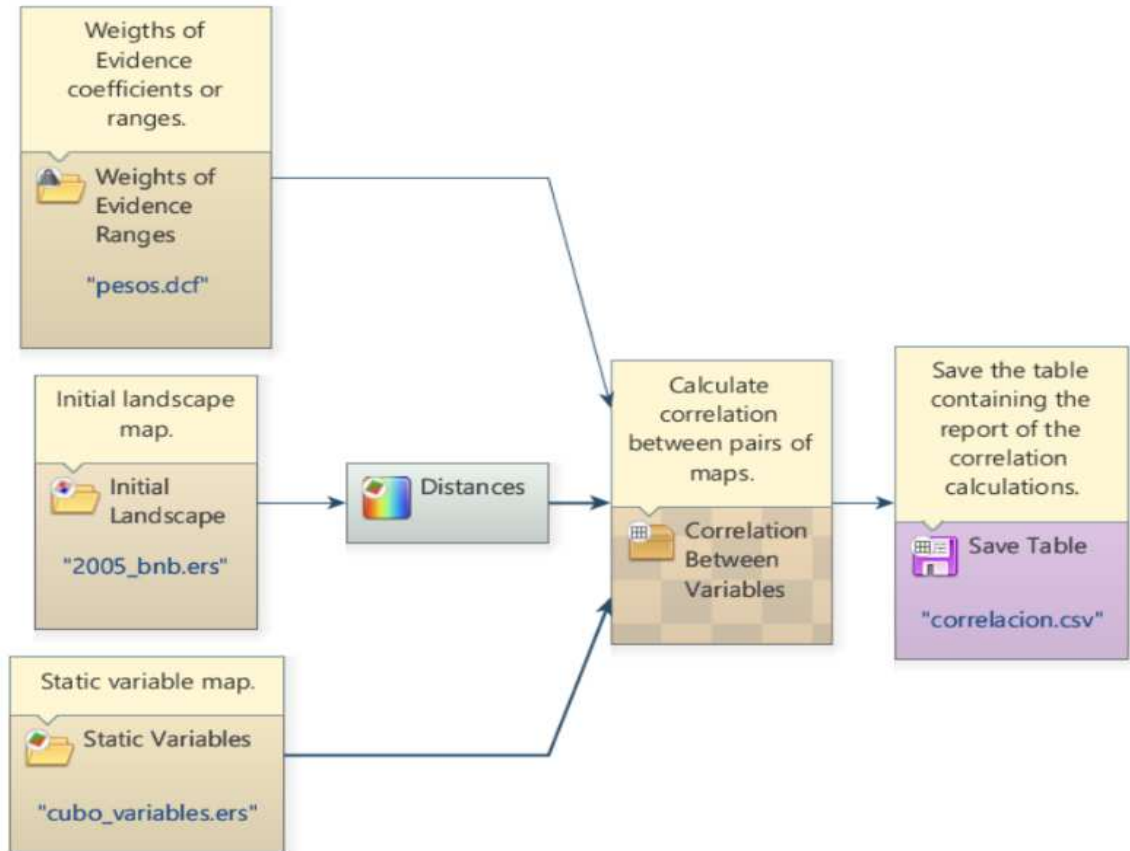


Figura 5. Diagrama modelo de análisis de correlación de variables

d) Simulación de la deforestación al 2020

La construcción del modelo requirió el ingreso del paisaje del mapa del año inicial (el mapa de cobertura del año 2005), las variables, la matriz de transición de múltiples pasos y los coeficientes de pesos de evidencia. Esto permitió establecer el número de iteraciones que se ejecutarán, que en nuestro caso particular fue de quince, el número de años que habían transcurrido entre el período inicial y el final. El mapa de cobertura simulado para el año 2020 que se generó como consecuencia del procedimiento es el resultado del proceso (Vallejo, 2020).

En Dinámica EGO, el desarrollo de futuros modelos de deforestación es una reacción a dos características principales de la aparición de puntos críticos, que también se conocen como puntos críticos de deforestación. De la misma manera, es posible producir nuevos parches, lo que se denomina patcher, y se puede ampliar el tamaño de los parches actuales, lo que se denomina expensor. Ambas herramientas se llaman patcher. Para producir

nuevos parches de bosque, la simulación de deforestación requiere tres parámetros de entrada. Estos parámetros son la media, la varianza y la isometría. La media, la varianza y la isometría son los tres parámetros que se analizan aquí. (Vallejo, 2020).

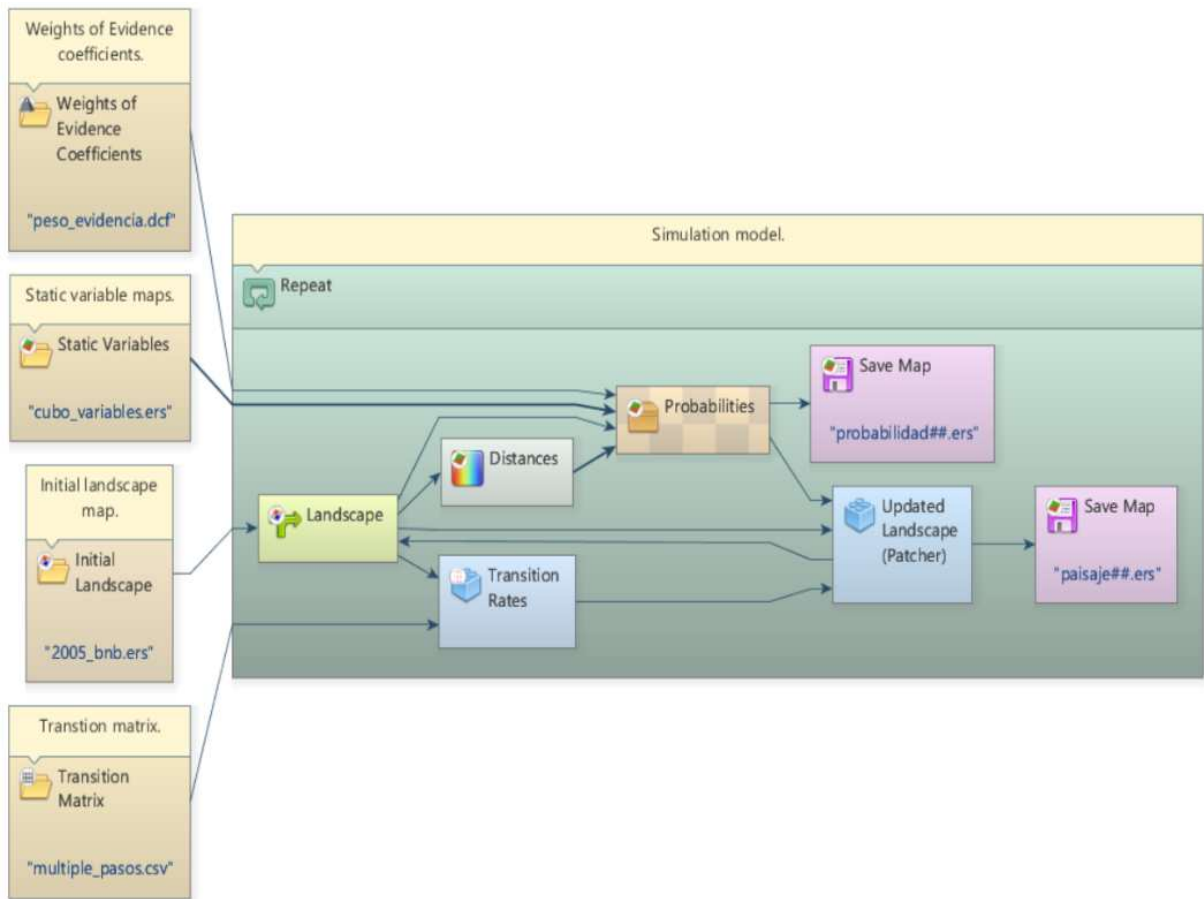


Figura 6. Diagrama modelo de simulación del paisaje del año 2020

e) Validación del mapa simulado

En este punto se realizó una comparación entre el mapa simulado del año 2020 y el mapa real del mismo año que se creó como consecuencia de la clasificación de las imágenes satelitales. El objetivo de esta comparación era establecer si el modelo es capaz o no de proporcionar pronósticos precisos de eventos futuros, teniendo en cuenta hasta qué punto se puede determinar la verdad a partir de las predicciones. En este enfoque, se usaron tanto el método de decaimiento exponencial como el método de decaimiento de ventana múltiple para lograr los resultados deseados.

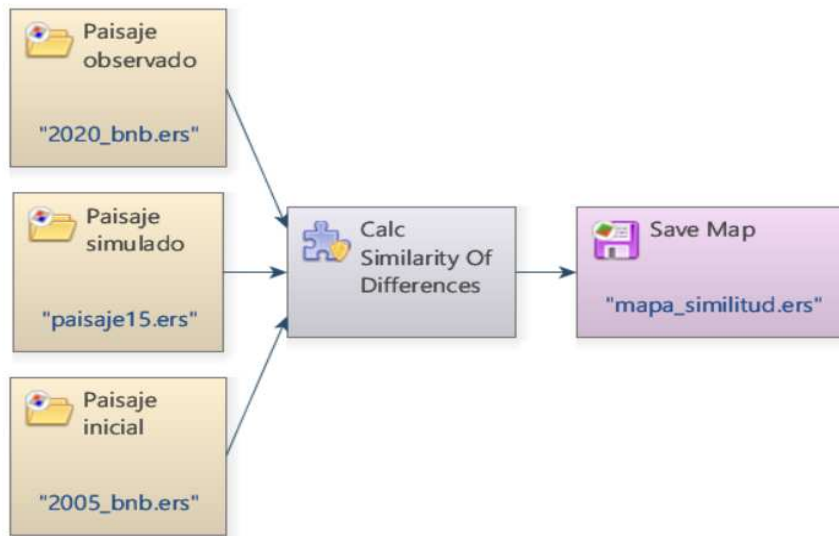


Figura 7. Diagrama modelo validación por función exponencial de decaimiento

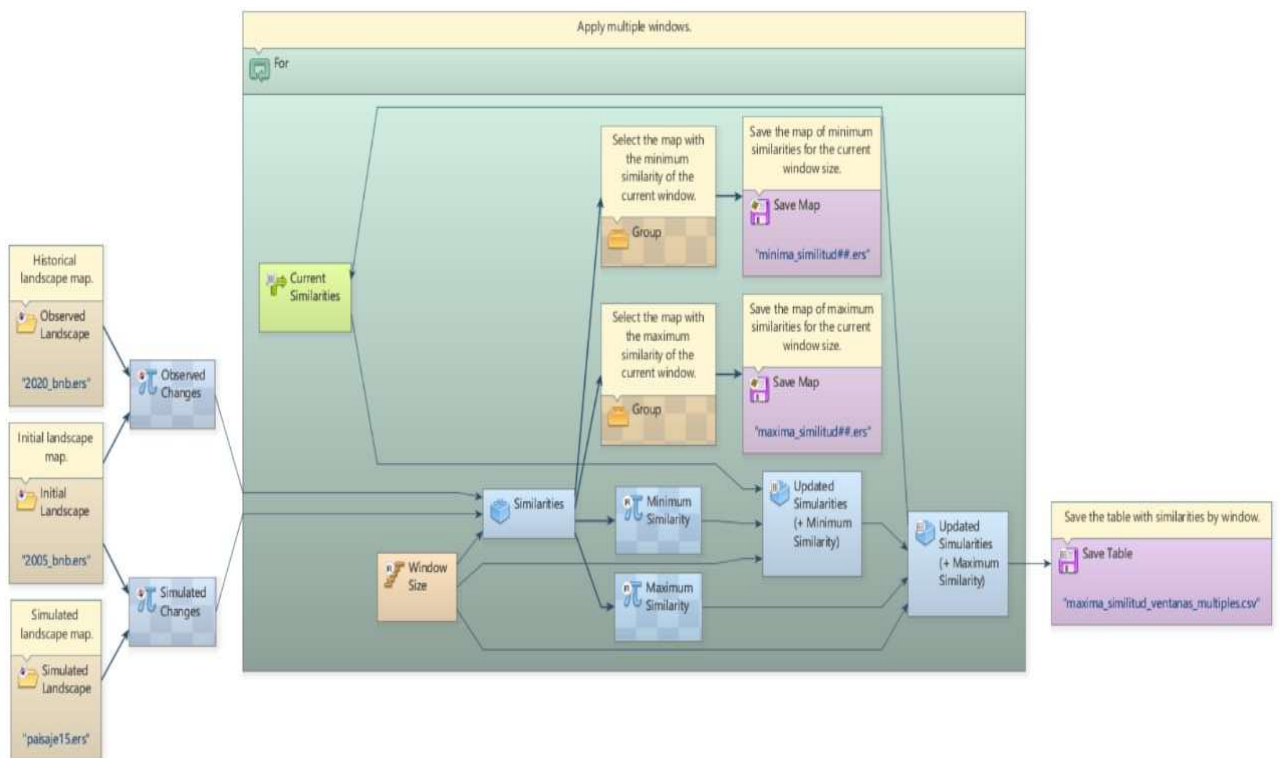


Figura 8. Diagrama modelo validación por función de decaimiento constante con ventanas múltiples

f) Proyección de la deforestación al 2030

El estudio recomendó pronosticar la deforestación al año 2030 en la situación hipotética de que el patrón histórico de deforestación (2005 a 2020) y aumento de actividades antrópicas permaneciera igual. En este caso particular, se seleccionó el año 2020 como punto de partida para el mapa de cobertura y se utilizaron los métodos sugeridos por Mas y Sandoval (Mas y Sandoval, 2011).

De manera similar, el modelo se verificó en términos de las entradas y características de las entradas, la configuración de los parámetros asociados, el cambio porcentual a la expansión y el desarrollo de nuevos parches. El mapa de terreno inicial para el año 2020, las variables, la matriz de transición de varios pasos y los pesos de evidencia son todos insumos esenciales para el modelo (Vallejo, 2020).

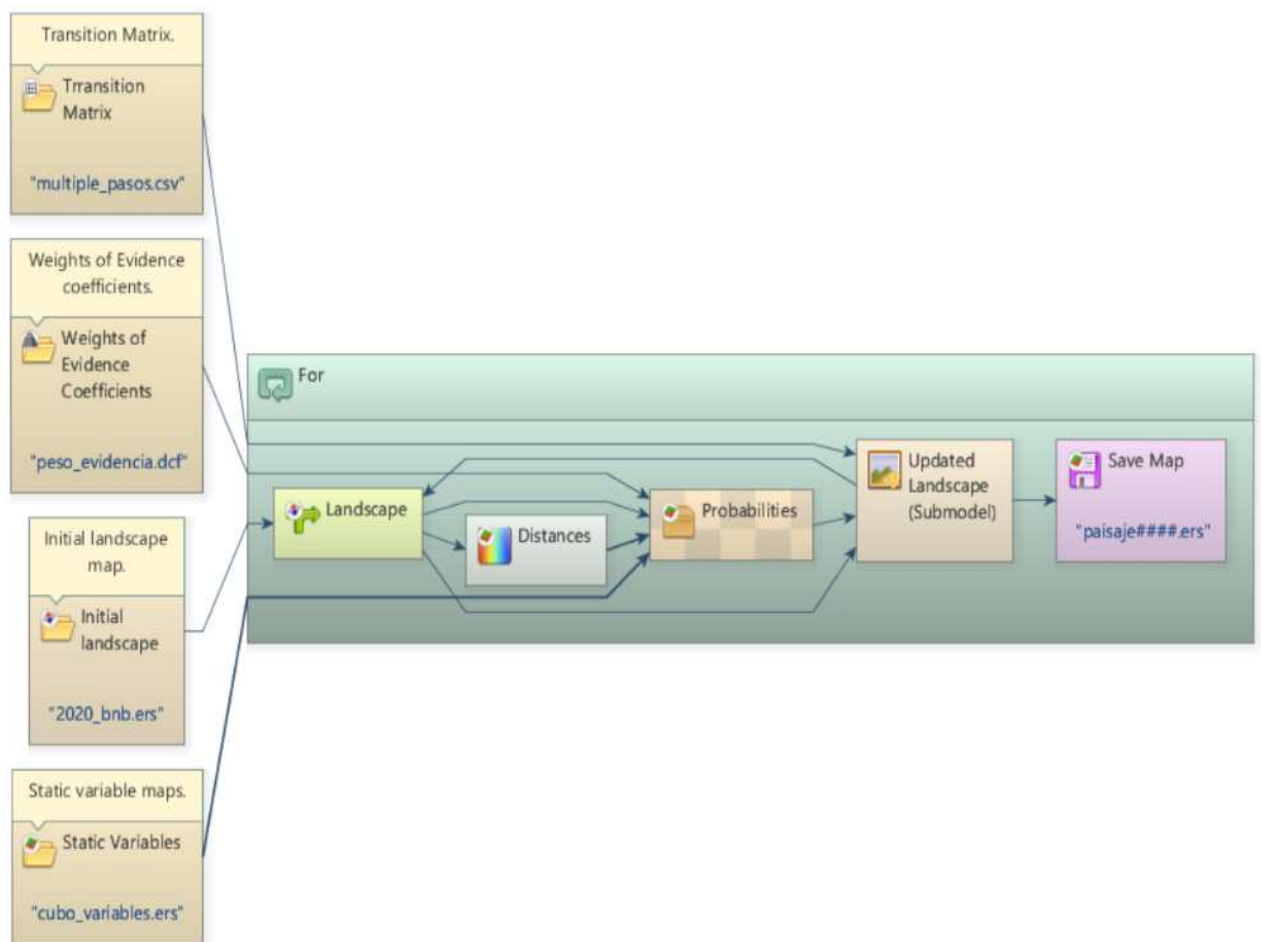


Figura 9. Diagrama modelo definitivo de proyección de paisaje 2020-2030

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Estimación de la variación de la deforestación de los años 2005, 2010, 2015 y 2020 en la microcuenca Picuroyacu

4.1.1. Variación de la cobertura periodo 2005 – 2010

En la **Tabla 5** se aprecia la variación de cobertura en la microcuenca Picuroyacu, en un periodo de cinco años que va desde el 2005 al 2010, en dicho periodo se puede observar que se perdió 84,21 ha de bosque, que estas pasaron a convertirse en cobertura “no bosque” y zonas urbanas con 54,02 ha y 30,20 ha respectivamente, tal es que, según Araujo (1995), el movimiento de personas que se alejan de los Andes con la esperanza de mejorar su calidad de vida hace que residan en la selva, donde talan bosques y se dedican a la agricultura migratoria. Además, Inforregion (2007) señala que la práctica del cultivo de la hoja de coca lleva a la población local a talar los bosques, cultivar la tierra y, después de cinco años de producir cultivos anuales, dejar el suelo al descubierto. Como consecuencia de la acción de las fuertes lluvias y las radiaciones del sol, el suelo acaba erosionándose a un ritmo acelerado, quedándose estéril en pocos años, atribuyendo al cultivo de la hoja de coca entre el 26% y el 27% de toda la tierra que está despejado de árboles.

Por otro lado, Bocco y Mendoza (2001) afirman que los estudios sobre los mecanismos de cambio en la cobertura y uso del suelo son temas intrigantes para la investigación ambiental que se realiza en la actualidad. Si bien Rosete (2008) señala que las alteraciones en la cobertura y uso del suelo son significativas por las consecuencias que estos cambios implican en cuanto a la pérdida de hábitat, diversidad biológica, servicios ambientales y potencial productivo de los ecosistemas, es importante señalar que estas alteraciones ya han ocurrido. Según el mismo autor, los cambios que se han producido en los ecosistemas terrestres son causados por la continuación del uso de la tierra o la intensificación del uso de la tierra, seguida de la degradación de la tierra. Esto se puede apreciar en el Cuadro 5, en el que se muestra que el cambio en la cobertura del suelo de la microcuenca se ha dado particularmente como resultado de la expansión de las áreas no forestales y las áreas urbanas como consecuencia de la actividad de la población que se ha asentado en dicha microcuenca. En una línea similar, Pérez et al. (2008) consideran que la deforestación y las presiones humanas sobre el suelo para

la producción agrícola y la excesiva automatización son una de las principales variables que impactan en la transformación del uso del suelo y, por tanto, en el cambio de cobertura.

Tabla 5. Variación de la cobertura periodo 2005 – 2010

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Observación
		año 2005	año 2010		
B	Bosque	1 455,52	1 371,31	-84,21	Disminuyo
NB	No bosque	498,44	552,46	54,02	Incremento
Zu	Zona urbana	195,70	225,90	30,20	Incremento
Superficie total		2 149,66	2 149,66		

4.1.2. Variación de la deforestación periodo 2010 - 2015

En la **Tabla 6** se aprecia la variación de cobertura en la microcuenca Picuroyacu, en un periodo de cinco años que va desde el 2010 al 2015, en dicho periodo se puede observar que se perdió 74,46 ha de bosque, que estas pasaron a convertir en cobertura de zonas urbanas y no bosque con 51,47 ha y 22,99 ha respectivamente.

Tabla 6. Variación de la cobertura periodo 2010 – 2015

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Observación
		año 2010	año 2015		
B	Bosque	1 371,31	1 296,85	-74,46	Disminuyo
NB	No bosque	552,46	575,44	22,99	Incremento
Zu	Zona urbana	225,90	277,37	51,47	Incremento
Superficie total		2 149,66	2 149,66		

4.1.3. Variación de la deforestación periodo 2015 – 2020

En la **Tabla 7** se aprecia la variación de cobertura en la microcuenca Picuroyacu, en un periodo de cinco años que va desde el 2015 al 2020, en dicho periodo se puede observar que se perdió 186,70 ha de bosque, que estas pasaron a convertir en cobertura “no bosque” y “zonas urbanas” con 131,06 ha y 55,64 ha respectivamente, tal es así que, Restrepo y Gonzales

(2007) mencionan que los procesos de cambio de uso de suelo, alteración del ciclo hidrológico y pérdida de la biodiversidad son causadas por actividades como la deforestación, agricultura y ganadería, en tal sentido, para el caso del presente trabajo el cambio de cobertura y cambio de uso se genera debido al crecimiento poblacional y con ello a un cambio de uso para zonas urbanas.

Tabla 7. Variación de la cobertura periodo 2015 – 2020

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Observación
		año 2015	año 2020		
B	Bosque	1 296,85	1 110,15	-186,70	Disminuyo
NB	No bosque	575,44	706,50	131,06	Incremento
Zu	Zona urbana	277,37	333,01	55,64	Incremento
Superficie total		2 149,66	2 149,66		

4.1.4. Variación de la deforestación periodo 2005 – 2020

En la **Tabla 8** se muestra el cambio de cobertura que se dio en la microcuenca Picuroyacu a lo largo de quince años, del 2005 al 2020. Durante este tiempo, que también abarca la investigación, se descubrió que desaparecieron 345.37 hectáreas de bosque y que la tierra restante comenzó a convertirse en áreas no forestales y urbanas en proporciones cada vez mayores. Esto indica que una cantidad significativa de bosque fue talada para dar paso a tierras agrícolas y expansión urbana. La progresión de la urbanización ha alcanzado un grado significativo. Hernández y de la Tejera (2016) afirman que, debido a una serie de actividades antrópicas de origen económico, social y cultural, hicieron que el ser humano se beneficiara de los recursos naturales, en diversas escalas de tiempo, coincidiendo con el autor. La microcuenca Picuroyacu no es ajena a esta realidad, pues en las partes bajas se asienta la población, y en la parte alta se encuentran sus propiedades donde realizan sus actividades para obtener beneficios económicos, sociales y culturales.

Tabla 8. Variación de la cobertura periodo 2005 – 2020

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Observación
		año 2005	año 2020		
B	Bosque	1 455,52	1 110,15	-345,37	Disminuyo
NB	No bosque	498,44	706,50	208,06	Incremento
Zu	Zona urbana	195,70	333,01	137,31	Incremento
Superficie total		2 149,66	2 149,66		

4.2. Estimación de la tasa de deforestación para los años 2005 al 2020 en la microcuenca Picuroyacu

En el Tabla9 se muestra la progresión de la deforestación en la microcuenca Picuroyacu a lo largo de todo el período de estudio (quince años), que se extiende desde 2005 hasta 2020. En el primer período de estudio se perdieron 84,21 ha de bosque, lo que equivale a una pérdida de 16,84 ha por año. En el segundo período, la pérdida desciende a 74,46 ha, lo que equivale a una pérdida de 14,89 ha por año. En el tercer período, la pérdida de Después de sumar los tres períodos de tiempo, la cantidad total de bosque que se perdió debido a la deforestación se calculó en 626,96 hectáreas. Esto es comparable a una pérdida anual de 23,02 hectáreas en promedio y una tasa de deforestación anual de 1,79%.

El incremento progresivo de la tasa de deforestación en la cuenca Picuroyacu está relacionado con el aumento de actividades agrícolas y pecuarias, y también el aumento poblacional, dado que la zona urbana aumento en mayor medida en el último periodo (2015 al 2020), esto tiene relación con lo que señala Carranza (2017) de que, la tasa de deforestación está relacionada con el número anual de hectáreas de bosques o masas forestales que desaparecen con el tiempo. Esto se debe principalmente a la actividad del hombre sobre la naturaleza, es decir, debido a la tala incontrolada, así como a la obtención de suelo para cultivos agrícolas. El ritmo de la deforestación está aumentando a un ritmo alarmante. Que la tasa de deforestación anual entre 2005 y 2020 en nuestro caso de estudio de la investigación realizada en la microcuenca Picuroyacu fue de 1,79%, lo que equivale a una pérdida de 23,02 ha/año, con una deforestación total de 626,96 ha.

Por otro lado, Laurente (2011) encontró en su investigación al estimar la deforestación para el período 1990 a 2005 en la microcuenca del río Supte en un área de 8.745,5 ha, que la tasa de deforestación fue de 34,8 ha/año, la cual fue mayor superior a la reportada en este estudio y una pérdida de 521.9 ha de bosque en 15 años, mientras que la cantidad de suelos degradados aumentó. Este sector se ha visto muy alterado por la práctica del cultivo migratorio. La deforestación se presentó a un ritmo de 23,02 hectáreas por año, lo que resultó en la pérdida de un total de 626,96 hectáreas de bosque en un período de 15 años.

Tabla 9. Tasa de deforestación periodo 2005 al 2020

Periodo	Deforestación (ha)	Pérdida anual (ha/año)	Tasa anual (%/año)
2005 - 2010	84,21	16,84	1,18
2010 - 2015	74,46	14,89	1,11
2015 - 2020	186,70	37,34	3,06
2005 - 2020	626,96	23,02	1,79

4.3. Estimación de la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu

4.3.1. Matriz de transición de cambio de cobertura 2005 – 2010

En la **Tabla 10**, se muestra la matriz de transición (en hectáreas) de las coberturas del año 2005 con respecto al 2010 (05 años) dicha matriz nos muestra más a detalle los cambios ocurridos, las pérdidas, las ganancias y las áreas de permanecieron en la misma área geográfica (diagonal de la matriz) de cada una de las coberturas. La pérdida de bosque fue de 124,17 ha, de las cuales en su mayoría (121,96 ha) paso a convertirse en la cobertura “no bosque” y en menor cantidad (2,21 ha) paso a ser zonas urbanas, lo que indica que esta pérdida está asociada en mayor medida al avance de la agricultura, tal es así que, Ramírez et al. (2017) señalan que, el cálculo de la tasa de deforestación se realiza a través de los datos de superficie deforestada se generan comparando la superficie cubierta por bosque natural en dos periodos de tiempo diferentes, aplicando herramientas de operaciones entre los mapas en formato ráster (imágenes satelitales) para obtener como resultado un mapa de cambios de la cobertura de bosque. Para un periodo de 5 años en la microcuenca de Picuroyacu a través de la matriz de transición de un área total de 2 149,66 ha, se ganaron 122,10 ha de cobertura de “no bosque”. que para el caso

de la investigación en la microcuenca Picuroyacu en el periodo del 2005 al 2010 la deforestación fue de 5,76%.

Tabla 10. Matriz de transición periodo 2005 al 2010

Cambió De: / A :		Cobertura año 2010			Área total (ha)	Pérdida (ha)
		B	NB	Zu		
Cobertura Año 2005	B	1 331,35	121,96	2,21	1 455,52	124,17
	NB	39,86	430,36	28,22	498,44	68,08
	Zu	0,09	0,14	195,47	195,70	0,23
Área total (ha)		1 371,31	552,46	225,90	2 149,66	-
Ganancia (Ha)		39,96	122,10	30,43	-	-

4.3.2. Matriz de transición de cambio de cobertura 2010 – 2015

La **Tabla 11** presenta la matriz de transición (en hectáreas) de la cobertura desde el año 2010 respecto al 2015 (cinco años después); En el tiempo mencionado, hubo una pérdida de 279,35 hectáreas de bosque, la mayor parte de las cuales (249,03 ha) se convirtieron en cobertura no forestal y una cantidad menor (30,32 ha) se convirtió en áreas urbanas; esto representó un aumento significativo en comparación con la pérdida de bosque ocurrida en el período anterior, tales así que, según Calderón (2007), la deforestación es uno de los problemas más significativos que pone en riesgo los bosques del Perú, y más especialmente la región en la que vivimos aquí en Huánuco. Este es el caso, y se trata en el artículo mencionado. Según el autor, diría que “uno de los factores determinantes se basa en las escasas oportunidades económicas para el desarrollo de nuestra población, contribuyendo al proceso de migración hacia la zona selvática con el fin de realizar la tala y establecer actividades agrícolas y ganaderas. Este es uno de los “uno de los factores determinantes en función de las escasas oportunidades económicas para el desarrollo de nuestra población. Mientras que el MINAM (2015) afirma que según la cuantificación y análisis de la deforestación en la Amazonía peruana en el período 2010-2014, “la región Huánuco presenta el 14% del 86% de deforestación acumulada de las 5 áreas designadas con mayor índice de deforestación”. deforestación, que es la tasa de deforestación más alta del país”, esta estadística se basa en que “la región de Huánuco presenta el 14% del 86% de deforestación acumulada

Tabla 11. Matriz de transición periodo 2010 al 2015

Cambió De: / A :		Cobertura año 2015			Área total (ha)	Pérdida (ha)
		B	NB	Zu		
Cobertura Año 2010	B	1 091,96	249,03	30,32	1 371,31	279,35
	NB	204,76	324,29	23,41	552,46	228,16
	Zu	0,14	2,12	223,65	225,90	2,25
Área total (ha)		1 296,85	575,44	277,37	2 149,66	-
Ganancia (Ha)		204,89	251,15	53,72	-	-

4.3.3. Matriz de transición de cambio de cobertura 2015 – 2020

La **Tabla 12** muestra en hectáreas, la matriz de transición que compara la cobertura en el año 2015 con la del año 2020 (5 años); en dicho periodo la pérdida de bosque ascendió a 330,26 ha, de las cuales en su mayoría (315,03 ha) paso a convertirse en cobertura no bosque y en menor cantidad (15,23 ha) paso a ser zonas urbanas, esto comparado con los dos periodos anteriores tuvo una mayor pérdida de bosque; esto asociado en mayor medida al avance de la agricultura y menor proporción a las zonas urbanas. Según Sánchez (2010), el índice Kappa es un método adicional para determinar la precisión de un mapa. Esto se debe a que incorpora en el cálculo todos los valores de la matriz, en lugar de enfocarse únicamente en los extremos, como fue el caso de la investigación realizada en la microcuenca Picuroyacu entre los años 2015 y 2020, donde la tasa de la deforestación fue del 15,36%.

Tabla 12. Matriz de transición periodo 2015 al 2020

Cambió De: / A :		Cobertura año 2020			Área total (ha)	Pérdida (ha)
		B	NB	Zu		
Cobertura Año 2015	B	966,59	315,03	15,23	1 296,85	330,26
	NB	142,64	390,23	42,57	575,44	185,21
	Zu	0,92	1,24	275,21	277,37	2,16
Área total (ha)		1 110,15	706,50	333,01	2 149,66	-
Ganancia (Ha)		143,56	316,27	57 80	-	-

4.3.4. Matriz de transición de cambio de cobertura 2005 – 2020

La matriz de transición de la cobertura del año 2005 al año 2020 se muestra en hectáreas en el **Tabla 13**. Durante este período de 15 años, la pérdida total de bosque fue de 510,05 ha, de las cuales la gran mayoría (450,98 ha) pasó a ser no forestal. cubierta forestal y en menor proporción (59,07 ha) se convirtieron en áreas urbanas, en este sentido se puede apreciar que en los quince años que se analizó en esta investigación la microcuenca Picuroyacu tuvo un alto grado de deforestación principalmente por causa del desarrollo de la frontera agrícola, concordante con esto el MINAM (2015) menciona que la región Huánuco presenta una deforestación acumulada de 56 719,87 ha, en el periodo 2010-2014, para este mismo periodo de evaluación, que para el caso de la presente investigación en la microcuenca Picuroyacu para el periodo del 2005 al 2020 la deforestación fue de 11,37% equivalente al acumulado de 15 años ascendiendo la pérdida a 510,05 ha.

Tabla 13. Matriz de transición periodo 2005 al 2020

Cambió De: / A :		Cobertura año 2020			Área total (ha)	Pérdida (ha)
		B	NB	Zu		
Cobertura Año 2005	B	945,47	450,98	59,07	1 455,52	510,05
	NB	164,68	255,28	78,48	498,44	243,16
	Zu		0,24	195,46	195,70	0,24
Área total (ha)		1 110,15	706,50	333,01	2 149,66	-
Ganancia (Ha)		164,68	451,22	137,55	-	-

4.3.5. Proyección de la deforestación al año 2030

En la **Tabla 14**, se muestra las superficies de las coberturas y tasa de deforestación proyectada al año 2030, dicha proyección se basó en los datos históricos del año 2005 al 2020 ocurridos en la microcuenca Picuroyacu, para lo cual se tomó como año base el 2020, en dicha proyección para el año 2030 la deforestación ascendería a una pérdida de 281,59 ha de bosques, equivalente a una tasa de pérdida de 28,16 ha/año, esta pérdida se vería afectado por el avance de la actividades antrópicas (no bosque) y zonas urbanas con 21,62 ha/año y 6,54 ha/año respectivamente, estos resultados tienen coherencia con lo que señala Quispe (2021) que, los

factores independientes como la distancia a los asentamientos habitados, la distancia a las carreteras y la distancia a las superficies de agua se tomaron en consideración al calcular la tasa de deforestación para el distrito de Nueva Requena (Perú) utilizando el modelo de simulación geoespacial Dinamica EGO por autómatas celulares. Esto se hizo utilizando el modelo de simulación geoespacial Dinamica EGO por autómatas celulares. concesiones forestales, % pendiente y modelo de elevación digital. Tanto la cantidad total de tierra deforestada como el ritmo al que ocurre son directamente atribuibles a estos factores.

De manera bastante similar a esto, realizó el cálculo de la relación de las variables para mostrar si el modelo es capaz o no de pronosticar los cambios, y alcanzó una precisión del 75%; Lo hizo simulando la cantidad de bosque que será talado en la región de Nueva Requena en Perú para el año 2030. Según estudios sobre el tema, hizo el sorprendente descubrimiento de que durante este período, un total de 35.112,24 hectáreas de bosque se recortó a una tasa del 3,08% cada año. En el mismo período, los investigadores encontraron 922,66 hectáreas (ha) de tierra boscosa en la microcuenca Picuroyacu, que tenía una tasa de deforestación de 1,79 por ciento.

Tabla 14. Proyección de la deforestación al año 2030

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Deforestación proyectada	
		año 2020	año 2030*		ha/año	%/año
B	Bosque	1 110,15	828,56	-281,59	-28,16	-2,88
NB	No bosque	706,5	922,66	216,16	21,62	2,71
Zu	Zona urbana	333,01	398,44	65,43	6,54	1,81
Superficie total		2 149,66	2 149,66	-	-	-

* Cobertura proyectado al año 2030

V. CONCLUSIONES

1. La deforestación para el periodo 2005 al 2020 tuvo un aumento progresivo. Para el primer periodo (2005 al 2010) fue 84,21 ha, seguido del periodo 2010 al 2015 con 74,46 ha y para último periodo 2015-2020 fue de 186,70 ha. La deforestación acumulada en los quince años (2005 al 2020) fue de 345,37 ha.
2. La tasa de deforestación en el periodo de estudio fue variable. Para el periodo 2005-2010 hubo una pérdida de 1,8 % anual (16,84 ha/año), de manera análoga para el periodo 2010-2015 disminuyó ligeramente la pérdida, el cual representa 1,11% anual (14,89 ha/año) y para el periodo de 2015-2020 fue alrededor del 3,06 % (37.34 ha/año). La tasa de deforestación del periodo completo (2005-2020) representa el 1,79% anual, equivalente a 23,02 ha/año.
3. La proyección de la deforestación para el año 2030 en la microcuenca Picuroyacu presenta una tendencia que continuará con una pérdida de bosque estimada en 2.88% anual, equivalente a 28.16 ha/año como consecuencia de que las coberturas “no bosque” y “zonas urbanas” aumentarían su superficie con una tasa anual de 2,71% (21,62 ha/año) y 1,81% (6,54 ha/año) respectivamente.

VI. PROPUESTAS A FUTURO

- 1.** Realizar estudios en series temporales usando diferentes algoritmos de clasificación supervisada para mejorar la precisión en la cuantificación de áreas deforestadas.
- 2.** Usar algoritmos de inteligencia artificial para la geomática con el fin de automatizar procesos para la estimación de la deforestación en los diferentes ecosistemas.

VII. REFERENCIAS

- Agterberg, F., & Bonham-Carter, G. (2005). Measuring the Performance of Mineral-Potential Maps. *Natural Resources Research*, 1–17 .
- Alva, W., Chávez, T. (2004). Manual: procesamiento digital de imágenes. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo María, Perú.
- Anahua, R. (2020). *Modelamiento dinámico espacial del crecimiento urbano mediante autómatas celulares en el periodo 1974 al 2065 de la ciudad de Puno* [Tesis de grado, Universidad Nacional del Altiplano]. Universidad Nacional del Altiplano.
- Araujo, R. (1995). Fórum deforestación en el Alto Huallaga. Universidad Nacional Agraria de la Selva. Tingo María, Perú.
- Arellano, K., & Castro, B. (2019). *Modelamiento del crecimiento urbano en el Cantón Ibarra al año 2025 para la planificación del uso y ocupación del suelo [Trabajo de grado]*. Universidad de las Fuerzas Armadas. <http://repositorio.espe.edu.ec/xmlui/bitstream/handle/21000/20346/T-ESPE-039144.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Bocco, M.; Mendoza, O. (2001). La dinámica del cambio de uso de la tierra en Michoacán. Una propuesta metodológica para el estudio de los procesos de deforestación. *Investigaciones Geográficas*.
- Calderón, R. (2007). Serie reforestación, manual práctico de producción de plantones. Gobierno Regional de Huánuco, Perú.
- Carranza, J. (2017). *Tasa de transformación del hábitat en el APFF Cañón del Usumacinta, Tabasco*. Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas.
- Chuevico, E. (1996). Fundamentos de teledetección espacial. Ediciones RIALP, S.A. Madrid, España.

- Chuevico, E. (2002). Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el espacio. Ed. Ariel Ciencia. Madrid, España.
- Chuvico, E. (2008). Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio. 3 ed. Barcelona, España.
- Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático [CNUCC]. (2002), *Informe de la Conferencia de las Partes 7mo Periodo de Sesiones celebrado en Marrakech en noviembre del 2001, Adición sobre medidas adoptadas por la Conferencia*, FCCC/CP/2001/13/Add.1.
- Espinoza-Mendoza, V. (2016). *Dinámica EGO: una herramienta gratuita para modelar y brindar soporte en el análisis de CCUS*. Maimónides University. https://www.researchgate.net/publication/312118381_DINAMICA_EGO_UNA_HERRAMIENTA_GRATUITA_PARA_MODELAR_Y_BRINDAR_SOPORTE_EN_EL_ANALISIS_DE_CCUS
- García, W., Marchand, G., Llactayo, W., Salcedo, K., Victoria, E., & Zambrano, A. (2013). Ortorectificación de Imágenes Satelitales Landsat. Ministerio del Ambiente <https://bit.ly/40jYFpR>
- Gaitán, M. (2015). *Teoría básica. Ejercicios y problemas resueltos*. <https://core.ac.uk/download/35292652.pdf>.
- Hernández, H., & De la Tejera, B. (2016). Deforestación, género y estrategias familiares de vida en la comunidad de San Miguel Pomacuarán, Michoacán. *Revista de Geografía Agrícola*(56), 55-63. <https://www.redalyc.org/pdf/757/75749287007.pdf>
- Ibáñez, A. (2019). *Predicción de los cambios de cobertura y uso de la tierra al año 2026 en la Cuenca del Río Tocache, San Martín* [Tesis de grado, Universidad Agraria de la Selva]. Repositorio institucional de la Universidad Agraria de la Selva. http://repositorio.unas.edu.pe/bitstream/handle/UNAS/1413/AJIB_2019.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- IIRSA-SUR. (2006). Análisis de la deforestación - EISA Corredor Vial Interoceánico Sur, Perú - Brasil: Tramo 2.
- INRENA (Instituto Nacional de Recursos Naturales, PE). (1996). Guía Explicativa del Mapa Forestal. Dirección General Forestal, Ministerio de Agricultura. Lima, Perú.
- Jensen, J. (1996). *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 2ª Edición. Prentice Hall.
- Laurente, M. A. (2011). Medición de la deforestación mediante percepción remota en la microcuenca río Supte, Tingo María-Perú. *GeoFocus. International Review of Geographical Information Science and Technology*, (11), 1-15.
- Leija, E. (2013). *Cambios en la cubierta vegetal/uso del suelo y escenarios futuros en tres municipios de la región costera del Estado de Oaxaca, México* [Tesis de maestría]. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. <http://comunidadpmpca.uaslp.mx/documento.aspx?idT=318>
- Lillesand, T, Kiefer, R. (1994). *Remote sensing and image interpretation* Jhon Wiley & Sons. New York, EEUU. 3ª Edición.
- Lillo, J. (2006). *Impactos de la minería en el medio natural*. Grupo de Geología. Universidad Rey Juan Carlos.
- Martino, D. (2011). *Deforestación en la Amazonía: principales factores de presión y perspectivas*. Revista del Sur N°169. Enero / febrero 2011.
- Ministerio del Ambiente del Perú [MINAM]. (2009). *Mapa de deforestación de la Amazonia peruana. Memoria descriptiva. Programa de fortalecimiento de capacidades para manejar el impacto del cambio climático y la contaminación del aire – PROCLIM*. Lima, Perú. Disponible en p://geoservidor.minam.gob.pe/geoservidor/archivos/memoria/DEFORESTACION_Partel.pdf

- Ministerio del Ambiente del Perú [MINAM]. (2014). Protocolo: Evaluación de la Exactitud Temática del Mapa de Deforestación. Dirección General de Ordenamiento Territorial -- Lima: Ministerio del Ambiente. Primera Edición. Lima, Perú.
- Ministerio del Ambiente del Perú [MINAM]. (2015). Cuantificación y análisis de la deforestación en la amazonia peruana en el periodo 2010-2011-2013-2014. Dirección general de ordenamiento territorial. Lima, Perú.
- Ministerio del Ambiente del Perú [MINAM]. (2018). Cobertura y deforestación en los bosques húmedos amazónicos 2017. Lima.
- Ojima, D.S.; K.A. Galvin and B.L. Turner II. (1994). The global impact of land-use change. *BioScience*. Vol. 44, No. 5.
- Organización de la Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2005). Informe de Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales 2005, términos y definiciones.
- Organización de la Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2004). La mujer en la agricultura, medio ambiente y la producción rural, en el Perú: oficina regional de la FAO para américa latina y el caribe. (<http://ww.rlc.fao.org/es/desarrollo/mujer/situación/pdf/peru.pdf>)
- Organización de la Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2010). Evaluación de los recursos forestales mundiales, 2010-Informe principal. Estudio FAO Montes 163. Roma (Italia).
- Pérez, C., A.; Moscuza, C.H. & Fernández-Cirelli, A. (2008). Efectos socioeconómicos y ambientales de la expansión agropecuaria. Estudio de caso: Santiago del Estero, Argentina. *Rev. Ecosistemas* 17 (1): 5-15
- Pinos, N. (2015). *Prospectiva del uso del suelo y cobertura vegetal en el ordenamiento territorial-Caso cantón Cuenca* [Tesis de maestría]. Universidad de Cuenca. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/23092?mode=full>

- Puerta Tuesta, R. & Fajardo – Gamarra, R. (2022). Cobertura Boscosa al 2021 en la provincia Leoncio Prado, Perú. *The Biologist*. 20(1), 93-101. <http://doi.org/10.24039/rtb20222011319>.
- Quispe, T. (2021). Simulación de la tasa de deforestación al 2030 en el distrito de Nueva Requena - Ucayali. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio institucional de la Universidad Nacional Agraria de la Selva http://repositorio.unas.edu.pe/bitstream/handle/UNAS/1413/MAQT_2021.pdf?sequence=1&isAllowed=y.
- Ramírez-Mejía, D., Cuevas, G., & Mendoza, E. (2017). Land Use and Cover Change Scenarios in the Mesoamerican Biological Corridor-Chiapas, México. *Botanical Sciences*, 95(2), 221-234. doi:10.17129/botsci.838
- Reátegui, F. (1996). Monitoreo continuo de los procesos de deforestación en la amazonia peruana. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria la Molina]. Repositorio institucional de la Universidad Nacional Agraria la Molina <https://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=PE1996100676>.
- Restrepo, B., & González, L. (2007). De Pearson a Spearman. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 20(2), 183-192. <https://www.redalyc.org/pdf/2950/295023034010.pdf>
- Reyna, A., Reyna, J., & Vincés, C. (2017). Escenarios de crecimiento urbano 2017 y 2022 de la ciudad de Portoviejo, Manabí-Ecuador, a partir de autómatas celulares. *Revista San Gregorio*(19). <http://revista.sangregorio.edu.ec/index.php/REVISTASANGREGORIO/article/view/382/REYNA2pdf>
- Rosete, V. F. A. (2008). Modelos predictivos de cambio de uso de la tierra en la península de Baja California, México. [Tesis Doctoral]. Facultad de Filosofía y Letras. Instituto de Geografía. UNAM
- Sánchez, A. (2010). Análisis multitemporal de la cobertura de la tierra en la Cuenca del Valle de Jesús de Otoro, entre los años 2000-2006, aplicando técnicas de teledetección. *Revista*

Postgrados *UNAH*, 2(4), 43-49.
http://faces.unah.edu.hn/decanato/images/stories/PDF/Revista_Congreso_V2/analisis_multitemporal_cobertura.pdf

Sanchez, R. (2016). *Distribución espacial de las propiedades físicas y químicas del suelo de la microcuenca Picuroyacu, distrito de Castillo Grande – Tingo María* [Tesis de grado, Universidad Agraria de la Selva]. Repositorio institucional de la Universidad Agraria de la Selva.
http://repositorio.unas.edu.pe/bitstream/handle/UNAS/1413/EESR_2016.pdf?sequence=1&isAllowed=y

SERFOR. (2015). Ley forestal y de fauna silvestre N° 29763 y sus reglamentos.

Sobrino, J. (2000). Teledetección servicios de publicación de la Universidad de Valencia. Madrid, España.

Suarez, L. (2018). Evaluación de la deforestación utilizando imágenes de satélite Landsat en las comunidades nativas de Pitocuna y Huantashiri – Satipo, [Tesis de grado, Universidad Nacional del Centro del Perú]. Universidad Nacional del Centro del Perú – Satipo – Perú.

Vallejo, W. (2020). *Generación de un modelo de predicción espacial de la deforestación en la jurisdicción de Corpochivor para el periodo 2017-2047 basado en mapas de cobertura y análisis de variables espaciales con Dinamica EGO* [Tesis de maestría, Universidad Distrital Francisco José de Caldas]. Repositorio de institucional de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
<https://repository.udistrital.edu.co/bitstream/handle/11349/25661/VallejoArevaloWilmerHarvey2020.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

ANEXO

Tabla 16. Consolidado de la Tasa de deforestación del 2005 al 2030 microcuenca Picuroyacu

Símbolo	Cobertura	Periodo 2005 - 2010		Periodo 2010 - 2015		Periodo 2015 - 2020		Periodo 2005 - 2020		Periodo 2020 - 2030*	
		ha/año	% anual	ha/año	% anual	ha/año	% anual	ha/año	% anual	ha/año	%/año
B	Bosque	-16.84	-1.18	-14.89	-1.11	-37.34	-3.06	-23.02	-1.79	-28.16	-2.88
NB	No bosque	10.80	2.08	4.60	0.82	26.21	4.19	13.87	2.35	21.62	2.71
Zu	Zona urbana	6.04	2.91	10.29	4.19	11.13	3.72	9.15	3.61	6.54	1.81

* Proyecta
al 2030

Tabla 17. Variación de la cobertura boscosa del año 2020 al 2030

Símbolo	Cobertura	Superficie en hectáreas		Variación en área (ha)	Observación
		año 2020	año 2030*		
B	Bosque	1 110,15	828,56	-281,59	Disminuye
NB	No bosque	706,50	922,66	216,16	Incrementa
Zu	Zona urbana	333,01	398,44	65,43	Incrementa
Superficie total		2 149,66	2 149,66		

Anexo B. Panel fotográfico**Figura 10.** Cultivos diversos zona de Picuroyacu Alto**Figura 11.** Circuito Turístico de carreras de Motocross zona de Picuroyacu bajo



Figura 12. Identificación del cultivo de plátano



Figura 13. Apertura de una parcela recién sembrada con cultivo de maíz



Figura 14. Vista panorámica del centro poblado Picuroyacu Bajo



Figura 15. Cultivo de *Zea mays* (maíz) en producción

Anexo C. Mapas Temáticos

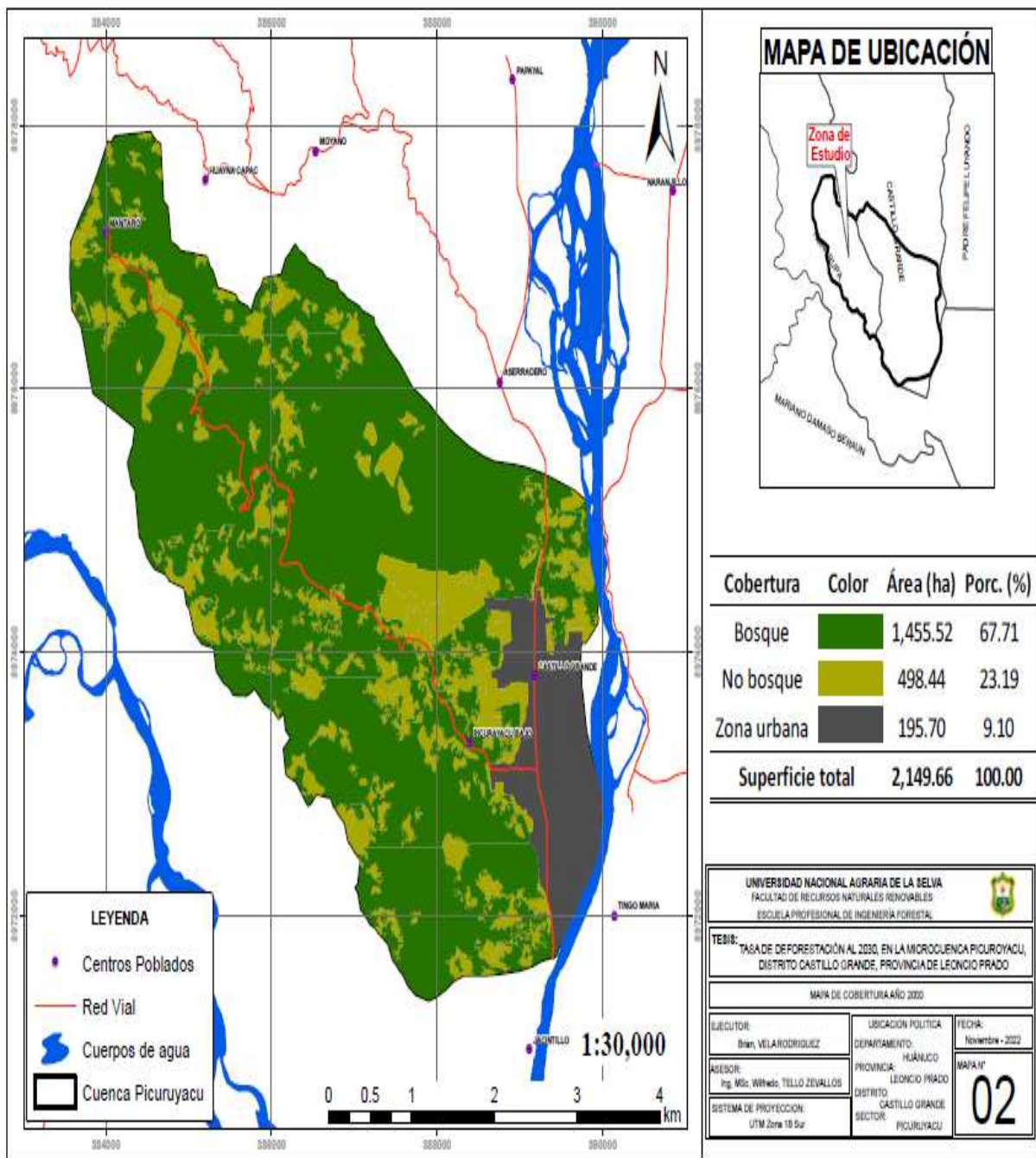


Figura 16. Mapa de cobertura del año 2005

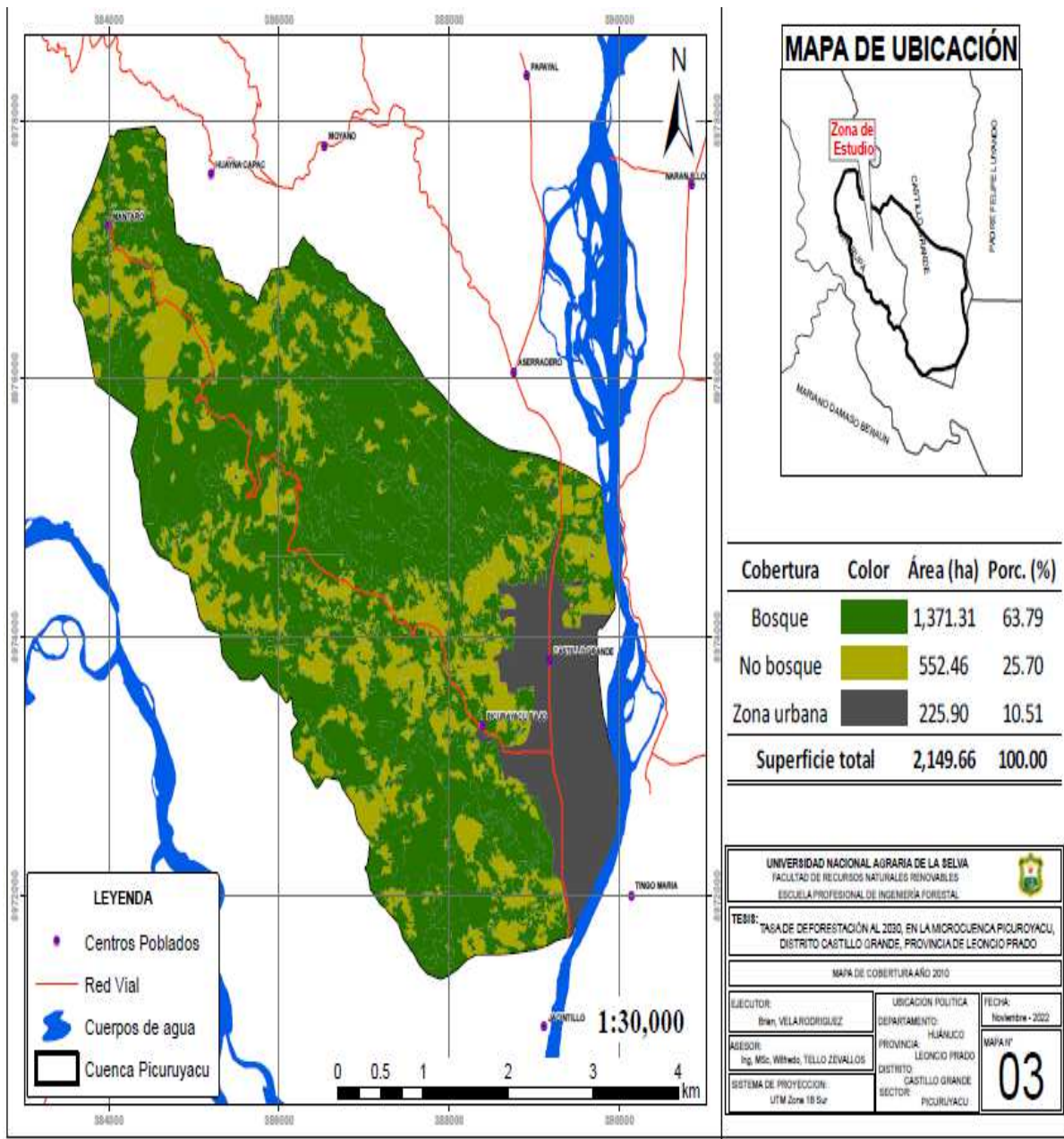


Figura 17. Mapa de cobertura del año 2010

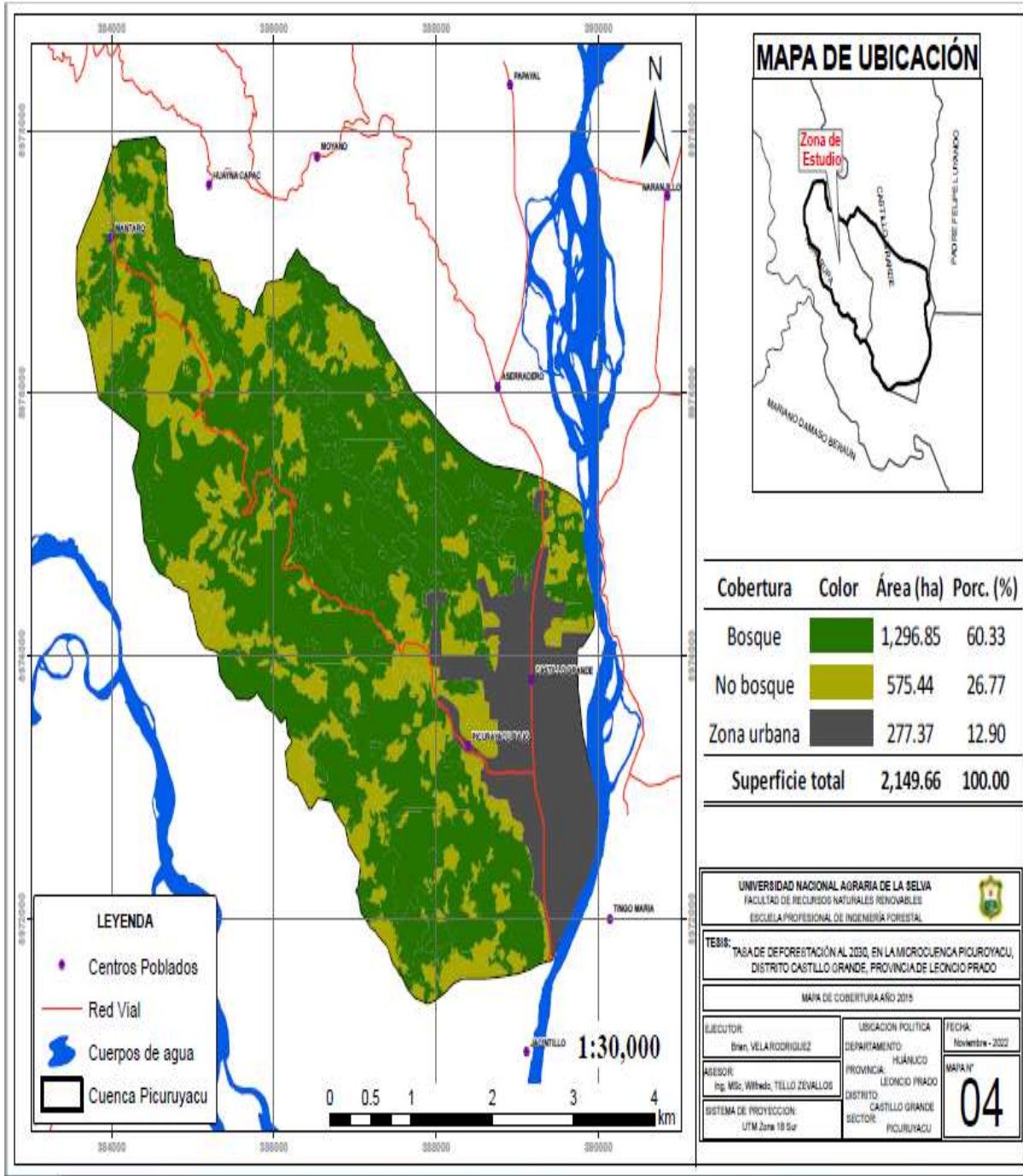


Figura 18. Mapa de cobertura del año 2015

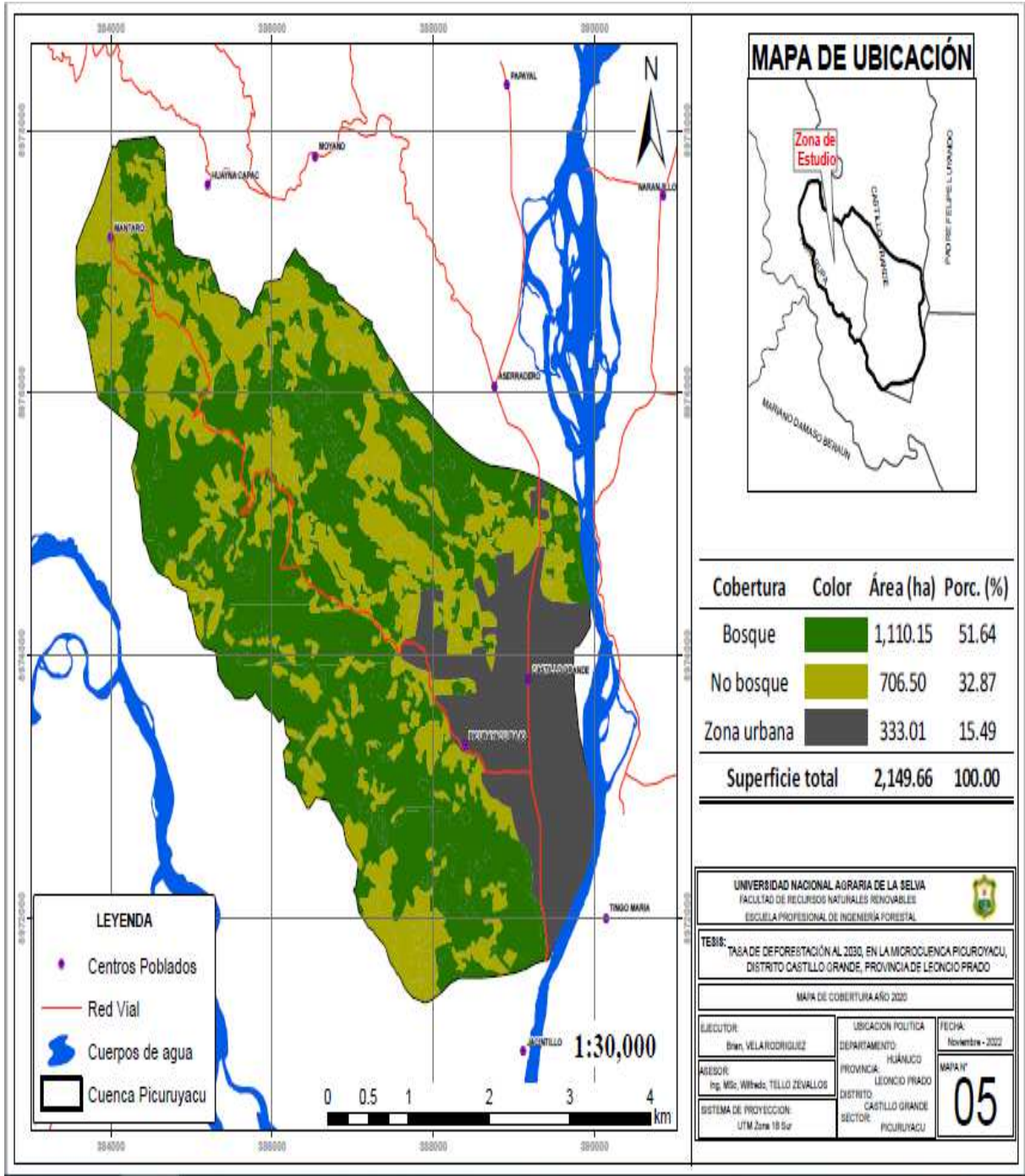


Figura 19. Mapa de cobertura del año 2020

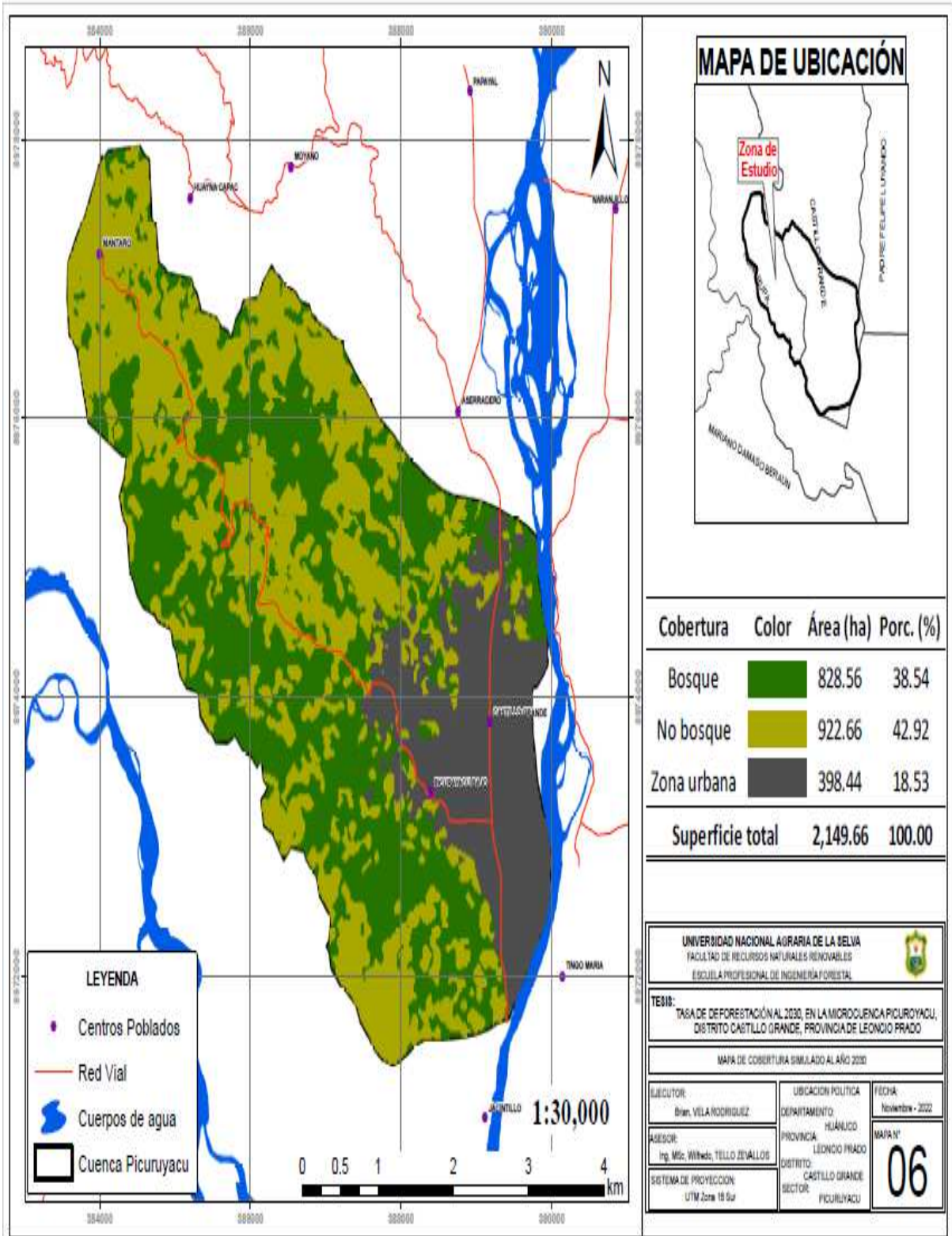


Figura 20. Mapa de cobertura del año 2030 proyectado