

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA
FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS
ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL DE INGENIERÍA FORESTAL
SEDE JAÉN



**ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DEL DISTRITO HUABAL –
REGIÓN CAJAMARCA DURANTE EL PERIODO 2005 – 2020 Y SU
PROYECCIÓN AL AÑO 2050 CON TELEDETECCIÓN**

TESIS

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO FORESTAL

Presentado por el Bachiller:

Luis Alberto Saucedo Banda

Asesor:

Ing. M. Sc. Germán Pérez Hurtado

JAÉN -PERÚ

2023



ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En la ciudad de Jaén, a los **veinticuatro** días del mes de **febrero** del año dos mil veintitrés, se reunieron en el **Ambiente de la Sala de Docentes de Ingeniería Forestal-Filial Jaén**, los miembros del Jurado designados por el Consejo de Facultad de Ciencias Agrarias, según Resolución de Consejo de Facultad N°054-2023-FCA-UNC, de fecha 16 de enero del 2023, con el objeto de evaluar la sustentación del trabajo de Tesis titulado: **"ANÁLISIS DE LA DEFORESTACIÓN DEL DISTRITO HUABAL - REGIÓN CAJAMARCA DURANTE EL PERIODO 2005 - 2020 Y SU PROYECCIÓN AL AÑO 2050 CON TELEDETECCIÓN"**, ejecutado por el Bachiller en Ciencias Forestales, **Don LUIS ALBERTO SAUCEDO BANDA**, para optar el Título Profesional de **INGENIERO FORESTAL**.

A las **dieciséis** horas y **treinta** minutos, de acuerdo a lo estipulado en el Reglamento respectivo, el Presidente del Jurado dio por iniciado el evento, invitando al sustentante a exponer su trabajo de Tesis y, luego de concluida la exposición, el jurado procedió a la formulación de preguntas. Concluido el acto de sustentación, el jurado procedió a deliberar, para asignarle la calificación. Acto seguido, el Presidente del Jurado anunció la **APROBACIÓN** por **UNANIMIDAD** con el calificativo de **catorce (14)**; por tanto, el Bachiller queda expedito para el inicio de los trámites, para que se le otorgue el Título Profesional de Ingeniero Forestal.

A las **diecisiete** horas y **treinta** minutos del mismo día, el Presidente del Jurado dio por concluido el acto.

Jaén, 24 de febrero de 2023.


Ing. M. Sc. Segundo Medardo Tafur Santillán
PRESIDENTE


Ing. M. Sc. Vitoly Becerra Montalvo
SECRETARIO


Ing. M. Sc. Francisco Fernando Aguirre de los Ríos
VOCAL


Ing. M. Sc. Germán Pérez Hurtado
ASESOR

DEDICATORIA

Dedico con todo mi corazón mi tesis a mi esposa, hijo y a mis padres, pues sin ella no lo había logrado. Tu bendición a diario a lo largo de mi vida me protege y me lleva por camino del bien. Por eso te doy mi trabajo en ofrenda por tu paciencia y amor.

AGRADECIMIENTO

Primeramente, quiero agradecer a Dios por darnos salud y expresar mi profunda gratitud al profesor Germán Pérez Hurtado por ser el supervisor de investigación, por su paciente orientación, su entusiasta aliento y sus útiles críticas de este trabajo de investigación. También me gustaría agradecer a mis padres por sus consejos y ayuda para mantener mi progreso según lo programado.

ÍNDICE

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO	4
ÍNDICE DE TABLAS	7
ÍNDICE DE FIGURAS.....	8
RESUMEN	8
ABSTRACT.....	10
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	11
CAPÍTULO II. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	13
2.1. Antecedentes de la investigación.....	13
2.2. Bases teóricas.....	16
2.2.1. Deforestación.....	16
2.2.2. Imagen satelital.....	17
2.2.3. Satélite Landsat	18
2.2.4. Análisis multitemporal	19
2.2.5. Matriz de transición.....	19
2.2.6. Cobertura y uso del suelo	20
2.2.7. Teledetección.....	21
2.2.8. Clasificación supervisada	22
2.2.9. Random Forest.....	22
2.2.10. Proyección de cobertura de uso de suelos.....	23
2.3. Definición de términos básicos.....	24
CAPITULO III. MARCO METODOLÓGICO	26
3.1. Localización.....	26
3.2. Tipo y diseño de investigación	27
3.3. Población, muestra y unidad de análisis	27
3.4. Fuentes, técnicas e instrumentos de recolección de información	28

3.5. Técnicas de procesamiento y análisis de datos	28
3.6. Aspectos éticos	28
3.7. Materiales y procedimiento	29
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	33
4.1. Resultados.....	33
4.1.1. Cobertura y uso de suelo del distrito de Huabal.....	33
4.1.2. Análisis de cobertura y uso de suelo en el año 2005	37
4.1.3. Análisis de cobertura de suelo en el año 2020	40
4.1.4. Cambio de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal.....	47
4.1.5. Estimación del uso y ocupación del suelo para el año 2050	48
4.1.6. Análisis de área boscosa periodo 2005-2020 y su proyección al 2050	50
4.1.7. Análisis de deforestación periodo 2005-2020	54
4.1.8. Validación del modelo de proyección futura de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal	83
4.2. Discusión	55
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	57
5.1. Conclusiones.....	57
5.2. Recomendaciones	57
CAPITULO VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
CAPÍTULO III. ANEXOS.....	66

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Clase de cobertura y uso de suelo en el distrito de Huabal.....	33
Tabla 2 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2005	37
Tabla 3 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2010	40
Tabla 4 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2015	43
Tabla 5 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2020	45
Tabla 6 Cambio de uso de suelo en el periodo 2005-2020 en hectáreas.	47
Tabla 7 Cambio de uso de suelo en el periodo 2005-2020 en porcentaje.....	47
Tabla 8 Estimación de uso y ocupación de suelo en el distrito de Huabal para el año 2050....	48
Tabla 9 Ecuaciones de regresión para determinación del área boscosa para el año 2050	50
Tabla 10 Proyección del área boscosa para el año 2050 distrito Huabal	50
Tabla 11 Análisis de deforestación periodo 2005-2050 usando redes neuronales	54
Tabla 12 Análisis de deforestación periodo 2005-2050 usando estadística inferencial	54
Tabla 13	¡Error! Marcador no definido.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Matriz de transición.....	20
Figura 2 Esquema de algoritmo Random Forest	23
Figura 3 Mapa de ubicación del ámbito de estudio	26
Figura 4 Área urbana	34
Figura 5 Áreas de pastos.....	34
Figura 6 Áreas agrícolas	35
Figura 7 Área de bosques.....	35
Figura 8 Área arbustiva y herbácea	36
Figura 9 Áreas sin vegetación.....	36
Figura 10 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2005.....	37
Figura 11 Mapa de cobertura y uso de suelo del distrito de Huabal en el año 2005	39
Figura 12 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2010.....	40
Figura 13 Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2010.....	42
Figura 14 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2015.....	43
Figura 15 Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2015.....	44
Figura 16 Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2020.....	45
Figura 17 Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2020.....	46
Figura 18 Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2020.....	49
Figura 19 Análisis de área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050 según redes neuronales	51
Figura 20 Análisis de área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050 según estadística inferencial	51
Figura 21 Mapa de análisis de la deforestación del distrito de Huabal periodo 2005-2020 y su proyección al 2050 usando redes neuronales.....	52

RESUMEN

El objetivo de esta investigación fue analizar la deforestación del distrito Huabal – región Cajamarca durante el periodo 2005 – 2020 y su proyección al año 2050 con teledetección, para lo cual se emplearon imágenes del satélite Landsat 8 y Landsat 5, las cuales fueron corregidas radiométrica y topográficamente para su posterior uso, la clasificación de la cobertura se realizó mediante clasificación supervisada usando el algoritmo Random Forest con el cual se permitió obtener la clases de cobertura existentes en el año 2005 y 2020, la proyección al año 2050 fue realizada con redes neuronales artificiales en el complemento Molusce de QGIS 3.12.3 Los resultados indican que en el distrito de Huabal se encuentran las clases de cobertura y uso de suelo Áreas urbanizadas, Pastos, Áreas agrícolas heterogéneas, Bosques, Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo y Áreas sin o con poca vegetación. Para el año 2005 el área boscosa ocupaba el 42.46 %, en el año 2020 un área de 29.56 % y para el año 2050 se estima una proyección del 24.35 % de área boscosa. Se concluye que a través de la proyección futura de la cobertura boscosa al año 2050 ésta será de 2066.11 ha lo cual significa una disminución de 442.37 ha por efectos de la deforestación que a futuro continúa acrecentándose.

Palabras clave: Deforestación, Cobertura y uso del suelo, Clasificación supervisada.

ABSTRACT

The objective of this research was to analyze the deforestation of the Huabal district - Cajamarca region during the period 2005 - 2020 and its projection to the year 2050 with remote sensing, for which images from the Landsat 8 and Landsat 5 satellites were used, which were corrected radiometric and topographically for later use, the coverage classification was carried out by supervised classification using the Random Forest algorithm with which it was possible to obtain the existing coverage classes in the year 2005 and 2020, the projection to the year 2050 was made with artificial neural networks in the QGIS 2.18 Molusce plugin. The results indicate that in the district of Huabal the land cover and use classes are Urbanized areas, Pastures, Heterogeneous agricultural areas, Forests, Areas with herbaceous and/or shrubby vegetation, and Areas with little or no vegetation. For the year 2005 the forested area occupied 45.46%, in the year 2020 an area of 29.56% and for the year 2050 a projection of 24.35% of forested area is estimated. It is concluded that through the future projection of the forest cover to the year 2050 it will be 2066.11 ha, which means a decrease of 442.37 ha due to the effects of deforestation that continues to increase in the future.

Keywords: Deforestation, Land use and coverage, Supervised classification

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

En los últimos años la deforestación es uno de los temas principales en las agendas nacionales e internacionales debido a su efecto en el cambio climático (Condori-Luna et al. 2018, p. 26), la deforestación es el resultado del cambio de cobertura y uso de suelos los cuales son consecuencia del resultado de la interacción de las actividades humanas en el medio natural (Rojas Briceño et al. 2019, p. 3), con lo cual la deforestación se convierte en la segunda causa que más aporta en emisiones de CO₂ en el planeta tierra, después de los combustibles fósiles (Tiria et al. 2018, p. 288).

La deforestación es un problema que afecta a nivel global, regional y local ya que son varios los problemas que ocasiona en los cuales los que más se distinguen y que generan problemática socio ambiental son: el alteraciones en la temperatura y humedad, variación en la radiación a la superficie terrestre, retención y emisión de gases de CO₂, CH₄, O₃, disminución de la frecuencia y cantidad de precipitaciones, inundaciones, alteración hídrica en la capacidad de infiltración y compactación del suelo (Borderías y Muguruza, 2014, p.52; Tiria et al. 2018, p. 292), pérdida de hábitat de las especies de flora y fauna lo cual genera un daño al ecosistema y reducción de biodiversidad (Bonfanti & Sánchez, 2019, p. 31). La deforestación no es un problema que se causa por un solo factor si no que es dado por la interacción de varios factores socioeconómicos, demográficos y biofísicos que al interactuar entre sí pueden ocasionar que la deforestación se detenga o avance (Isaías & Romay, 2013, p. 28).

Debido a que la deforestación es un problema que con el pasar de los años ha ido incrementando en gran manera, diversos investigadores han planteado metodologías que puedan ayudar a realizar el análisis y monitoreo de la deforestación basado en técnicas de teledetección y SIG en donde se puede realizar un análisis histórico de imágenes satelitales para detectar cambios sobre la cobertura terrestre (Palacios et al. 2020, p. 149), es así que los estudios de la deforestación por medio de imágenes satelitales son cada vez más frecuentes debido a la fiabilidad que presentan estos estudios (Baeza et al. 2014, p. 15; Condori-Luna et al. 2018, p. 27; Pinto-Ledezma & Ruíz - De Centurión 2006, p. 102), la eficiencia de estos estudios radica en que permite identificar diferencias de estado de un evento o fenómeno a

partir de los valores de radiancia de las imágenes haciendo evaluaciones multitemporales (Chuvienco, 2006, p. 2).

El distrito de Huabal ubicado en la región Cajamarca, presenta extensas áreas boscosas, las cuales con el pasar de los tiempos se han visto notoriamente afectadas por el crecimiento demográfico de dicho distrito, ya que los pobladores en su afán de expandirse y cubrir sus necesidades depredan estas áreas boscosas y muchas veces integran actividades agrícolas en estos ecosistemas naturales, lo cual conlleva a problemas de corto y largo plazo, Ayala y Herrera (2020) mencionan que, el avance de las áreas agrícolas y el sobrepastoreo tienen efectos negativos en la composición de los perfiles del suelo y en consecuencia disminuye el espesor de los horizontes y disminución de la cobertura boscosa, todos estos procesos acelerados en el distrito de Huabal generan presiones sobre los recursos naturales del mencionado distrito, esto genera que no se realice una correcta gestión de las áreas naturales y antrópicas.

A pesar de lo anteriormente expuesto, la deforestación es un problema ambiental que afecta directamente a la sociedad, la municipalidad de Huabal no tiene registros sobre cómo ha ido evolucionando la deforestación con el pasar del tiempo, lo que conlleva a que no se tomen las medidas correctas para mitigar esta problemática, por lo tanto se plantea el siguiente problema de investigación: ¿Cuál es el grado de deforestación en el distrito de Huabal, región Cajamarca durante el período 2005 – 2020 y como será al año 2050?.

Con la finalidad de atender a dicha problemática se presenta esta investigación para analizar deforestación del mencionado distrito se planteó el siguiente objetivo general: Analizar la deforestación del distrito Huabal – región Cajamarca durante el periodo 2005 – 2020 y su proyección al año 2050 con teledetección, y los siguientes objetivos específicos:

- Realizar la clasificación de Cobertura y uso del suelo en el distrito de Huabal, región Cajamarca para el año 2020.
- Analizar la deforestación en el distrito de Huabal en los años 2005, 2010, 2015 y 2020.
- Estimar la probabilidad de deforestación en el distrito de Huabal para el año 2050.

CAPÍTULO II

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1. Antecedentes de la investigación

Internacional

A nivel internacional existen distintas investigaciones relacionadas al presente estudio, es así que se tiene:

Gutierrez et al. (2015) En su artículo de investigación realizó el análisis jerárquico de intensidad de cambio de cobertura/uso de suelo es un marco cuantitativo de análisis espacial anidado que permite estimar los cambios en tres niveles de orden, intervalo de tiempo, categoría y transición, a partir de una matriz de cambio. Se aplicó para dos periodos de tiempo 2000-2004 y 2004-2008 en la Reserva de la Biosfera Sierra de Manantlán, área de estudio altamente heterogénea en términos de los tipos de vegetación y usos del suelo. Se usó cartografía del INEGI a escala 1:50 000 actualizada mediante una imagen Landsat ETM+ del 2000 e imágenes SPOT para 2004 y 2008. El análisis permitió conocer en qué intervalo de tiempo la tasa anual general de cambio es más rápida, cuáles son las categorías más activas y cuáles son latentes; cuáles son las categorías objetivo para las transiciones activas, y si el patrón de cambio es estable en el tiempo. Se observó una mayor tasa anual de cambio entre 2000 y 2004 en comparación con el periodo 2004-2008. A nivel de categorías, se encontraron altas tasas de deforestación de las selvas tropicales hacia usos agropecuarios, y latencia en bosques templados con baja intensidad de transición hacia usos agropecuarios. En particular la actividad ganadera arraigada en la región aparece como factor promotor del proceso de deforestación, que en la praxis sobre el terreno se expresa diferencialmente en selvas y bosques

Toala (2018) en su artículo analizó la deforestación de la microcuenca Cañas de los 1990, 2000, 2008 y 2016, usó imágenes satelitales que fueron procesadas en un sistema de información geográfica (SIG), donde se identificó las áreas boscosas mediante clasificación supervisada. A partir de los resultados obtenidos se logró determinar tres usos de suelo en el área de estudio, siendo así que el 67,86 % corresponde a áreas agropecuarias, el 26,36 % vegetación arbórea y el 5,78 % a cuerpos de agua en el año 2016. De los resultados el autor concluye que la tasa de deforestación durante el periodo 1990 - 2016 calculada fue de 4,19 % por año en la la microcuenca; lo cual indica alto grado de deforestación, el principal causante

de esto es el cambio de uso de suelo; ya que las áreas de bosques son transformadas a cultivos debido a la expansión agrícola y pecuaria, lo cual conllevó que durante el periodo analizado áreas agropecuarias incrementen en 1 240,85 ha.

Condori-Luna et al. (2018) en su artículo evaluaron la cubierta vegetal del suelo para los periodos de 1989-2005 y 2005-2014 en la subcuenca del río Coroico en Bolivia. El análisis de deforestación y la identificación de cubierta vegetal se realizó usando teledetección espacial y Sistemas de Información. Los resultados indican que la mayor disminución de las áreas boscosas se dio en el periodo 1989-2005 y en menor cantidad en el periodo 2005-2014. Los autores concluyen que la pérdida del bosque es debido a inadecuadas técnicas agrícolas, lo que hace que exista la migración y habilitación de nuevas áreas agrícolas en zonas donde anteriormente estaban constituidas por bosque, además que durante el periodo se perdieron aproximadamente 59.638 ha por año durante el 1989 a 2005 y durante los años 2005 a 2014 que llega a 16.99 ha/año.

A nivel nacional

En nuestro país, se tiene algunos estudios de deforestación con énfasis de teledetección como es el caso de:

Mamani y Servan (2018) en su tesis realizado en la región Amazonas realizaron una investigación con el objetivo de evaluar los cambios de uso de suelos y la pérdida de cobertura vegetal entre los años 1986-2015 en 4 periodos, para conocer la tasa de deforestación en el área de estudio y proponer actividades de manejo de los recursos naturales en el distrito de Molino pampa. El estudio se llevó a cabo haciendo uso de software como son ERDAS y ArcGis, hicieron uso de imágenes de los satélites Landsat 5 TM y Landsat 8 OLI, además material del Instituto Geográfico Nacional (IGN). Los resultados principales de la investigación manifiestan que durante los años 1986 a 1992 la tasa de deforestación es de 110,82 ha/año; así mismo, concluyen que la deforestación en el lugar de estudio tiene relación directa con el aumento de actividades como la ganadería ya que para esto necesitan áreas más extensas para el pastoreo, así como el aumento del tejido urbano.

Chichipe et al. (2017) en su artículo realizado en la región Amazonas determinaron los cambios en la cobertura de bosques a causa de la deforestación entre los años 1987-2016, en Leymebamba, distrito que ha sido altamente alterado por la práctica de la agricultura migratoria. Para esto se utilizaron cuatro imágenes Landsat TM-OLI, de los años 1989, 1998,

2007 y 2016, sobre las cuales se realizaron los respectivos procesamientos. La obtención de cobertura y usos del suelo se realizó mediante la clasificación basada en objetos, de la cual se obtuvieron cinco representaciones de cobertura. En la validación temática se obtuvo una exactitud global de 85,2 % y un índice de kappa de 0,763, que indica una considerable precisión en la clasificación. Se encontró una alta deforestación en la temporada 1989-1998, con una tasa de 262,7 ha/año. Finalmente, para las temporadas 1998-2007 y 2007-2016, las tasas de deforestación descendieron a 34,8 ha/año y 58,2 ha/año, respectivamente.

Chahua (2018) en su análisis de la deforestación del periodo 2006 – 2018 usó imágenes de los satélites Sentinel 2A, Landsat 5 TM y Landsat 8. Los resultados determinan que la superficie deforestada al 2018 fue de 8,366.33 ha, lo cual viene a ser el 54.91% del total del distrito, además se obtuvo que en el periodo 2014 – 2018 se dio la mayor tasa de deforestación donde las pérdidas ascendieron a 176.8 ha/año, seguido del periodo 2006 – 2010 con 140.4 ha/año y finalmente 2010 – 2014 con 39.78 ha/año. El autor concluye que el problema de la deforestación en el distrito de estudio y en toda la Amazonía por tala de madera para instalar terrenos para cultivos agrícolas y crianza de ganado; sin embargo, este problema se debe a alta demanda de alimentos tanto para humanos como para animales y además la explotación de la madera como biocombustibles.

A nivel regional

Existen algunos estudios respecto al tema, donde destacan:

Requelme (2019) quien en su tesis realizó el estudio de análisis de pérdida de cobertura boscosa y cambio de uso de suelo del distrito de Chadín, ubicado en la provincia de Chota, con una superficie total de 6 486.26 ha, y diferentes tipos de vegetación, principalmente pastos naturales y relictos de bosque. Con el objetivo de determinar el cambio de uso del suelo y la pérdida de cobertura boscosa en un periodo de 18 años. Para ello se realizó una evaluación de cambio de uso de suelo entre los años 2000 y 2018 a través de herramientas de teledetección con la ayuda de imágenes satelitales de mediana resolución tomadas por el satélite Landsat, generando como producto mapas de coberturas para los años 2000 y 2018. El mapa de coberturas del año 2018 fue comparado con imágenes Pleiades de alta resolución y validado con visitas a campo para aumentar su confiabilidad. En los mapas se registraron los principales cambios que experimentaron las 6 coberturas identificadas, de manera general todas las categorías presentaron cambios en aumento o disminución de su cobertura, siendo los más

notables pastos, que incrementó en 470.94 ha y suelos desnudos que se redujo en 348.51 ha para el 2018. Además, se obtuvo una pérdida de cobertura boscosa para todo el período evaluado de 323.53 ha, siendo la tasa promedio anual de deforestación para el periodo evaluado de 17.97 ha año⁻¹. Así mismo se obtuvieron las transiciones o cambio de uso de suelo ocurrido en el período evaluado, identificándose 14 tipos de transiciones más significativas.

Huamán (2021) en su tesis caracterizó la pérdida de cobertura vegetal entre los años 2015-2021 en el distrito de Namballe, provincia de San Ignacio considerando al año 2018 para su respectivo análisis, para ello se emplearon imágenes satelitales tomados por el satélite Landsat 8 que se procesaron mediante la técnica de clasificación no supervisada con el software ArcGIS. logrando así clasificar 4 categorías aplicando el NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) las cuales fueron: denso (valor mayor a 0.3), semi denso (0.2 a 0.3), ralo (0.1 a 0.2), cobertura mínima (0 a 0.1) y cuerpos no vegetales, también se logró estimar que el nivel de pérdida de cobertura vegetal boscosa (cobertura densa) en el lapso de los 7 años fue del 30%, además de un aumento considerable en la cobertura semidensa con un 6 % y del 14% en la cobertura denominado ralo. Por otro lado, los cuerpos no vegetales siguen representando el 0% del total, pero con un incremento mínimo por ha en los 7 años.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Deforestación

Toala (2018) define la deforestación como la acción y resultado de deforestar que tiene que ver con quitar árboles de un terreno. Proceso que aparece y se produce por causa de acciones antropogénicas como tala y quema de masas forestales (p. 17).

En el Protocolo de Kyoto detalla la deforestación como “La transformación directa de las áreas boscosas a tierras no boscosas por parte del ser humano” (Naciones Unidas, 1998, p.45) mientras en FRA (Forest Resources Assessment), mencionan que la deforestación es una acción de convertir el bosque a otra clase de uso de la tierra o acciones que producen la merma de la cubierta forestal a largo plazo ocasionando que esta esté por debajo del umbral mínimo de 10 por ciento” (FAO, 2012, p. 84).

La deforestación es un problema mundial, y siendo específicos en el caso del Perú, la deforestación se encuentra arrasando cerca de 9.5 millones de hectáreas de bosques, lo que

equivale a aproximadamente tres veces el tamaño de toda la región Lima, lo cual significa que más del 15 % del total de bosques del país han sido deforestados, y las pérdidas monetarias por culpa de la deforestación rondan los 60 mil millones de dólares. Esta medida se empeora con los reportes estadísticos que indican que cada año se pierde un aproximado de 150 mil hectáreas de bosques (Marapi, 2013, p. 6).

La deforestación o tala de árboles es un asunto que se genera básicamente por el accionar humano, en el cual se destruye la superficie forestal. Está directamente relacionada con la acción del hombre sobre la naturaleza, principalmente por la tala o quemados de terrenos forestales realizados por la industria maderera, agrícola, minera y ganadera. La acción de talar los árboles sin tener un plan de reforestación generan daño severo al hábitat, en cuanto a pérdida de biodiversidad y en aridez de los suelos. Además, tiene un severo impacto en cuanto a la fijación de dióxido de carbono (CO₂); ante esto las regiones deforestadas generan erosión del suelo y con frecuencia degradan y convierten los suelos boscosos en tierras de baja o nula producción (Suarez, 2018, p. 6).

2.2.2. Imagen satelital

Las imágenes satelitales son aquellas obtenidas a través de la captación de energía que se refleja o que es emitida por los objetos que se hallan sobre la superficie terrestre, dichas imágenes son digitales y están formadas por un conjunto de píxeles los cuales determinan la unidad mínima de identificación digital, cada uno de los píxeles de la imagen posee un valor numérico, este valor define la respuesta de los objetos que están sobre la corteza terrestre y que reflejan la energía emitida, esta respuesta va a varias imágenes según las características biofísico-químicas de los objetos y debido a esto es posible diferenciarlos en una imagen. Las imágenes satelitales son captadas por sensores que se encuentran en las plataformas de los satélites, estos sensores capturan la energía que reflejan los objetos, las imágenes se pueden caracterizar con tres parámetros: espacial, espectral y radiométrica, estos parámetros son los que definen las aplicaciones de las imágenes satelitales en las diferentes órbitas (Witting, 2019, p. 26).

Las imágenes satelitales son una representación gráfica-visual de los datos reflejados por los objetos que están sobre la superficie de la tierra que captura un sensor que está en un satélite; los datos recopilados se envían a una estación terrena en la cual se procesan y son

convertidos en imágenes, generando así mayor conocimiento sobre las características de la Tierra en diferentes escalas espaciales (Maquera, 2020, p. 28).

Las imágenes satelitales son productos digitales captados por sensores de satélites, son como una fotografía de todo lo que se encuentra sobre la corteza terrestre y contienen información numérica de cada objeto capturado, dentro de sus principales características se tiene que las imágenes se clasifican según el tipo de sensor que las capturó y su resolución espacial. Estas imágenes pueden ser de libre acceso o de acceso restringido según su resolución espacial y del satélite que lo hace disponible.

2.2.3. Satélite Landsat

El Programa LANDSAT proviene de dos vocablos Land que significa tierra y el segundo Sat que proviene de satélite, fue el primer satélite que envió el gobierno de los Estados Unidos para monitorear los recursos que se encuentran en la tierra. A sus inicios fue denominado como ERTS-1 (EarthResourcesTechnologySatellite) y a partir del año 1975 fue denominado como LANDSAT. El conjunto LANDSAT está conformado por 7 satélites que venían, tanto en concepto como en estructura de los satélites Nimbus que son usados para fines meteorológicos Nimbus. Estos satélites tienen a bordo diferentes instrumentos, y tienen como misión capturar la mayor información posible de la superficie terrestre, con alta precisión y a gran detalle, de ahí es que se puede realizar mejoras radiométricas, geométricas y espaciales (Corrales & Ochoa 2017, p. 84).

Las imágenes de los satélites Landsat contienen 12 bandas, a su vez estos satélites están conformados por dos grandes sensores, el primero es conocido como Operational Land Imager (OLI) y el segundo como Térmico infrarrojo Thermal Infrared Sensor (TIRS).

Específicamente hablando de Landsat 8 las bandas de este satélite manifiestan los cambios que ocurren en el medio ambiente y ayuda a identificar las diferencias que existen sobre la superficie terrestre. Los datos que provee Landsat 8 se pueden usar para obtener diferentes variables físicas y climáticas como temperatura de la superficie y a la vez realizar estudios de procesos de transferencia de calor y humedad en diferentes rubros de estudio como la agricultura, la gestión del agua, destacar los picos de máxima vegetación, que son útiles para evaluar el vigor de las plantas, cartografía batimétrica que distingue el suelo de la vegetación y la vegetación caducifolia de la vegetación de coníferas, distingue las laderas de vegetación, destaca el contenido de biomasa y las costas (Arellano, 2020 p. 24).

Los satélites Landsat son empleados con frecuencia en diversos estudios de investigación debido a que son datos de libre acceso y que se encuentran disponibles en el portal de USGS de los estados unidos, estos se caracterizan por tener una resolución espacial media, en general las bandas 1 – 9 (excepto la banda 8) del sensor OLI tienen una resolución espacial de 30 m excepto la banda 8 que tiene una resolución espacial de 15 m y las bandas del sensor TIRS que son las bandas 10 y 11 tienen una resolución espacial de 100 m.

2.2.4. Análisis multitemporal

Scanterra (2015) menciona que se denomina así al análisis de tipo espacial que se realiza mediante la comparación de las coberturas interpretadas en dos a más imágenes de satélite o mapas de un mismo lugar en diferentes fechas y permite evaluar los cambios en la situación de las coberturas que han sido clasificadas como los meses del año y los años entre si difieren en sus características climáticas, un análisis multitemporal es mucho más amplio que el análisis de una sola imagen, citado en (Gonzales, 2019, p. 42).

Ruiz et al. (2013) indica que “el análisis multitemporal permite que se detecten los cambios entre distintos tiempos y fechas de referencia, derivando la evolución del medio natural o las repercusiones de la acción del ser humano sobre el medio” (p. 117).

Las técnicas que se van a usar para el análisis multitemporal varían dependiendo si la imagen empleada es continua o categorizada. De este modo, para el caso de las continuas se han de emplear técnicas cuantitativas, entre las que destaca: diferencias, regresión, componentes principales, entre otras. Si la imagen es categorizada, es decir, imágenes previamente clasificadas, la técnica utilizada se dará mediante tablas de contingencia (Niño, 2020, p. 26).

2.2.5. Matriz de transición

Niño (2020) considera que “una matriz de transición resulta de cruzar dos mapas de distintas fechas, también conocida como matriz de tabulación cruzada. En esta matriz las filas representan las categorías del mapa tiempo (T1) y las columnas las categorías del mapa tiempo (T2)” (p. 27).

Figura 1.

Matriz de transición

$$P = \begin{bmatrix} & I1 & I2 & I3 & R1 & M & R2 \\ I1 & 0 & 1 - \alpha & \alpha & 0 & 0 & 0 \\ I2 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ I3 & 0 & 0 & 0 & 1 - \beta & \beta & 0 \\ R1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ M & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ R2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} .$$

Fuente: Niño (2020)

En la matriz de transición (Figura 1) las áreas (P) son aquellas que no han cambiado, o sea las zonas persistentes entre T1 y T2, son presentadas en la diagonal central de la tabla (P_{jj}); los elementos que se encuentran fuera de la diagonal media pertenecen a las transformaciones sucedidas entre categorías; la fila Total T2 (fila 6) indica el área total que ocupa cada clase en T2 (P+n), mientras que la columna Total T1 (columna 6) representa el área total de cada categoría en el tiempo T1 (P+n) (Niño 2020, p.27).

La matriz de transición o también conocida como tabulación cruzada simboliza un punto de partida principal en estudios multitemporales de cambio de uso de suelo, esta matriz tiene una distribución de doble entrada en el cual las filas muestran valores de coberturas en una fecha de inicio, y las columnas muestran valores de coberturas en una fecha final; la unión de fila-columna en una celda representan el cambio entre estos dos años (Chavarría & Lanuza, 2021, p. 26).

2.2.6. Cobertura y uso del suelo

La cobertura del suelo se entiende como la composición biofísica de la superficie terrestre y todos los procesos que en ella tienen lugar; es decir que es lo que se encuentra sobre la superficie terrestre en un momento dado. La cobertura del suelo a diferencia del uso de la tierra hace referencia al propósito para el que se utiliza un terreno (Maquera, 2020 p.34), es así que el uso del suelo está relacionado con actividades que realiza el ser humano o funciones

financieras de una porción específica de la tierra como el uso urbano o industrial, de reserva natural, etc (Alzate & Sánchez, 2018, p. 33).

Gamarra (2017) indica que “el suelo es una cobertura biofísica que se observa sobre el manto terrestre, mediante sensores remotos, muy aparte de su origen, están compuestas por la vegetación natural o cultivada, afloramientos rocosos, depósitos de arena, hielo, agua y construcciones antrópicas” (p. 2). Por otro lado “la cobertura del suelo controla la dinámica de factores como la energía, carbono y el agua; además tiene gran importancia en estudios sobre monitoreo ambiental y se usa para la toma de decisiones en el sector productivo” (Baeza et al. 2014, p. 95).

Camacho-Sanabria et al. (2017) señalan que el análisis de los cambios de cobertura y uso del suelo en cualquier territorio conlleva a comprender como interactúan los diversos factores socioeconómicos y biofísicos que en él se encuentran. Los estudios de cambio de uso de suelo y vegetación son el referente para conocer las trayectorias de los distintos procesos de cambio que existen en determinado territorio. Las actividades económicas que practican las distintas sociedades del mundo juegan un papel importante en la dinámica de uso de suelo y en el deterioro ambiental (p. 40).

2.2.7. Teledetección

La Teledetección es un método de toma de datos a una determinada distancia sobre la biosfera, se realiza en base a las propiedades de la radiación electromagnética y a su interacción con los elementos de la superficie de la tierra” (Romero, 2006, p.79). Los sensores son recursos que van montados en satélites para captar la energía electromagnética emitida por el sol conocido como sensores pasivos y es reflejada por los objetos, así como la que es emitida por la superficie terrestre en diferentes longitudes de onda (Visible: 0,4-0,7 μm , Infrarrojo Cercano: 0,7-1,3 μm , Infrarrojo Medio: 1,3-8 μm , Infrarrojo Térmico: 8-14 μm) (Bella et al. 2008, p. 40). Mientras que los sensores activos generan su propia fuente de energía, como los sensores de radar. Las imágenes satelitales utilizadas en este trabajo forman parte de este segundo grupo (Bognanni, 2010, p. 80).

La Teledetección es empleada como una técnica que se integra a estudios que tienen que ver con el medio ambiente en las diferentes áreas de la ciencia como la oceanografía, el estudio de recursos pesqueros, estudios costeros, contaminación, hidrogeología, geología,

estimación de cosechas, control de plagas, producción agrícola, usos del suelo, planificación urbana, etc. (Suarez, 2018 p.7).

2.2.8. Clasificación supervisada

García et al. (1998) señalan que la Clasificación Supervisada, es un proceso para observar las propiedades comunes entre un grupo de datos y proceder a clasificarlos en diferentes grupos denominados clases, mediante un modelo de clasificación. El objetivo de este proceso es elaborar un modelo para cada clase identificada usando las peculiaridades disponibles en los datos observables. Las descripciones que se le asigna a las clases son empeladas para catalogar datos de prueba futuros en la base de datos o para desenvolver mejores descripciones (llamadas reglas de descripción) para cada clase en la base de datos. Las aplicaciones de la clasificación incluyen diagnóstico médico, predicción de rendimiento, mercadotecnia selectiva, por nombrar unas cuantas (p. 1).

La clasificación supervisada inicia cuando se conoce la zona de estudio, pues al tener el mayor conocimiento del área de estudio permitirá que se delimite con objetividad los elementos que son representativos de cada una de las categorías que componen la leyenda (Cartaya et al. 2015 p.53). Se entiende también que la clasificación supervisada es una técnica o metodología básica cuando se realiza el análisis de datos y el reconocimiento de patrones que requiere de la construcción de un clasificador: función que asigna una clase a una instancia descrita por un conjunto de variables. (Pérez et al. 2005, p. 125).

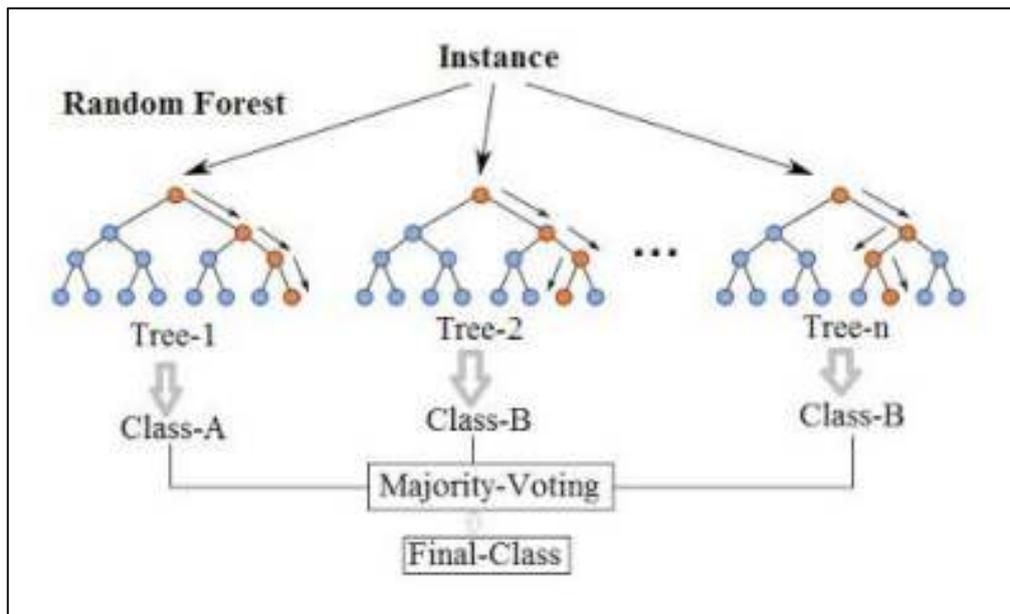
2.2.9. Random Forest

Perry (2017, p. 14) menciona que este algoritmo resulta de una combinación de Árboles de Decisión los cuales son dependientes de un vector aleatorio ensayado de manera autónoma para cada uno. Random Forest construye repetidamente árboles con muestras al azar de datos de entrenamiento, y en el caso de clasificaciones, la clase que se predice con más frecuencia de los árboles individuales se considera como la estimación final. Este algoritmo es frecuentemente utilizado para la clasificación de cubiertas debido a que:

a) Presenta un buen desempeño tanto computacional como en la precisión de la clasificación aplicada a cubiertas de suelo en paisajes heterogéneos pues es capaz de correr eficientemente con grandes conjuntos de datos

b) Funciona como un clasificador intuitivo que puede manejar distintos tipos de variables estimando la importancia de las variables para la clasificación. Tal clasificación es de gran valor para la extracción de features y detección de outliers, lo cual es útil para identificar datos mal etiquetados.

Figura 2
Esquema de algoritmo Random Forest



Fuente: Perry (2017, p. 14)

Los árboles de decisión es un algoritmo que está entre los métodos de clasificación supervisada más utilizados. Se trata de un método no paramétrico, robusto y fácil de interpretar. Funcionan haciendo particiones sucesivas en el espacio de variables buscando siempre la variable y el valor umbral de la misma que maximizan la homogeneidad de las particiones resultantes. El principal problema que tienen los árboles de decisión es que son muy sensibles a pequeñas variaciones en los datos de entrada que pueden encaminar al árbol de decisión por un camino diferente, dando lugar a una clasificación muy diferente. Los clasificadores basados en conjuntos de clasificadores sencillos (ensemble learning) han recibido considerable atención como una forma de superar este tipo de problema (Cánovas-García et al. 2016, p. 360).

2.2.10. Proyección de cobertura de uso de suelos

La proyección tiene como fin determinar áreas con mayor susceptibilidad a ser afectadas por procesos de conversión de ecosistemas naturales, esto consiste en la

implementación de un modelo empírico que caracterice los procesos de conversión de la vegetación natural observados en el período aproximado. Además, cabe mencionar que la proyección cumple con el objetivo dotar de información sobre la magnitud, estructura, crecimiento, distribución de la población y de sus características económicas, sociales y demográficas, que sirva de base para la elaboración de planes generales de desarrollo y la formulación de programas y proyectos a cargo de organismos de los sectores público y privado (Rosero, 2017, p. 48).

La proyección a futuro del cambio de uso del suelo es importante debido a que se utiliza como herramienta para resolver una variedad de problemas de planificación y gestión, así como para la investigación académica. Sin embargo, proyectar el cambio de uso de suelo es altamente complejo debido a la dinámica constante a la que está sometido el territorio y particularmente por que los factores naturales y humanos pueden funcionar a diferentes escalas (Guevara, 2020, p. 85).

La validez y credibilidad de estas proyecciones depende exclusivamente de la calidad de información de entrada, refiriéndonos a las imágenes clasificadas. Mientras mejor sea la calidad de las fuentes de información, más precisas serán las proyecciones. lo cual debería tomarse en consideración para tomar las medidas ambientales necesarias y evitar esta pérdida de bosques en el futuro lo cual aumentaría el riesgo de erosión en el área (Almeida et al. 2009, p. 77).

2.3. Definición de términos básicos

Modelos predictivos

Son modelos que se basan en estadística inferencial y son usados para realizar predicciones a futuro en muchos casos de eventos desconocidos. El modelo que se va a usar se selecciona sobre la base de la teoría de la detección para predecir la probabilidad de un resultado, dada una cantidad establecida de datos de entrada (ARIMETRICALS, 2013, p. 25).

Cadenas de Markov

Las cadenas de Markov son una familia de procesos estocásticos, definidas como una secuencia de variables aleatorias en la que la dependencia de los eventos sucesivos está dada solo por una unidad de tiempo, es decir, que la probabilidad futura del proceso depende

únicamente del estado actual del proceso y no está influenciada por su historia pasada, lo cual es denominado propiedad Markoviana (González-Campos, et al. 2020, p. 132).

Suelo

El suelo es un recurso natural no renovable y finito que brinda amplia gama de servicios ecosistémicos o ambientales, dentro de los cuales se tiene los que se relacionan con su participación en los distintos ciclos biogeoquímicos como carbono, nitrógeno, fósforo, etc que son claves para el desarrollo de los seres vivos, estos elementos continuamente y por efecto de la energía disponible, pasan de los sistemas vivos a los componentes no vivos del planeta (Burbano, 2016 p. 118).

Fragmentación

La fragmentación, es definido en términos generales como el proceso dinámico y multidireccional en el cual parches continuos de bosque se dividen gradualmente en pequeños fragmentos más aislados, este fenómeno influye en la diversidad de especies, destruye el balance de energía del ecosistema y flujo de material, y da como resultado una serie de consecuencias biológicas (Guevara, 2020, p. 8)

Degradación del suelo

La degradación del suelo se puede definir como el proceso de deterioro de las propiedades físicas, químicas y biológicas de la tierra, debido a la existencia de dos sistemas involucrados: el ecosistema natural y el medio social humano (Montatixe Sánchez & Eche Enríquez, 2021 p.2).

Índice Kappa

Índice estadístico de confiabilidad que mide la concordancia entre dos clasificaciones de imágenes: el mapa clasificado-realidad observada y el que cabría esperar simplemente por azar (Chavarría & Lanuza, 2021, p. 25).

CAPITULO III

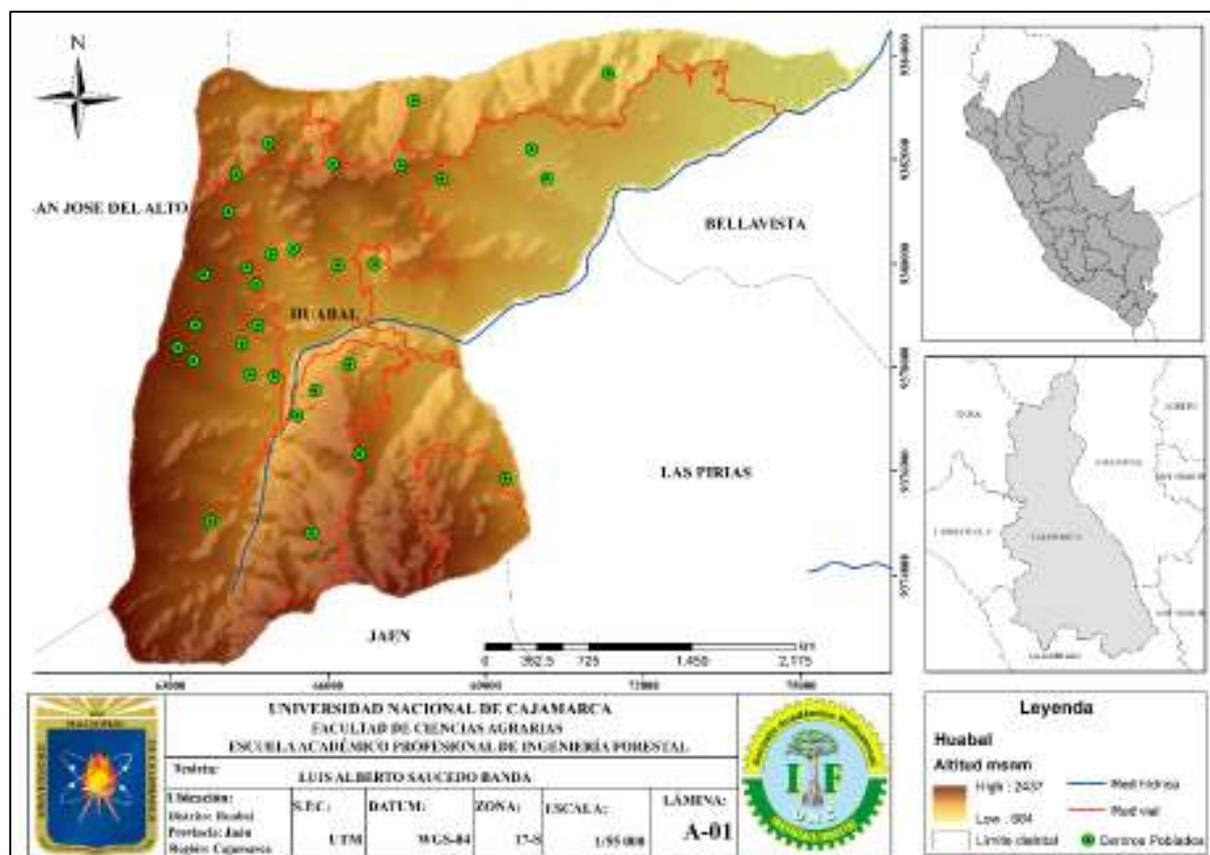
MARCO METODOLÓGICO

3.1. Localización

El distrito de Huabal se ubica en la zona central de la provincia de Jaén en la región Cajamarca, tiene una extensión territorial aproximada de 80.69 km² y está conformado por 28 caseríos, se encuentra ubicada en UTM 733220 y 732061 m Este y 9379446 y 9378171 m Norte. Su clima presenta temperaturas máximas de 22 °C en la parte baja del distrito y temperatura mínima de 12 °C en la parte alta. Las vías más empleadas por la población son las que conectan a Huabal con los distritos de Las Pirias y Jaén, siendo este último, el lugar donde se realiza mayormente la comercialización de sus productos, la temporada de lluvias se extiende entre los meses de enero a junio y octubre respectivamente (Municipalidad Distrital de Huabal) (Figura 3).

Figura 3

Mapa de ubicación del ámbito de estudio



3.2. Tipo y diseño de investigación

La presente investigación es de tipo aplicada ya que tiene como objetivo generar conocimiento con aplicación directa y a mediano plazo en la sociedad o sector productivo (Lozada 2014 p.35). Además, es de diseño no experimental ya que no se manipulará la variable de estudio.

3.2.1. Matriz de operacionalización de variables

Variables	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicador	Escala de medición
Deforestación	La deforestación es la acción y efecto de deforestar (despojar un terreno de sus árboles y plantas). Este es proceso de desaparición de las masas forestales suele producirse por el accionar (Toala, 2018) humano mediante la tala y la quema	Se determinará el comportamiento temporal de la deforestación en función a la cobertura boscosa existente en los años 2005, 2010, 2015 y 2020 y su proyección para el año 2050	Comportamiento temporal de la deforestación Cobertura boscosa	Porcentaje (%) Área (Ha)	De razón

3.3. Población, muestra y unidad de análisis

Población: la población considerada para esta investigación fue toda la superficie del distrito de Huabal.

Muestra: superficie del distrito de Huabal.

Unidad de análisis: imágenes satelitales evaluadas

3.4. Fuentes, técnicas e instrumentos de recolección de información

Fuente de los datos:

Los datos empelados para esta investigación fueron obtenidos de fuentes primarias como base de datos espacial, repositorio de imágenes satelitales y la recolección de datos en campo por parte del tesista.

Técnicas de recolección de datos:

La técnica de recolección de datos fue la observación, ya que el investigador se desplazó al lugar de estudio y recolectó la información geoespacial (coordenadas geográficas) de las unidades de muestreo con un GPS.

Instrumentos de recolección de datos:

Para la presente investigación se utilizó como instrumento de recolección de información la ficha de recolección de información en campo: Tipo de cobertura vegetal, ubicación geográfica, altitud, localización, entre otros. El formato empleado se presenta en el Anexo 1.

3.5. Técnicas de procesamiento y análisis de datos

Los datos obtenidos fueron procesados inicialmente en un software SIG como el ArcGis 10.5 para realizar la clasificación supervisada y luego analizados en una hoja de Excel a fin de cuantificar las áreas boscosas para cada año de estudio.

3.6. Aspectos éticos

La presente investigación presenta aspectos éticos en cuanto a la fiabilidad de los datos presentados, ya que el investigador fue el encargado de la colecta de información y para esto aplicó el conocimiento científico basándose en el método de investigación científica, además el investigador siguió las normas y recomendaciones indicadas en el reglamento para la obtención de grados y títulos de la Universidad Nacional de Cajamarca. Por otra parte, en esta investigación todo texto que pertenezca a otra autoría se encuentra citado y referenciado en los acápites correspondientes a fin de cumplir con el software antiplagio Original.

3.7. Materiales y procedimiento

Materiales

Material de campo: Machetes, botas de jebe, capa impermeable, lapiceros de tinta seca, libreta de apuntes, plumones indelebles, lápiz de carbón.

Material de gabinete: Imágenes satelitales Landsat, Base de datos espacial de MINAM, Papel bond A4 de 80 gramos, lapiceros.

Equipos de campo: GPS garmin 64S, brújula, binoculares, cámara fotográfica.

Equipo de gabinete: Computador HP core i5, impresora, scanner, disco duro externo para almacenamiento.

Software: Microsoft Office 16, Envi 5.2, Rstudio 4.0.1, Qgis 2.18.3 y ArcGis 10.5

3.4.1. Procedimiento

a. Adquisición de información base.

La información base (Cartografía y zonificación) fue proporcionada la Municipalidad distrital de Huabal y el Gobierno regional de Cajamarca.

b. Adquisición de Imagen satelital

Las imágenes satelitales del período 2005 - 2020 fueron adquiridas del portal de Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), las imágenes fueron provenientes de los satélites Landsat 8-OLI, Landsar 7 y Landsat 5.

Imagen	Año	Bandas	Año	Fecha
LT05_L2SP_009064_20050115_20200902_02_T1	Landsat 5	7	2005	15/01/2000
LE07_L1TP_009064_20101105_20200910_02_T1	Landsat 7	11	2010	05/11/2010
LC08_L2SP_010064_20161120_20200905_02_T1	Landsat 8	11	2016	20/11/2016
LC08_L2SP_010064_20200912_20200919_02_T1	Landsat 8	11	2020	19/09/2020

c. Criterios para selección de imágenes satelitales

Las imágenes satelitales que fueron seleccionadas para la presente investigación deberán cumplir con los siguientes criterios: como máximo tener entre 10 – 20 % de nubosidad, además de ser captadas en etapa no lluviosa.

d. Pre procesamiento de la imagen satelital

El pre procesamiento de las imágenes satelitales seleccionadas para esta investigación consistía en la corrección atmosférica DOS1 realizada en el software Qgis 3.12.8.

e. Extracción del área de estudio

La extracción del área de estudio fue realizada mediante la “Extracción por máscara” en un software SIG, donde la máscara es el polígono limítrofe del distrito Huabal

f. Clasificación supervisada

- Segmentación

La segmentación de la imagen satelital fue realizada para separar áreas cercanas espectralmente homogéneas, verificando que la segmentación realizada sea consistente con los bordes observados en el mosaico de la imagen Landsat (Maquera, 2020 p. 38).

- Muestreo de áreas de entrenamiento

El muestreo de las áreas de entrenamiento es generado a partir de la segmentación de las imágenes satelitales, las áreas de entrenamiento son polígonos que conforman una muestra que representa cada una de las clases presentes en la escena que se analizó (Maquera, 2020 p. 39)

- Clasificación de las imágenes satelitales

La clasificación de la Cobertura y uso de suelo, así como de la cobertura boscosa en el distrito Huabal en el periodo 2005 - 2020 fue realizada en el software R. v 4.0.2 empleando el algoritmo random forest.

g. Determinación de la deforestación del área boscosa

La deforestación del área boscosa para cada año (2005, 2020) será calculada con la fórmula propuesta por (Puyravaud, 2003, p.64) la cual se expresa matemáticamente de la siguiente manera

$$F = \frac{A_2 - A_1}{A_1} \ln \frac{A_2}{A_1}$$

Donde:

T1 = año 1; T2 = año 2; A1 = área 1; A2 = área 2, ln = logaritmo neperiano.

h. Proyección del cambio y uso de ocupación del suelo

El pronóstico del uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal se desarrolló aprovechando el uso de redes neuronales artificiales (RNA) (Mzava et al.,2019, p.320), para esto se utilizó el complemento MOLUSCE (Moduls for Land Use Change Evaluation) de Qgis, donde las imágenes matriciales del uso y ocupación de suelo de los años 2005 y 2020 se utilizaron como variables independientes y las variables espaciales se consideraron como las imágenes matriciales de distancia a la red vial, orientación del terreno, altitud y pendiente (Ashaolu et al.,2019, p. 44; Guidigan et al. 2019, p. 129; Mzava et al. 2019, p. 320).

La red neuronal artificial para la proyección de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal para el año 2050 fue montada siguiendo la metodología de Buğday y Buğday (2019) la que muestra que esta RNA debe tener 100 interacciones, neighborhood de 3*3, learning rate 0.001, 10 hidden layers y 0.050 momentum value. Se usó un muestreo aleatorio (El-Tantawi et al. 2019, p. 6). La validación del mapa se realizó con cinco interacciones (Kerner et al. 2002, p. 5; Kamusoko et al. 2009, p. 438; Buğday y Buğday 2019, p. 249); la exactitud de la proyección fue evaluada con el índice Kappa y la clasificación del índice es tomado en cuenta según lo siguiente (Gunarathna et al. 2018, El-Tantawi et al. 2019, p. 6, Boakye et al. 2020, p. 5).

Valor de K	Interpretación
0 – 0.20	Deficiente
0.21 - 0.40	Pobre
0.41 – 0.60	Aceptable
0.61 – 0.80	Buena
0.81 - 1	Excelente

Fuente: Salinas y Falcón (2020)

i. Edición y confección de mapas

Los mapas temáticos para los años 2005, 2010, 2015, 2020 y 2050 fueron confeccionados según lo indicado por Rodríguez (2000, p. 42) en base a la composición RGB.

3.4.2. Presentación de la información

La presentación del informe se realizó tomando en cuenta el formato aprobado por la Facultad de Ciencias Agrarias y las Normas de revisión Apa 7ma edición.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados

4.1.1. Cobertura y uso de suelo del distrito de Huabal

Mediante el análisis de dos imágenes obtenidas del satélite Lansat (Lansat 5, Lansat 8), las cuales han sido clasificadas en el Nivel II de Corine Land Cover adaptada para Perú, de la cual se obtuvo seis categorías (Áreas urbanizadas, Pastos, Áreas agrícolas heterogéneas, Bosques, Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo, Áreas sin o con poca vegetación) cada una de las categorías mencionadas se utilizaron para el análisis cualitativo y cuantitativo en el distrito de Huabal, en la Tabla 1, se muestra cada una de las categorías analizadas con sus códigos correspondientes.

Tabla 1

Clase de cobertura y uso de suelo en el distrito de Huabal.

Nivel I	Nivel II	Cód.	
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Uc	
2. Áreas Agrícolas	2.3. Pastos	Pa	
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	M-c	
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	Bo	
	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	Arc	

a. Áreas urbanizadas (Au)

Es caracterizada por sus espacios habitados por la población, con infraestructuras de material noble, barro y madera. También muestra redes de comunicación y algunas áreas verdes que también figuran como áreas urbanas (Figura 4).

Figura 4

Área urbana



b. Pastos (Pa)

Es un territorio cubierto con hierba densa de composición florística dedicadas al pastoreo por un periodo de dos a más años, una de sus características es que su presencia se debe a antiguos cultivos de especies no nativas (Figura 5).

Figura 5

Áreas de pastos



c. Áreas agrícolas heterogéneas (Ag)

Se caracteriza por unir dos o más clases de coberturas como agrícolas y naturales, la separación en sus coberturas es difícil por lo que están dispuestas en un patrón intrincado de mosaicos geométricos (Figura 6).

Figura 6

Áreas agrícolas



d. Bosques (Bo)

Se caracteriza por tener árboles con altura superior a los 5 metros, con una cobertura mayor al 10 %, tiene especies maderables con fines forestales y de protección (Figura 7).

Figura 7

Área de bosques



e. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo (He)

Se caracteriza por sus territorios abiertos, con una mezcla de vegetación arbustiva y herbácea, desarrollados de una forma natural en diferentes densidades y sustratos, un arbusto proveniente de esta cobertura se caracteriza por su tallo leñoso con una altura entre los 0.5 y 2 metros, con una ramificación fuerte en la base y sin una copa definida (Figura 8).

Figura 8

Área arbustiva y herbácea



f. Áreas sin o con poca vegetación (As)

Son territorios en donde la cobertura vegetal es escasa o no existe, está compuesta por afloramientos rocosos, coberturas arenosas, quemados, suelos desnudos (Figura 9).

Figura 9

Áreas sin vegetación



4.1.2. Análisis de cobertura y uso de suelo en el año 2005

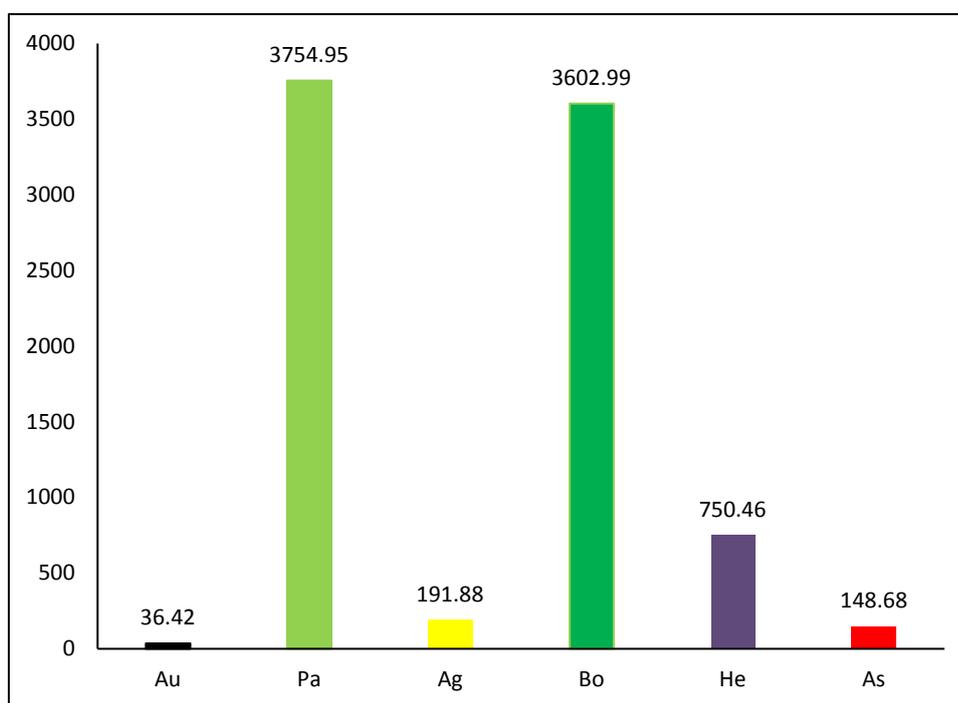
Tabla 2

Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2005

Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)	Área (%)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	36.42	0.43
	2.3. Pastos	Pa	3 754.95	44.25
2. Áreas agrícolas	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	191.88	2.26
	3.1. Bosques	Bo	3 602.99	42.46
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	750.46	8.84
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	148.68	1.75

Figura 10

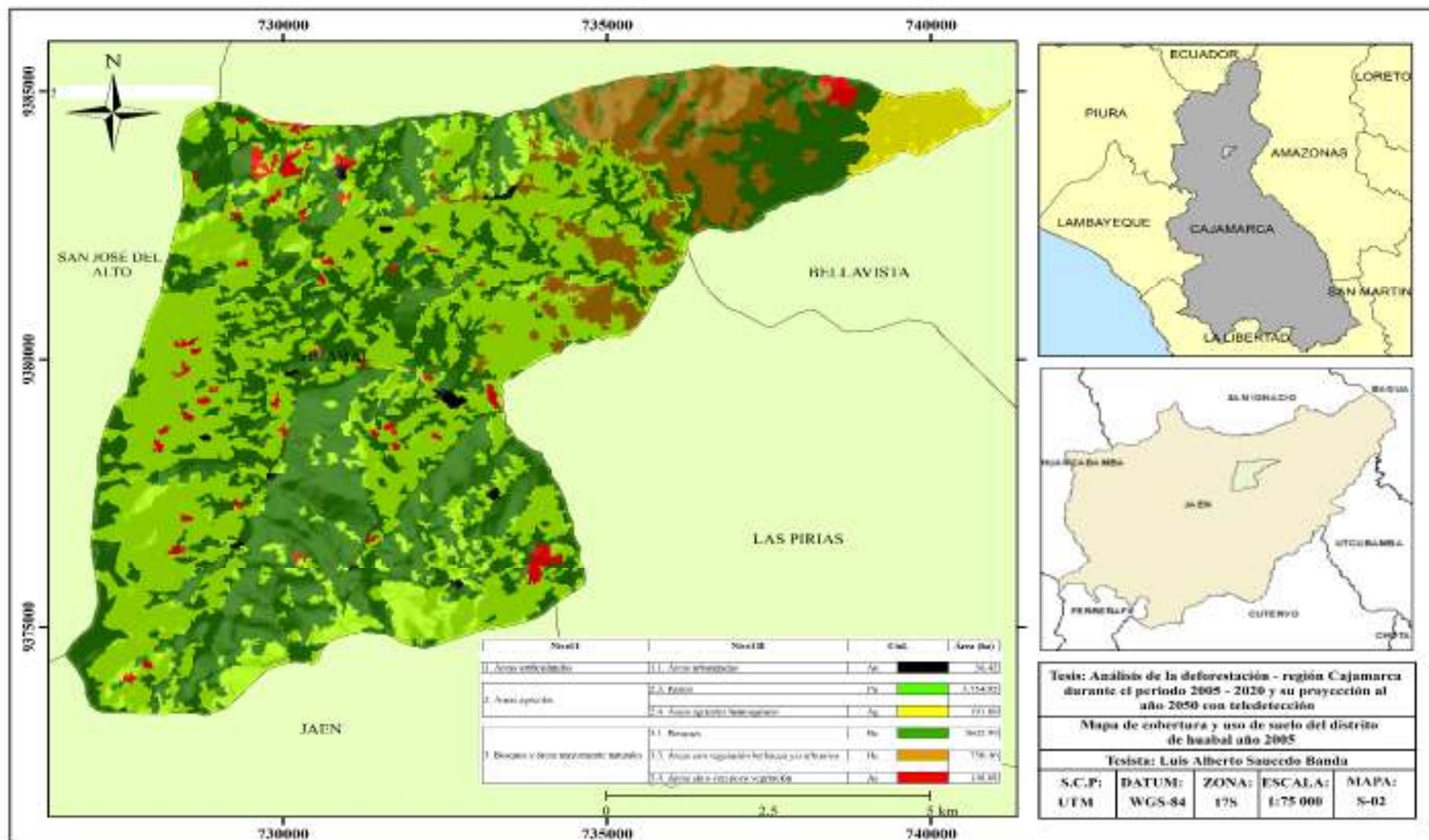
Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2005



En la tabla 2 y figura 10, se puede apreciar el análisis de la clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2005, se identificaron 6 tipos de clases de cobertura las cuales son: Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva (He), Áreas sin o con poca vegetación (As), de las

coberturas analizadas la que tiene mayor extensión territorial es la cobertura de Pastos con 3 754.95 ha en el distrito de Huabal y la clase con menor extensión territorial es Áreas urbanizadas con 36.42 ha. La representación gráfica de la clasificación de la cobertura de este año se presenta en la figura 10.

Figura 11
 Mapa de cobertura y uso de suelo del distrito de Huabal en el año 2005



4.1.3. Análisis de cobertura y uso de suelo en el año 2010

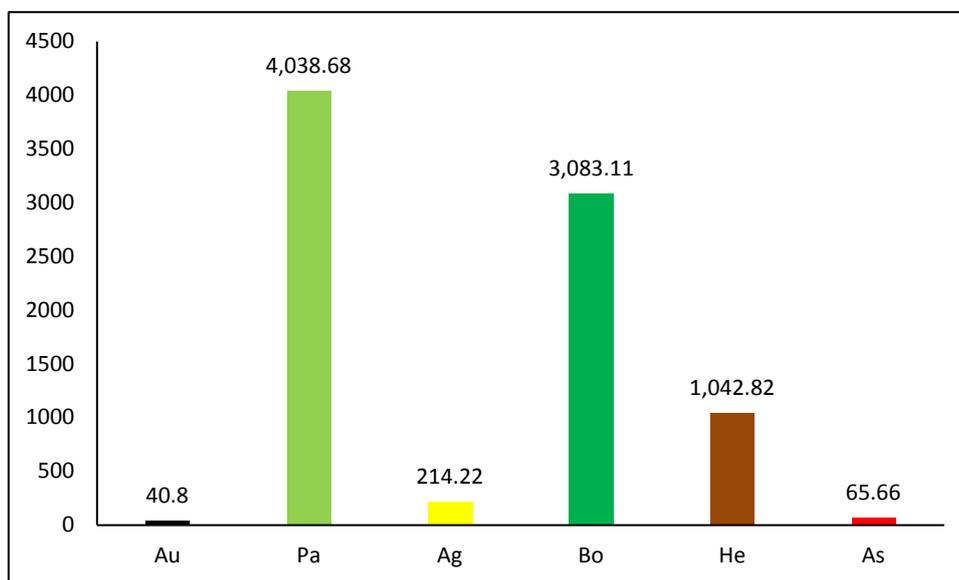
Tabla 3

Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2010

Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)	Área (%)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	40.8	0.48
2. Áreas agrícolas	2.3. Pastos	Pa	4,038.68	47.59
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	214.22	2.52
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	Bo	3,083.11	36.33
	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	1,042.82	12.29
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	65.66	0.77

Figura 12

Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2010

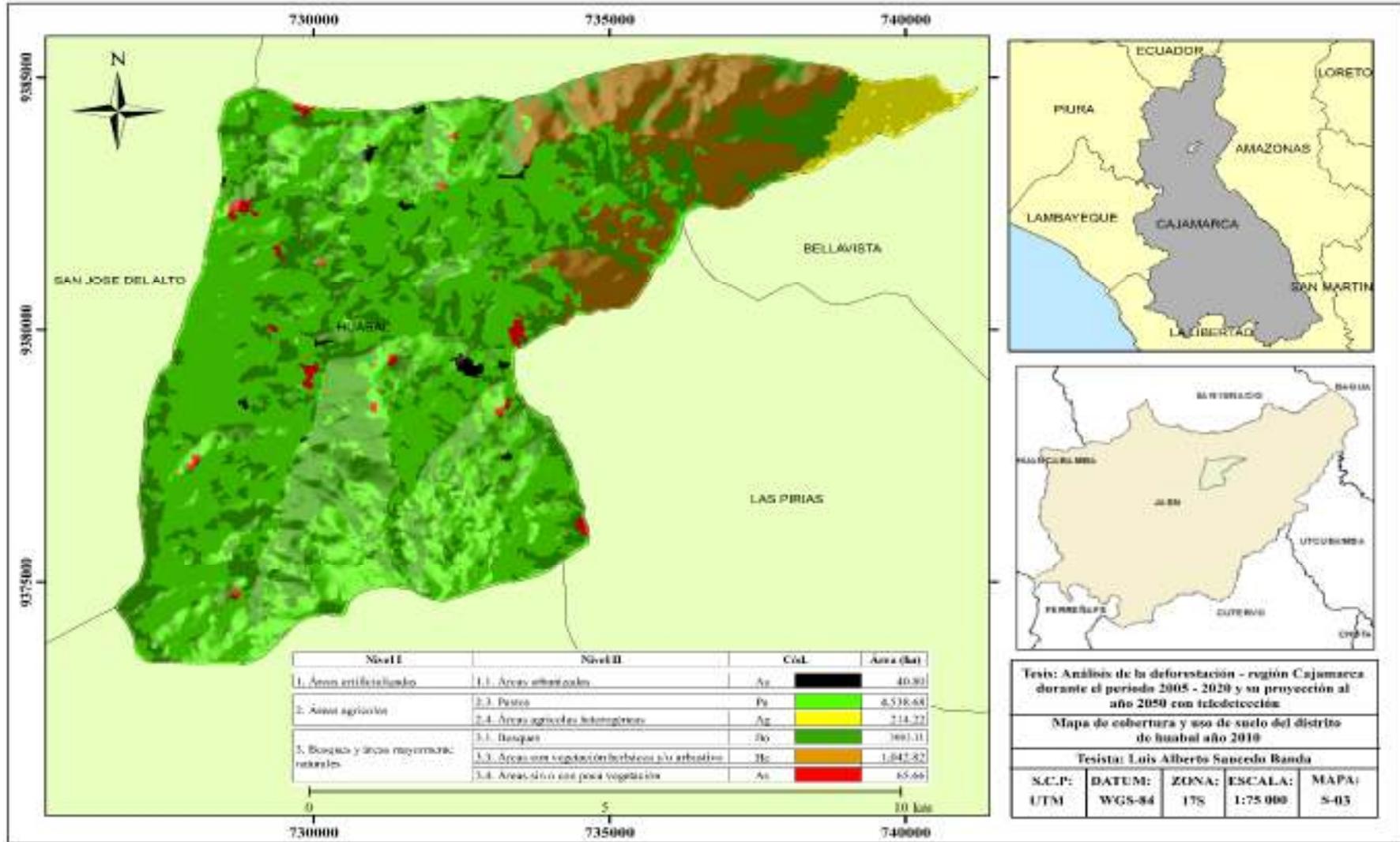


En la tabla 3, se puede apreciar el análisis de clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2010, se identificaron 6 tipos de clases de coberturas las cuales son: Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo (He), Área sin o con poca vegetación (As), la cobertura

con mayor extensión territorial es la clase de Pastos con 4038.68 ha, y la cobertura con menor extensión territorial es la clase de Áreas urbanizadas con 40.80 ha.

Figura 13

Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2010



4.1.4. Análisis de cobertura y uso de suelo en el año 2015

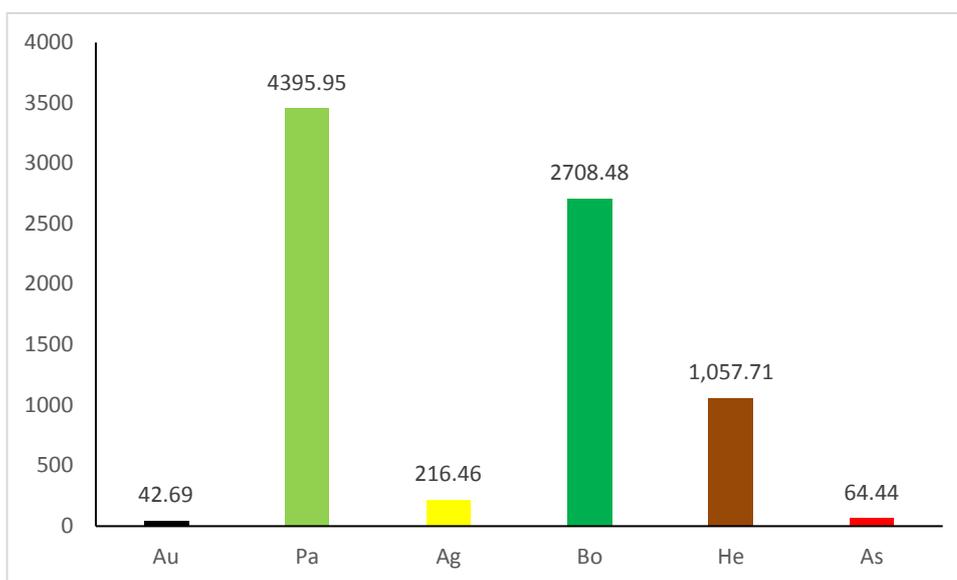
Tabla 4

Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2015

Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)	Área (%)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	42.69	0.50
2. Áreas agrícolas	2.3. Pastos	Pa	4395.95	51.80
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	216.46	2.55
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	Bo	2708.48	31.92
	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	1,057.71	12.46
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	64.44	0.76

Figura 14

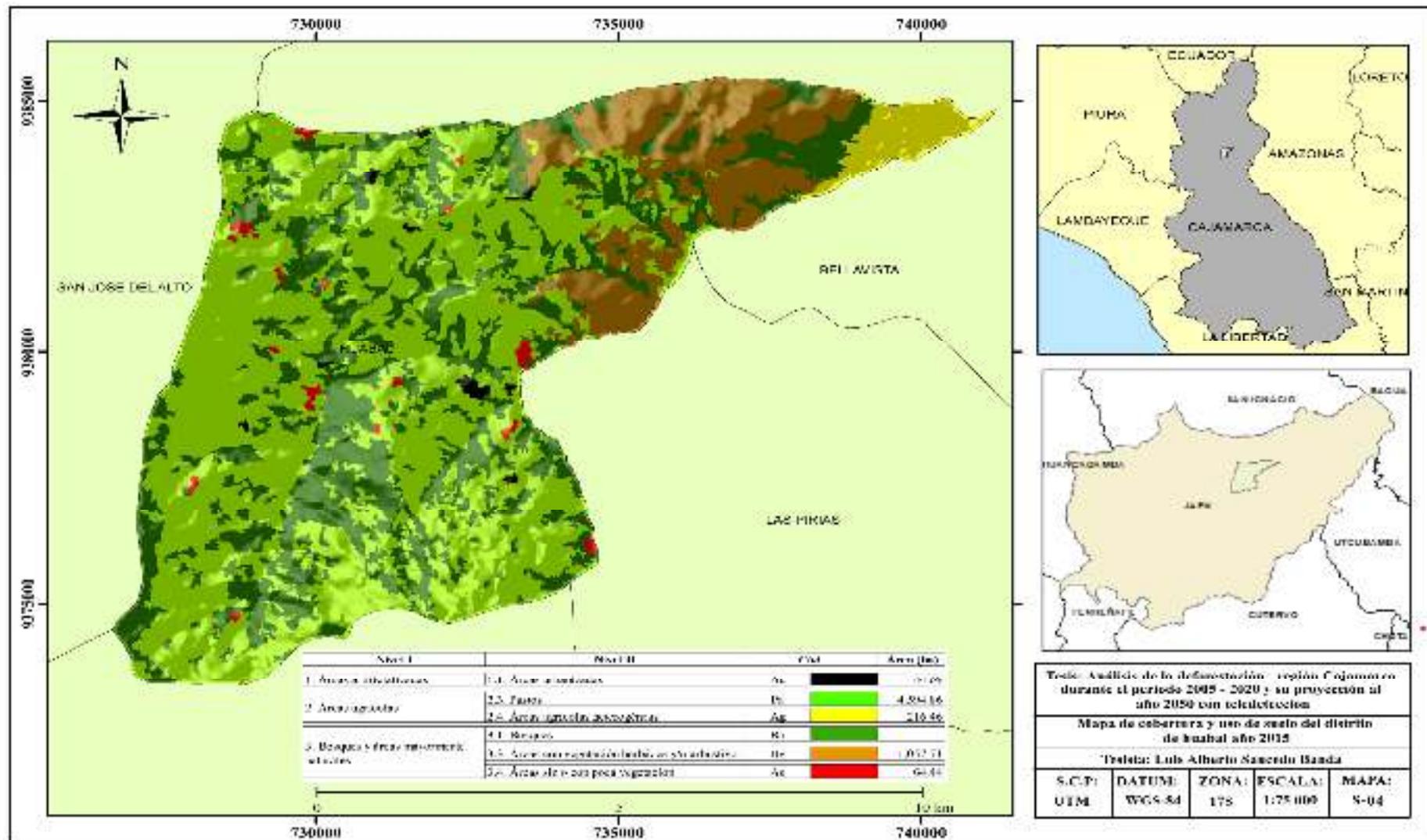
Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2015



En la tabla 4, se puede apreciar el análisis de clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2015, se identificaron 6 tipos de clases de coberturas las cuales son: Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo (He), Área sin o con poca vegetación (As), la cobertura con mayor extensión territorial es la clase de Pastos con 4395.95 ha, y la cobertura con menor extensión territorial es la clase de Áreas urbanizadas con 42.69 ha.

Figura 15

Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2015



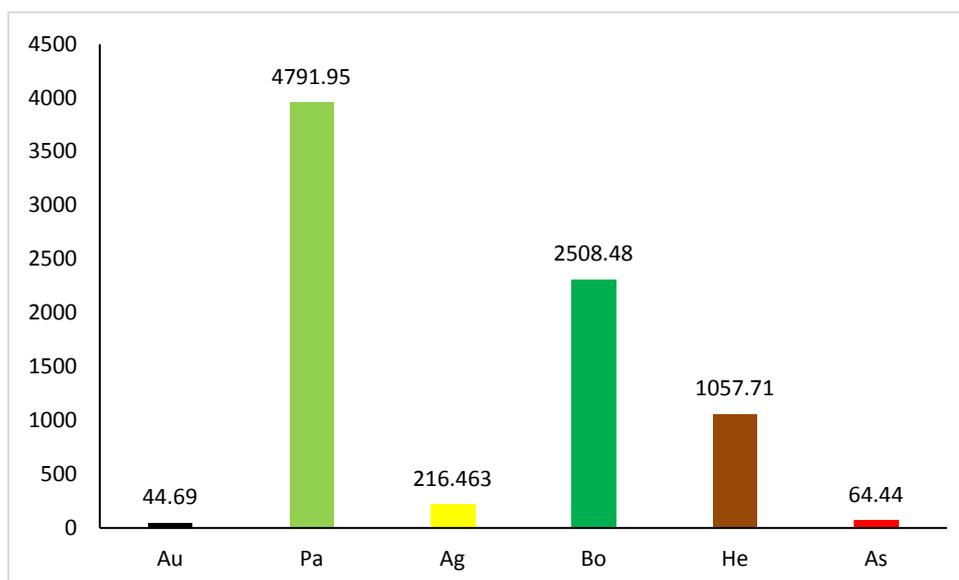
4.1.5. Análisis de cobertura de suelo en el año 2020

Tabla 5
Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2020

Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)	Área (%)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	44.69	0.53
2. Áreas agrícolas	2.3. Pastos	Pa	4791.95	56.47
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	216.463	2.55
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	Bo	2508.48	29.56
	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	1057.71	12.46
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	64.44	0.76

Figura 16

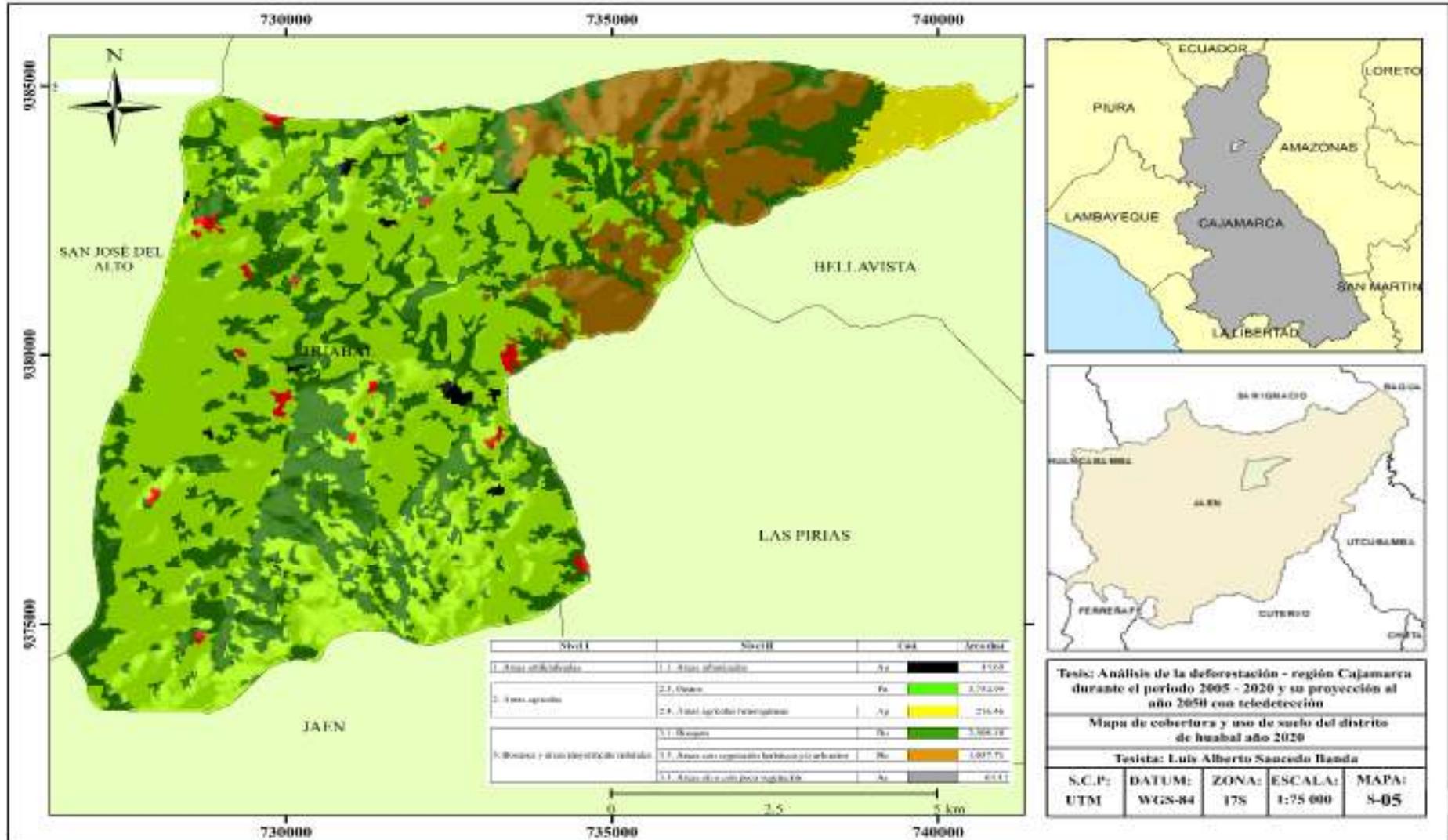
Clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2020



En la tabla 5, se puede apreciar el análisis de clasificación de cobertura y uso de suelo en el año 2020, se identificaron 6 tipos de clases de coberturas las cuales son: Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo (He), Área sin o con poca vegetación (As), la cobertura con mayor extensión territorial es la clase de Pastos con 4791.95 ha, y la cobertura con menor extensión territorial es la clase de Áreas urbanizadas con 44.69 ha.

Figura 17

Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2020



4.1.6. Cambio de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal

Tabla 6

Cambio de uso de suelo en el periodo 2005-2020 en hectáreas.

			2005	2010	2015	2020
Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)	Área (ha)	Área (ha)	Área (ha)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	36.42	40.8	42.69	44.69
	2.3. Pastos	Pa	3754.95	4,038.68	4395.95	4791.947
2. Áreas agrícolas	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	191.88	214.22	216.46	216.463
	3.1. Bosques	Bo	3602.99	3,083.11	2708.48	2508.48
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	750.46	1,042.82	1,057.71	1057.71
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	148.68	65.66	64.44	64.44

Tabla 7

Cambio de uso de suelo en el periodo 2005-2020 en porcentaje

			2005	2010	2015	2020
Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (%)	Área (%)	Área (%)	Área (%)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	0.43	0.48	0.50	0.53
	2.3. Pastos	Pa	44.25	47.59	51.80	56.47
2. Áreas agrícolas	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	2.26	2.52	2.55	2.55
	3.1. Bosques	Bo	42.46	36.33	31.92	29.56
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	8.84	12.29	12.46	12.46
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	1.75	0.77	0.76	0.76

4.1.7. Estimación para el año 2050

a. Estimación del uso y ocupación del suelo para el año 2050 usando redes neuronales

En base al área estudiada del distrito de Huabal para los años 2005-2020, mediante el uso de modelamiento geoespacial empleando redes neuronales artificiales, se estimó el uso y ocupación de suelo para el año 2050 a continuación se presenta la estimación:

Tabla 8

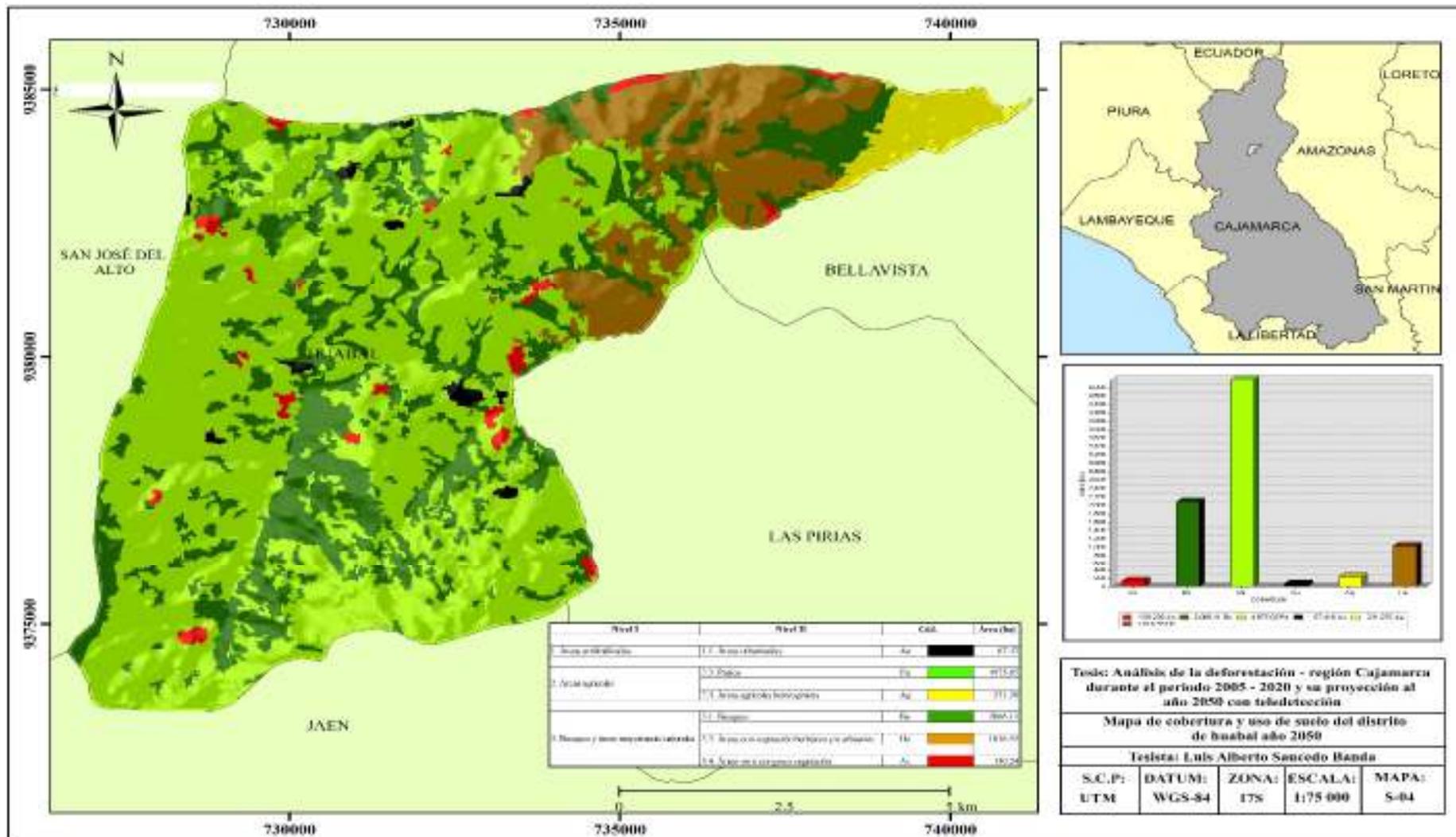
Estimación de uso y ocupación de suelo en el distrito de Huabal para el año 2050

Nivel I	Nivel II	Cód.	Área (ha)
1. Áreas artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	Au	67.42
2. Áreas agrícolas	2.3. Pastos	Pa	4975.05
	2.4. Áreas agrícolas heterogéneas	Ag	231.28
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	Bo	2066.11
	3.3. Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	He	1016.55
	3.4. Áreas sin o con poca vegetación	As	130.24

En la tabla 8 se observa el cuadro de cambio de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal para el año 2050, con el uso de redes neuronales artificiales, las clases obtenidas fueron: Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo (He), Áreas sin o con poca vegetación (As), de las clases mencionadas, la que tiene mayor extensión territorial es la clase de Pastos con un área de 4975.05 ha y la clase con menos extensión territorial es la clase de Áreas urbanas un área de 67.42 ha, esto se puede observar gráficamente en los mapas presentaos en la figura 18.

Figura 18

Mapa de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal en el año 2020



b. Estimación del uso y ocupación del suelo para el año 2050 utilizando estadística inferencial

Se realizó el análisis de proyección utilizando ecuaciones de regresión por el método de cuadrados mínimos, encontrándose que las ecuaciones lineal y exponencial fueron las que más se ajustaron al análisis. Los datos de las ecuaciones se muestran en la siguiente tabla

Tabla 9

Ecuaciones de regresión para determinación del área boscosa para el año 2050

Nombre	Ecuación	R²
Lineal	$y = -73.16320(\text{año}) + 150\ 216.70500$	0.963
Exponencial	$y = 5.27567E+24e^{-2.43162E-02(\text{año})}$	0.979

Tomando en cuenta el valor de R², ambas ecuaciones tienen un valor de ajuste muy aceptable, sin embargo, para elegir la más adecuada para el análisis de proyección de la cobertura de bosques, se determinó esta inferencia para el año 2050 para el distrito de Huabal, los resultados se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 10

Proyección del área boscosa para el año 2050 distrito Huabal

Nombre ecuación	Área boscosa proyectada (Ha)
Lineal	232.14
Exponencial	1434.08

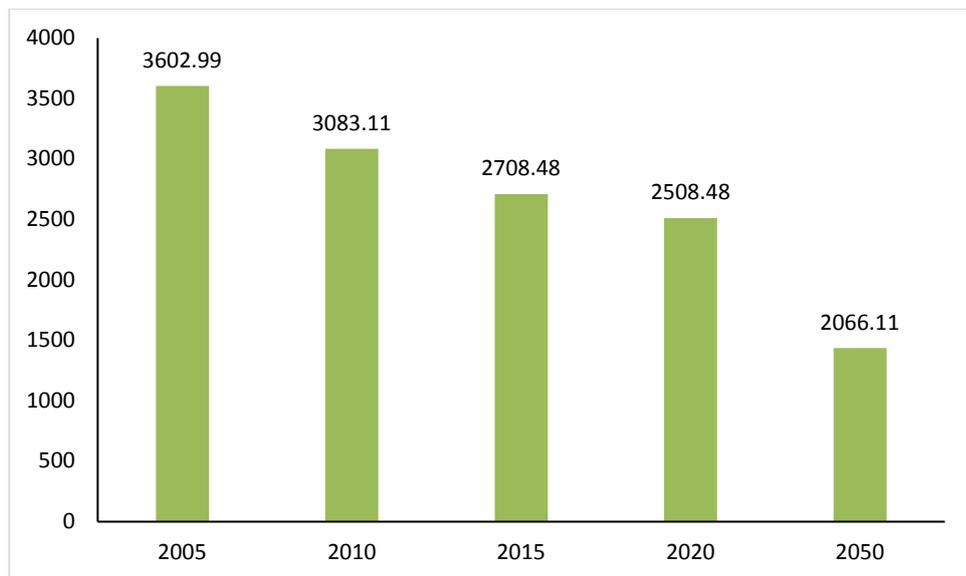
En la tabla 10, puede verse que la ecuación de proyección exponencial, arroja un valor para el área boscosa del distrito de Huabal mayor, y es más cercano al valor que se obtuvo en la proyección utilizando el análisis con redes neuronales, por lo que se consideró el valor de 1434.08 Has, el área boscosa proyectada para el año 2050 según la estadística inferencial.

4.1.8. Análisis de área boscosa periodo 2005-2020 y su proyección al 2050

A partir del análisis de la cobertura y uso de suelo se determinó el área boscosa para el año 2005, 2020 y la proyección al año 2050 realizada con redes neuronales artificiales.

Figura 19

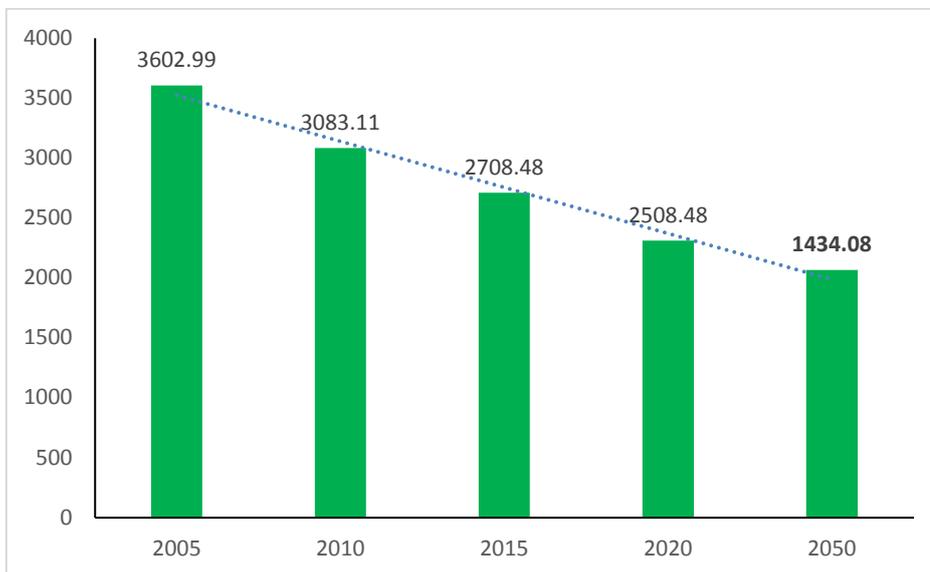
Análisis de área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050 según redes neuronales



En la figura 19 representa el análisis del área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050, en el año 2005 tenía un área del 42.46 %, en el año 2020 un área de 29.56 % y para el año 2050 se estima una proyección para el año 2050 tendrá un área del 24.35 %.

Figura 20

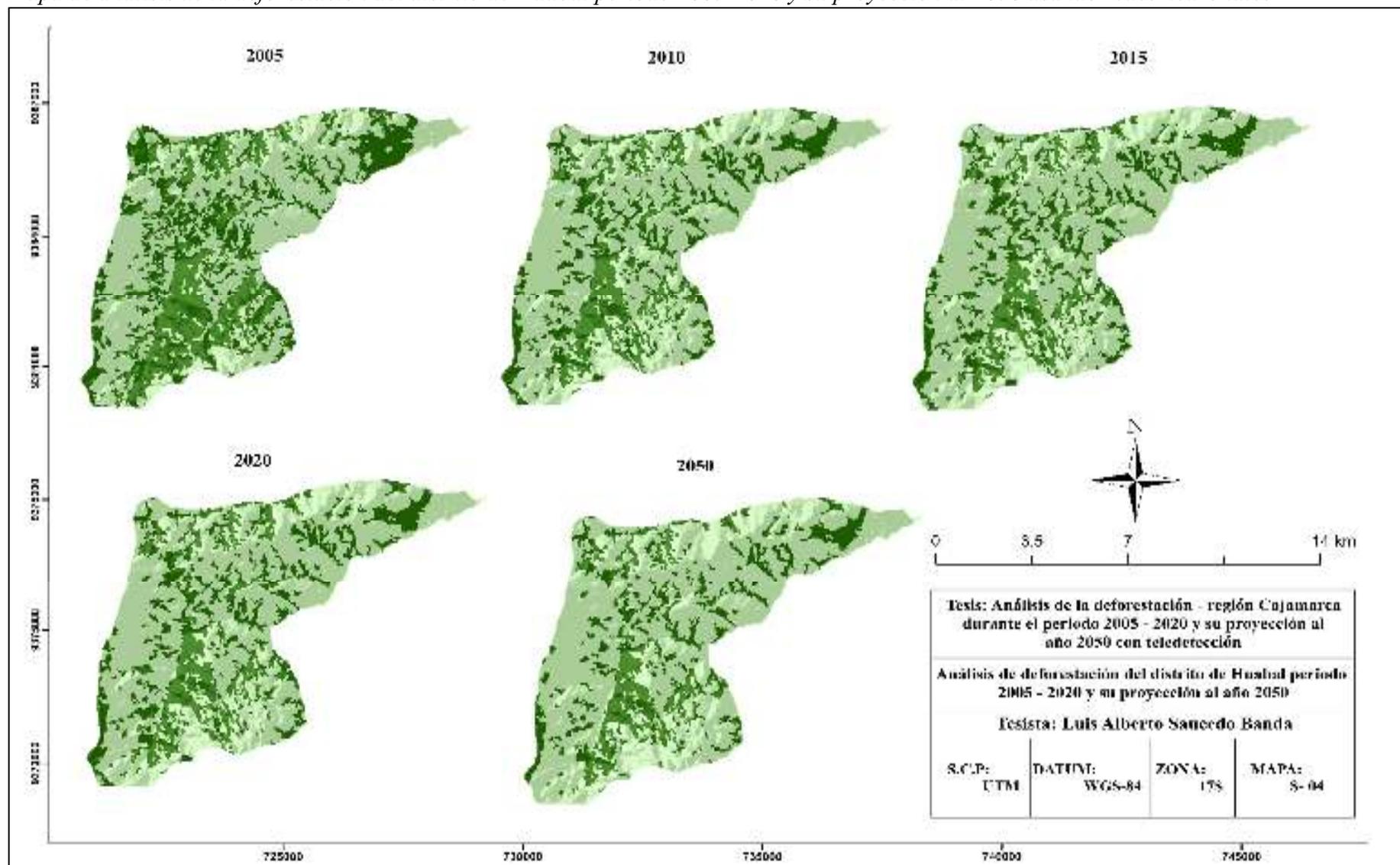
Análisis de área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050 según estadística inferencial



En la figura 20 representa el análisis del área boscosa 2005-2020 y su proyección al 2050 según estadística inferencial, en el año 2005 tenía un área del 42.46 %, en el año 2020 un área de 29.56 % y para el año 2050 se estima una proyección para el año 2050 tendrá un área del 16.901 %.

Figura 21

Mapa de análisis de la deforestación del distrito de Huabal periodo 2005-2020 y su proyección al 2050 usando redes neuronales



De acuerdo a los datos de estadística inferencial, se tiene que, según la información analizada en los años 2005, 2010, 2015 y 2020, se proyectó la cobertura de bosques para el año 2050, y su comportamiento, lo mismo que se muestra en la siguiente figura.

4.1.9. Análisis de deforestación periodo 2005-2020

Se ejecuto la evaluación de la deforestación de los periodos 2005-2020 y 2020-2050 en el distrito de Huabal

Tabla 11

Análisis de deforestación periodo 2005-2050 usando redes neuronales

N.º	Periodo	Deforestación (Ha/periodo)	Tasa de deforestación (Ha/año)
1	2005 - 2010	519.88	103.976
2	2010 – 2015	374.63	74.926
3	2015 - 2020	398	79.6
4	2020 - 2050	244.37	8.15
Total/Promedio		1,536.88	66.66

En la tabla 11 se presenta los resultados de la deforestación durante el periodo 2005-2050 en el distrito de Huabal, en donde se puede apreciar que durante este periodo el distrito de Huabal perdió 1536.88 ha lo que equivale a una tasa de deforestación de 18.11%.

Tabla 12

Análisis de deforestación periodo 2005-2050 usando estadística inferencial

N.º	Periodo	Deforestación (Ha/periodo)	Tasa de deforestación (Ha/año)
1	2005 - 2010	519.88	103.976
2	2010 – 2015	374.63	74.926
3	2015 - 2020	398	79.6
4	2020 - 2050	1074.41	35.81
Total/Promedio		2,366.92	73.58

4.2. Discusión

En el distrito de Huabal se identificaron 6 clases de cobertura y uso de suelo las cuales fueron nombradas según la leyenda Corine Land Cover adaptada para Perú como Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva (He) y Áreas sin o con poca vegetación (As), de las cuales durante el periodo 2005 al 2020 se pudo observar la disminución de áreas de Bosque ya que en el año 2005 éstas áreas ascendían al 42.46 % de toda la extensión del distrito y para el año 2020 la extensión de esta cobertura fue de 29.56 % lo cual indica una reducción del 12.9 % del área boscosa y por otra parte las coberturas que aumentaron su extensión territorial fueron en primer lugar los Pastos ya que en el 2005 estas áreas eran del 44.25 % y para el año 2020 fueron de 50.30 % lo cual indica un aumento de 6.14 % seguido de áreas agrícolas heterogéneas pues, pasaron de tener en el año 2005 (2.26 %) de extensión territorial a tener 6.26 % en el año 2020 dicho porcentaje es igual al 4 % de extensión territorial del distrito, esta tendencia del aumento de coberturas que tienen origen en actividades humanas como el pastoreo de ganado y actividades agrícolas es una tendencia mundial (Leija et al. 2020, p. 2141), estudios en diversos países así lo demuestran, tal es el caso de (Pinos-Arévalo, 2016, p. 15) en su estudio realizado en un municipio de Ecuador identificaron que las principales coberturas que presentaron aumento en área fueron las áreas pastoriles y de asentamientos humanos.

Los estudios de la deforestación del distrito de Huabal permiten conocer e interpretar las tendencias de la deforestación, degradación de los suelos, desertificación y pérdida de la biodiversidad de una región determinada (Orozco et al. 2012 p. 71). El distrito de Huabal en la presente investigación realizada para los años 2005 y 2020 se registra una disminución de 12.9 % de cobertura boscosa, donde la principal causa de la deforestación son la agricultura y la ganadería por medio de la expansión de tierras para este fin, además de la expansión demográfica debido al crecimiento poblacional. Hallazgos similares reportan (Pacheco et al. 2017, p. 90) quienes sostienen que la deforestación es causada principalmente por los efectos que conllevan las actividades humanas. Por su parte Ruiz et al. (2013, p. 119) indican que las actividades agrícolas como la expansión de tierras agrícolas y ganaderas genera presión sobre los bosques lo cual hace que las áreas boscosas disminuyan, de la misma forma (Valencia et al. 2018, p.22) mencionan que la expansión agrícola y ganadera es la principal causa de la deforestación, estos hallazgos permiten que se conozca la principal causa de

la deforestación en el distrito de Huabal y se tome las medidas correspondientes para disminuir tal problemática ya que como se sabe los efectos pueden repercutir de gran manera en el daño del ecosistema y la pérdida de especies de flora y fauna.

En un periodo de 15 años (2005 - 2020) el distrito de Huabal perdió el 12.9 % lo cual indica que la tasa de deforestación promedio anual es de 0.80 % el cual es un valor muy por debajo a la tasa de deforestación estimada para América Latina reportada por Leija et al (2020), es de 2.5 % a pesar de que la tasa de deforestación para este distrito es baja, es necesario que las autoridades tomen medidas adaptativas y de conservación para evitar la pérdida de diversidad silvestre y la calidad del sistema (Zepeda et al. 2012, p. 59).

De la proyección de cobertura y uso del suelo hacia el año 2050 se puede indicar que la tendencia sigue siendo la misma que de los años estudiados (2005 – 2020) las coberturas de Pastos y Áreas urbanizadas siguen en aumento y para el año 2050 tendrán una extensión aproximada de 4 975.05 ha y 67.42 ha cada uno, además se indica que el área boscosa para este año será de 2066.11 ha con una pérdida de 442.37 ha de bosque lo cual es muy significativo y un problema de gran magnitud que afecta a la diversidad biológica y ecológica de especies endémicas en el distrito. Estos resultados son similares a los encontrados por (Reynoso et al. 2016, p. 79) quienes mencionan que la tendencia en las áreas de asentamientos humanos, desarrollo agrícola y pecuario aumentan, se extienden hacia las áreas de bosques naturales logrando así que se genere una presión y degradación de los ecosistemas naturales; por su parte, Zumaeta (2019, p. 63) en su estudio realizado en la región Amazonas donde proyecta la cobertura de uso del suelo al futuro son similares a las de esta investigación ya que se perderán alrededor de 129.40 ha de cobertura boscosa, las cuales se transformarán en áreas de uso antrópico como tierras agrícolas, asentamientos humanos, pastos para ganadería, entre otros usos.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

Se realizó la clasificación de cobertura y uso del suelo en el distrito de Huabal, región Cajamarca para el año 2020, encontrando que en este distrito se tiene coberturas como Áreas urbanizadas (Au), Pastos (Pa), Áreas agrícolas heterogéneas (Ag), Bosques (Bo), Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva (He) y Áreas sin o con poca vegetación (As) de las cuales las que ocupan mayor extensión son la cobertura Pastos (Pa) y la cobertura que tiene menor extensión territorial son las Áreas urbanizadas (Au).

Se analizó la deforestación en el distrito de Huabal en los años 2005, 2010, 2015 y 2020, logrando concluir que para el año 2005 se tuvo 3602.99 ha de bosques, para el 2010 se tuvo 3083.11 ha de bosque, para el año 2015 se tuvo 2708.48 ha y para el año 2020 se tuvo 2,508.48.

Se estimó la probabilidad de deforestación para el año 2050, con lo cual se concluye que para el año 2050 se tendrá 2066.11 ha de bosque, lo que indica que entre los años 2020 y 2050 se perderán aproximadamente 10.58 % del área boscosa del distrito de Huabal.

5.2. Recomendaciones

Promover y generar el desarrollo de investigaciones donde se estudie la dinámica del cambio de la deforestación frente a otros factores como el cambio climático, crecimiento poblacional, entre otros.

A la municipalidad distrital de Huabal se recomienda que realice charlas de concientización a los pobladores, así como talleres para la protección de las áreas naturales boscosas ya que como se sabe la región Cajamarca alberga gran variedad de especies de flora y fauna endémicas las cuales se pueden perder por causa de la deforestación.

A futuros investigadores que se interesen a realizar estudios en esta línea de investigación se recomienda que para la adquisición de imágenes satelitales se tenga en cuenta la etapa menos lluviosa de su área de estudio, así como la cantidad de nubes presentes para evitar pérdida de área por una mala clasificación, además se recomienda que realicen el realce de las imágenes aplicando correcciones topográficas y radiométricas.

A futuros investigadores se recomienda que disminuyan el rango de tiempo de proyección de evaluación para tener datos más confiables estadísticamente a fin de que se tenga mayor precisión en cuanto a los tiempos de evaluación.

A la municipalidad de Huabal en coordinación con el gobierno regional de Cajamarca, debe hacer una reforestación en las zonas de amortiguamiento del bosque de Huamantanga y la cuenca de Chorro Blanco, con especies forestales propias de la zona.

CAPITULO VI

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almeida, P., Duriavich, M., Napolitano, R., & Feoli, E. (2009). Aplicación de técnicas SIG, Sensoramiento Remoto y Análisis Multicriterio para la Detección de Impactos Antropogénicos en la Cobertura de Suelos y su Proyección para el 2010. Caso de estudio: Estuario de Santos (Brasil). *Revista Tecnológica ESPOL*, 22, 73–79.
- Alzate, G. G. A., & Sánchez, G. D. P. (2018). *Análisis multitemporal por teledetección del cambio de coberturas en las veredas Pantanillo y Las Palmas del municipio de Envigado en el periodo comprendido entre los años 1997 y 2016* Gustavo. Universidad Católica de Manizales.
- Arellano, S. C. W. (2020). *Caracterización de la cobertura vegetal boscosa del Sector Sur de la Poligonal Olmos Proyecto Especial Olmos Tinajones (PEOT) mediante teledetección (imagen de satélite Landsat)*. Universidad Nacional Pedro Ruíz Gallo.
- Ashaolu, E. D., Olorunfemi, F. J., & Ifabiyi, I. P. (2019). Assessing the spatio-temporal pattern of land use and land cover changes in Osun Drainage Basin, Nigeria. *Journal of Enviromental Geography*, 12, 41–50. <https://doi.org/10.2478/jengeo-2019-0005>
- Ayala, C. L. N., & Herrera, A. D. G. (2020). *Evaluación del paisaje boscoso en la cuenca media-alta del río Mira, y su proyección de cambio al año 2050* (Issue 1). Universidad Técnica del Norte.
- Baeza, S., Baldassini, P., Bagnato, C., Pinto, P., & Paruelo, J. (2014). Land Use/Land Cover Classification in Uruguay Using Time Series of MODIS Images. *Agrociencia Uruguay*, 18(2), 95–105. <https://doi.org/10.31285/agro.18.470>
- Bella, C. Di, Posse, G., Beget, M., Fischer, M. A., Mari, N., & Veron, S. (2008). La teledetección como herramienta para la prevención, seguimiento y evaluación de incendios e inundaciones. *Revista Científica y Tecnica de Ecología y Medio Ambiente*, 17(3), 39–52.
- Bognanni, F. (2010). La teledetección aplicada al estudio del pasado a una escala inter-regional. *Revista Espanola de Antropologia Americana*, 40(2), 77–93.

- Bonfanti, F., & Sánchez, M. (2019). Dinámica de la deforestación en el noroeste del chaco entre 1995 y 2018. *Boletín Geográfico*, 41(1), 29–49.
- Burbano-Orjuela, H. (2016). El suelo y su relación con los servicios ecosistémicos y la seguridad alimentaria. *Revista de Ciencias Agrícolas*, 33(2), 117-124.
- Camacho-Sanabria, R., Camacho-Sanabria, J. M., Balderas-Plata, M. Á., & Sánchez-López, M. (2017). Cambios de cobertura y uso de suelo: Estudio de caso en progreso hidalgo, estado de México. *Madera Bosques*, 23(3), 39–60.
<https://doi.org/10.21829/myb.2017.2331516>
- Cánovas-García, F., Alonso-Sarría, F., & Gomariz-Castillo, F. (2016). Modificación Del Algoritmo Random Forest Para Su Empleo En Clasificación De Imágenes De Teledetección. *Aplicaciones de Las Tecnologías de La Información Geográfica (TIG) Para El Desarrollo Económico Sostenible XVII Congreso Nacional de Tecnologías de Información Geográfica, Málaga, 29, 30 de Junio y 1 de Julio 2016*, 359–368.
- Cartaya, S., Zurita, S., & Rodrigues, E. (2015). Clasificación supervisada para la selección de zonas de muestreo de especies cinegéticas en el Refugio de Vida Silvestre, Marino y Costero Pacoche, provincia de Manabí, Ecuador. *Revista de Investigación*, 39(85), 51–62.
- Chahua, M. E. (2018). Análisis de la deforestación en el periodo 2006-2018 del distrito Daniel Alomía Robles-Huánuco. In *Universidad Agraria de la Selva*. Universidad Agraria de la Selva.
- Chavarría, E., & Lanuza, D. (2021). “Evaluación multitemporal del cambio de uso del suelo y cobertura vegetal mediante teledetección espacial en la Reserva Ecológica El Bajo, en el período 1986-2020.” Universidad Nacional Autónoma de Nicaragua.
- Chichipe, M. E. M., López, R. S., & Castillo, E. B. (2017). Análisis multitemporal de la deforestación usando la clasificación basada en objetos, distrito de Leymebamba (Perú). *INDES Revista de Investigación Para El Desarrollo Sustentable*, 3(2), 67-76.
- Condori-Luna, I. J., Loza-Murguía, M. G., Mamani-Pati, F., & Solíz-Valdivia, H. (2018).

- Análisis multitemporal de la cobertura boscosa empleando la metodología de teledetección espacial y SIG en la sub-cuenca del río Coroico - provincia Caranavi en los años 1989 - 2014. *Journal of the Selva Andina Research Society*, 9(1), 25–44. <https://doi.org/10.36610/j.jsars.2018.090100025>
- Corrales, A. R. E., & Ochoa, L. V. L. (2017). Cálculo de reflectancia en imágenes Landsat OLI-8, sobre la región central de Honduras, mediante software libre SEXTANTE. *Ciencias Espaciales*, 9(1), 81–96. <https://doi.org/10.5377/ce.v9i1.3127>
- El-Tantawi, AM, Bao, A., Chang, C. y Liu, Y. (2019). Monitoreo y predicción de cambios en el uso/cobertura de la tierra en la cuenca del río Aksu-Tarim, Xinjiang-China (1990–2030). *Monitoreo y evaluación ambiental* , 191 (8), 1-18.
- Gamarra, A. S. E. Iena. (2017). Analisis de cobertura y uso de la tierra utilizando imagenes de resolución espacial media para el distrito de San Ramos. *Universidad Nacional Agraria La Molina*.
- García, A., Martínez, G. L., Nuñez, G., & Guzmán, A. (1998). Algoritmos De Clasificación. *Centro de Investigación En Computación*, 10.
- Gonzales, L. (2019). *Evaluación de la deforestacion de tolares a partir de analisis multitemporal con el uso de tecnicas telemetricas en Comunidades del Altiplano Central, del departamento de La Paz*.
- González-Campos, J. A., Carvajal-Muquillaza, C. M., & Aspeé-Chacón, J. E. (2020). Modelación de la deserción universitaria mediante cadenas de Markov. *Uniciencia*, 34(1), 129-146.
- Guevara, R. E. R. (2020). *Proyección del cambio de uso del suelo en la cuenca del Río Mira: Una visión a los años 2037 y 2100* (Vol. 1, Issue 1). Universidad Técnica del Norte.
- Guidigan, M. L. G., Sanou, C. L., Ragatoa, D. S., Fafa, C. O., & Mishra, V. N. (2019). Assessing Land Use/Land Cover Dynamic and Its Impact in Benin Republic Using Land Change Model and CCI-LC Products. *Earth Systems and Environment*, 3(1), 127–137. <https://doi.org/10.1007/s41748-018-0083-5>

- Gutiérrez, M. F., Rodríguez-Tapia, G., & Mas, J. F. (2016). Análisis jerárquico de la intensidad de cambio de cobertura/uso de suelo y deforestación (2000-2008) en la Reserva de la Biosfera Sierra de Manantlán, México. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía*, 2016(90), 89-104.
- Huaman, A. W. K. (2021). Análisis de la pérdida de cobertura vegetal boscosa en el distrito de Namballe, provincia de San Ignacio mediante el uso del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).
- Isaías, A., & Romay, A. (2013). Vulnerabilidad de deforestación del bosque de los Yungas del Cotacajes (Noroeste del departamento de Cochabamba, Bolivia) Vulnerability of the forest in the Cotacajes's Yungas to deforestation (Northwest from Cochabamba, Bolivia). *Acta Nova*, 6(3), 251–267.
- Leija, E. G., Valenzuela-Ceballos, S. I., Valencia-Castro, M., Jiménez-González, G., Castañeda-Gaytán, G., Reyes-Hernández, H., & Mendoza, M. E. (2020). Analysis of change in vegetation cover and land use in the north-central region of Mexico. The case of the lower basin of the Nazas river. *Ecosistemas*, 29(1), 1–11. <https://doi.org/10.7818/ECOS.1826>
- Mamani, segundo J., & Servan, L. N. (2018). *Evaluación Multitemporal de la Deforestación en el Distrito de Molinopampa, Provincia de Chachapoyas Departamento Amazonas*. 2015. 66.
- Maquera, C. E. A. (2020). *Análisis de los cambios de cobertura y uso del suelo en el departamento de Tacna, periodo 2007, 2012 y 2017*. Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann.
- Marapi, R. (2013). La deforestación de los bosques: un proceso indetenible Las cifras reflejan la devastación. *La Revista Agraria*, 6–7.
- Montatixe Sánchez, C. I., & Eche Enríquez, M. D. (2021). Degradación del suelo y desarrollo económico en la agricultura familiar de la parroquia Emilio María Terán, Píllaro. *Siembra*, 8(1), 1–15. <https://doi.org/10.29166/siembra.v8i1.1735>
- Mzava, P., Nobert, J., & Valimba, P. (2019). *Land Cover Change Detection in the Urban Catchments of Dar es Salaam , Tanzania using Remote Sensing and GIS Techniques*.

45(3), 315–329.

- Niño, M. Y. M. (2020). *Análisis Multitemporal Mediante Imágenes De Sensores Remotos Para La Determinación De Los Cambios De Uso De Suelo En El Municipio De San Francisco De Sales, Cundinamarca (Colombia) Entre Los Años 90'S Y 2018"*. Univesidad Nacional de La Plata.
- Orozco, G., Gastón, J., Gutiérrez, C., Pérez, J., & Plata, Á. (2012). Procesos De Cambio En El Uso Del Suelo De Una Microcuenca En El Altiplano Mexicano. El Caso Del Río San José En El Estado De México. *Papeles de Geografía*, 2012(55–56), 63–73.
- Pacheco, M. J., Rivero, R. A. C., & Corzo, A. E. (2017). Analysis of Deforestation in Forest Ecosystems of the Pacoche Wildlife Refuge, Manabí Manta, Ecuador. *Revista de Investigación*, 41, 74–95.
- Palacios, V. J. J., Chota, M. W., Zárate, G. R., & Perez, P. P. E. (2020). Análisis Espacial De La Deforestación Por Actividad Petrolera En El Lote 192, Loreto, Perú. *Folia Amazónica*, 28(2), 147–160. <https://doi.org/10.24841/fa.v28i2.501>
- Pérez, A., Larrañaga, P., & Inza, I. (2005). Modelos gráficos probabilísticos para la clasificación supervisada empleando la estimación basada en kernels Gaussianos esféricos. *III Taller Nacional de Minería de Datos y Aprendizaje*, 125–134.
- Perry, C. V. A. (2017). Diseño del proceso de clasificación supervisada de cubiertas de suelo en imágenes satelitales. *Repositorio Académico - Universidad de Chile*, 147.
- Pinos-Arévalo, N. (2016). Prospective land use and vegetation cover on land management- Case canton Cuenca. *Estoa*, 5(9), 7–19. <https://doi.org/10.18537/est.v005.n009.02>
- Pinto-Ledezma, J., & Ruíz - De Centurión, T. (2006). Patrones de deforestación y fragmentación 1976 - 2006 en el municipio de San Julián (Santa Cruz, Bolivia). *Ecología En Bolivia*, 45(2), 101–115.
- Puyravaud, J. P. (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 177(1–3), 593–596. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00335-3](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00335-3)

Reynoso, S. R., Valdez, L. J. R., Escalona, M. M. J., de los Santos, P. H. M., & Pérez, H. M. J. (2016). Cadenas de Markov y autómatas celulares para la modelación de cambio de uso de suelo. *Ingeniería Hidráulica y Ambiental*, 37(1), 72–81.

Requelme Vigo, J. C. (2019). Análisis de la pérdida de cobertura boscosa y cambio de uso del suelo, mediante el análisis de imágenes satelitales, período 2000 al 2018; en el distrito de Chadín, Chota.

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

Romero, F. S. (2006). La Teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. *AquaTIC*, 24, 13–41.

Rosero, M. M. M. (2017). *Análisis Multitemporal del Uso del Suelo y Cobertura Vegetal de la Cuenca del Río Tahuando y Proyección de Cambios al Año 2031, en el Cantón Ibarra, Provincia de Imbabura*. Universidad Técnica del Norte.

Ruiz, V., Savé, R., & Herrera, A. (2013). Multitemporal analysis of land use change in the Terrestrial Protected Landscape Miraflor Moropotente Nicaragua, 1993-2011. *Ecosistemas*, 22(3), 117–123. <https://doi.org/10.7818/ECOS.2013.22-3.16>

Suarez, B. L. A. (2018). *Evaluación De La Deforestación Utilizando Imágenes De Satélite Landsat En Las Comunidades Nativas De Pitocuna Y Huantashiri – Satipo*. Universidad Nacional del Centro del Perú.

Toala, B. J. A. (2018). *Análisis multitemporal de la tasa de deforestación mediante sistemas de información geográfica (SIG) en la microcuenca Cañas*. Escuela Superior Politécnica Agropecuaria De Manabí Manuel Félix López.

Valencia, A. L. M., Hincapié, C. F. Á., Giraldo, C. E., & Soto, S. U. (2018). Multitemporal analysis of the landscape in the magdalena medio region during the period 1985-2011: Interpretation of historical changes and their implications for the structural connectivity of forests. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 27(1), 10–26. <https://doi.org/10.15446/rcdg.v27n1.55783>

- Willayat, B. (2017). *Land Use Change Analysis and Modeling Using Open Source (QGIS) Case Study : Land Use Change Analysis and Modeling Using Open Source (QGIS) Case Study : Boasher Willayat By: ALGhaliya Nasser Mohammed Al-Rubkhi Dissertation supervised by : Talal AL-Awa (Issue June)*. Sultan Qaboos University.
- Witting, C. N. J. (2019). *Cambio de cobertura y uso del suelo en diferentes periodos a partir del uso de imágenes satelitales en el distrito de Codo del Pozuzo, Huánuco*. Universidad Nacional Agraria de la Selva.
- Zepeda, G. C., Antonio, N. X., Lot, H. A., & Madrigal, U. D. (2012). *Análisis del cambio del uso del suelo en las Ciénegas de Lerma (1973-2008)*. 48–61.
- Zumaeta, L. D. L. (2019). *Análisis multitemporal y predictivo del cambio de uso del suelo y pérdida de cobertura vegetal en la microcuenca Yuyac, Amazonas, 2018*. Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas.

Anexo 2. Matriz de consistencia

Problema de investigación	Objetivos	Dimensiones	Indicador	Varía	Hipótesis	Tipo Y Diseño
¿Cuál es el grado de deforestación en el distrito de Huabal, región Cajamarca durante el período 2005 – 2020 y como será al año 2050?	Objetivo general:	Comportamiento temporal de deforestación Cobertura boscosa	Área (%) Área (Ha)	Deforestación	La deforestación en el distrito de Huabal durante el periodo 2005 – 2020 ha sido creciente y ascendente hacia el año 2050.	Tipo: Aplicada
	Analizar la deforestación del distrito Huabal – región Cajamarca durante el periodo 2005 – 2020 y su proyección al año 2050 con teledetección.					Diseño: No Experimental.
	Objetivos específicos					Muestra: la muestra estará constituida por el área deforestada en el distrito de Huabal.
	Realizar la clasificación de Cobertura y uso del suelo en el distrito de Huabal, región Cajamarca para el año 2020.					Población: la población considerada para esta investigación será toda el área boscosa en el distrito de Huabal.
	Analizar la deforestación en el distrito de Huabal en los años 2005, 2010, 2015 y 2020.					
	Estimar la probabilidad de deforestación en el distrito de Huabal para el año 2050.					

Anexo 3. Cobertura y uso de suelo del distrito de Huabal



Fotografía 1. Cultivo agrícola de Arroz (*Oryza sativa*)



Fotografía 2. Área urbana – Plaza central del distrito



Fotografía 3. Pastos



Fotografía 4. Áreas sin vegetación por erosión



Fotografía 5. Área boscosa

Anexo 4. Recolección de puntos de muestreo



Fotografía 6. Georreferenciación de puntos de cobertura Pastos



Fotografía 7. Georreferenciación de puntos de cobertura Áreas urbanizadas



Fotografía 8. Georreferenciación de puntos de cobertura Bosque



Fotografía 9. Georreferenciación de puntos de cobertura Áreas agrícolas heterogéneas

Anexo 5. Proceso de clasificación de cobertura en ArcGis 10.5

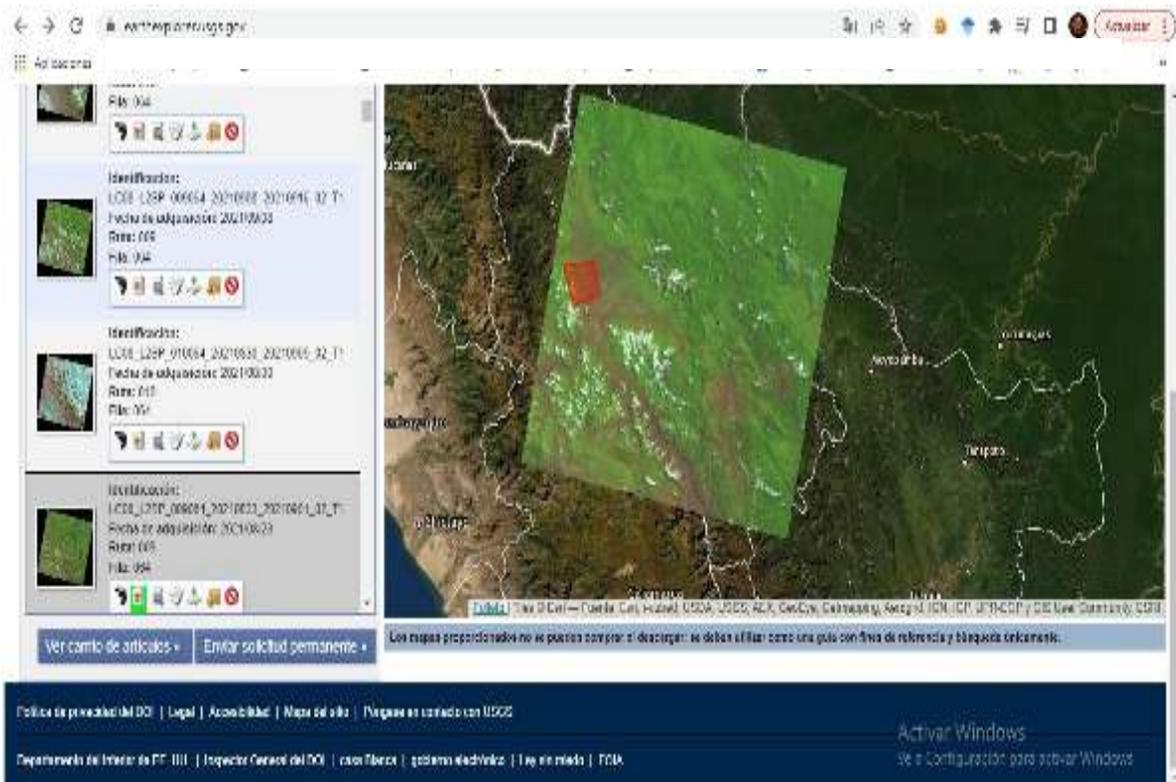


Figura 1. Descarga de imagen satelital del portal USGS

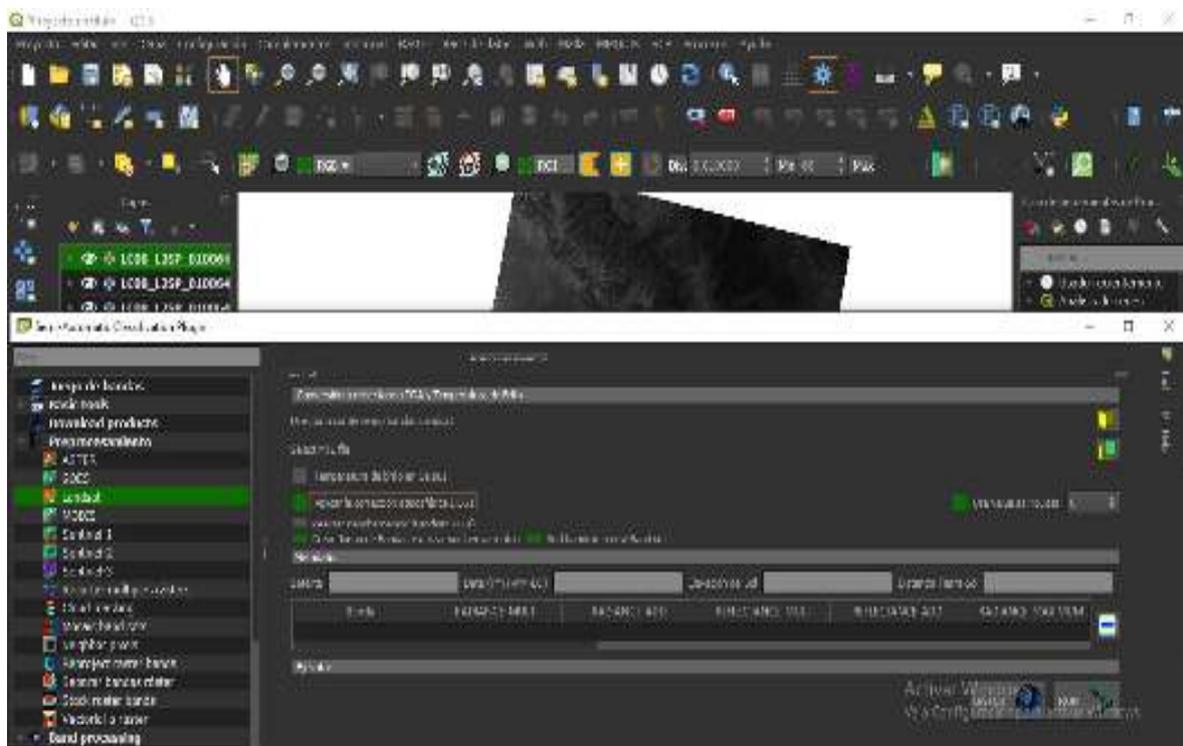


Figura 2. Corrección de imagen satelital en el complemento SCP de QGIS 3.18.3.

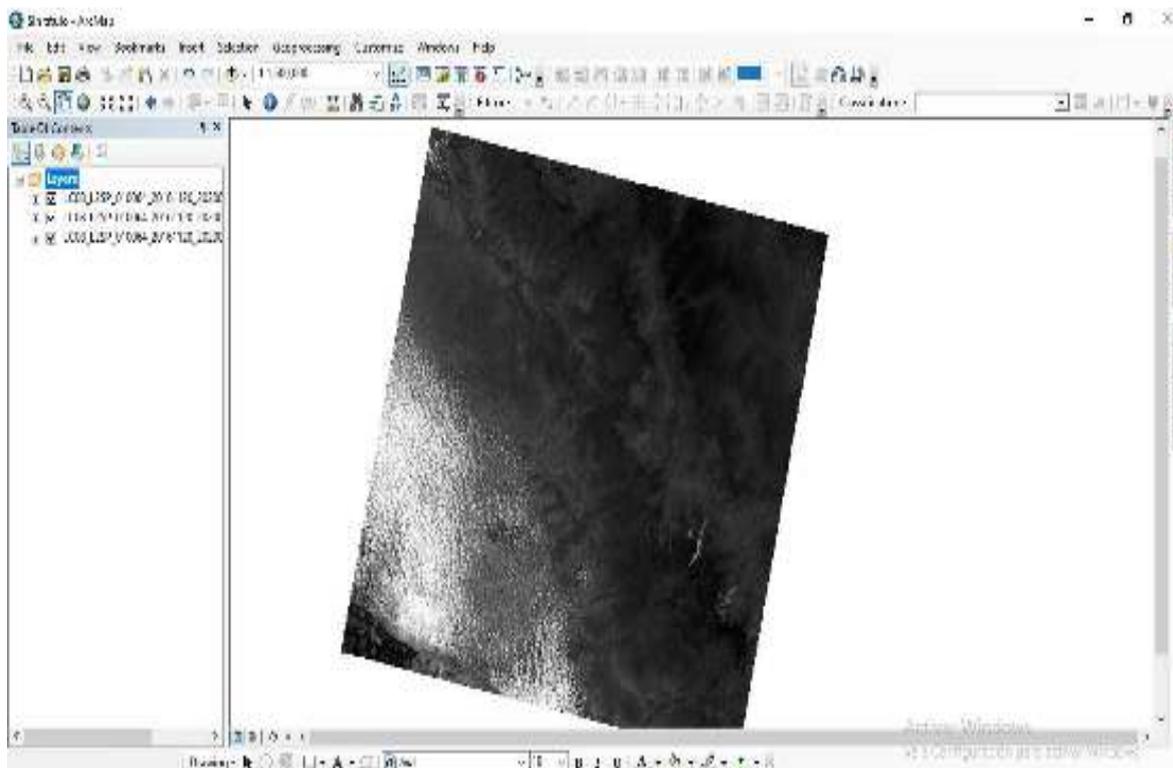


Figura 3. Recorte de imagen en software ArcGis 10.5

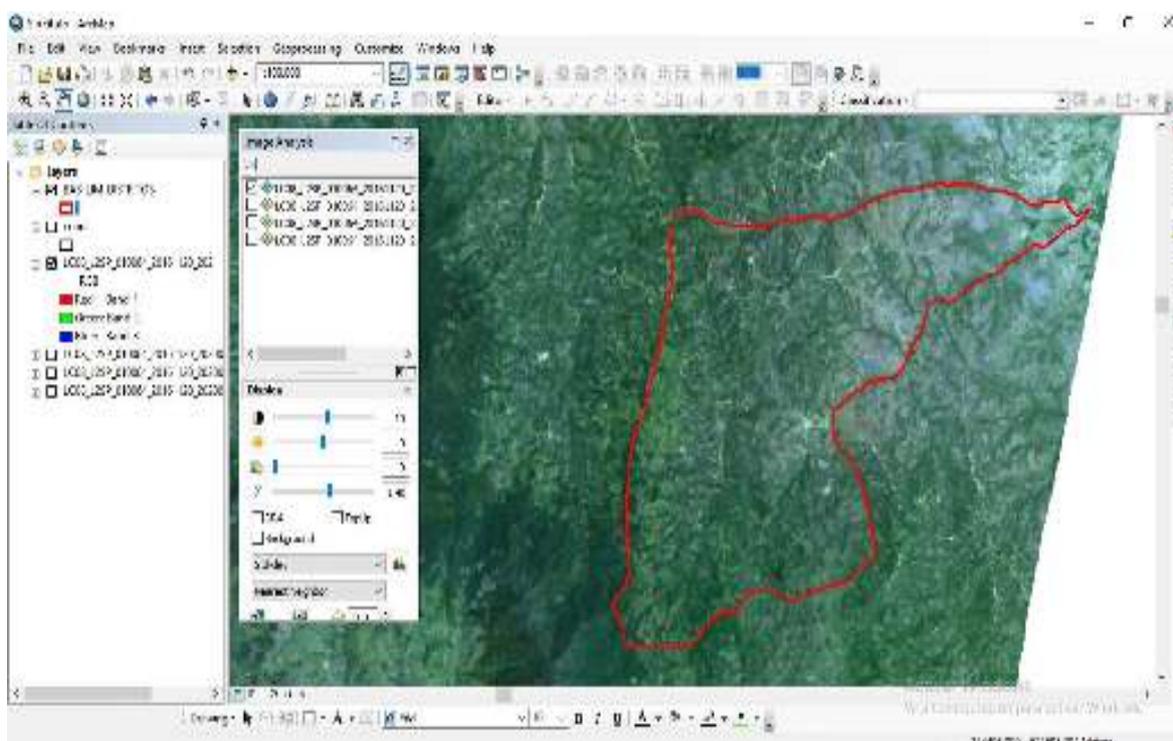


Figura 4. Combinación de bandas para visualización de imagen

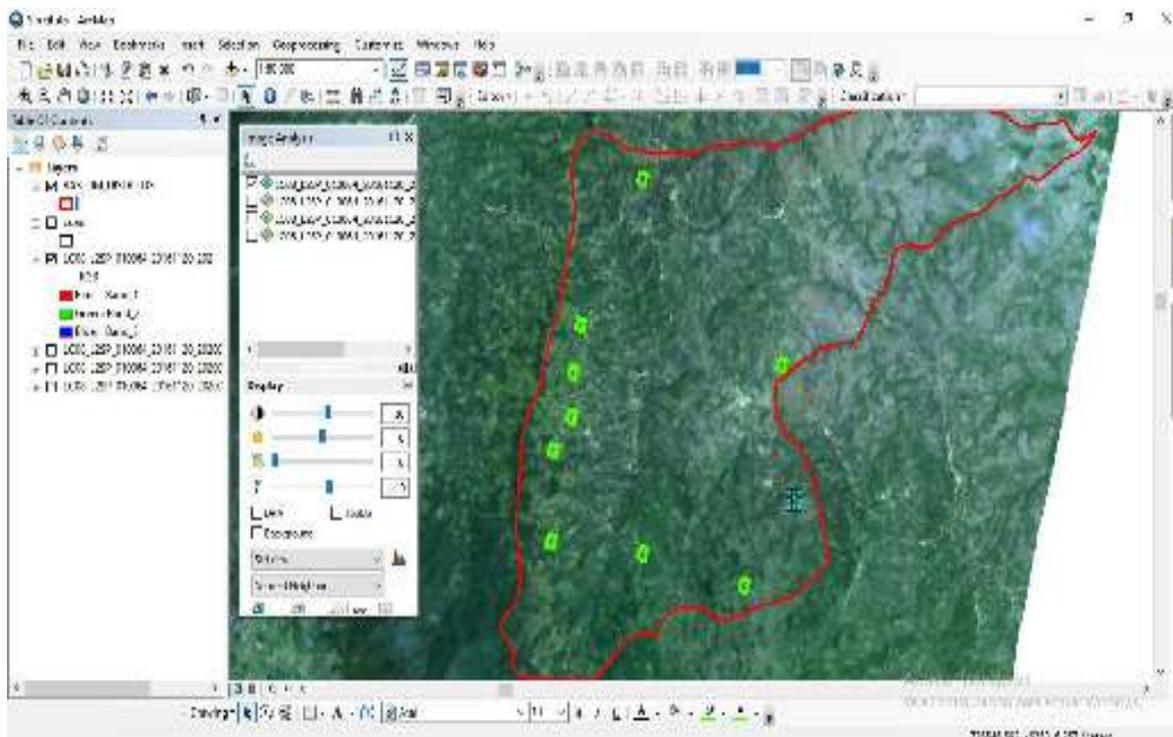


Figura 5. Áreas de entrenamiento para la clase Pastos

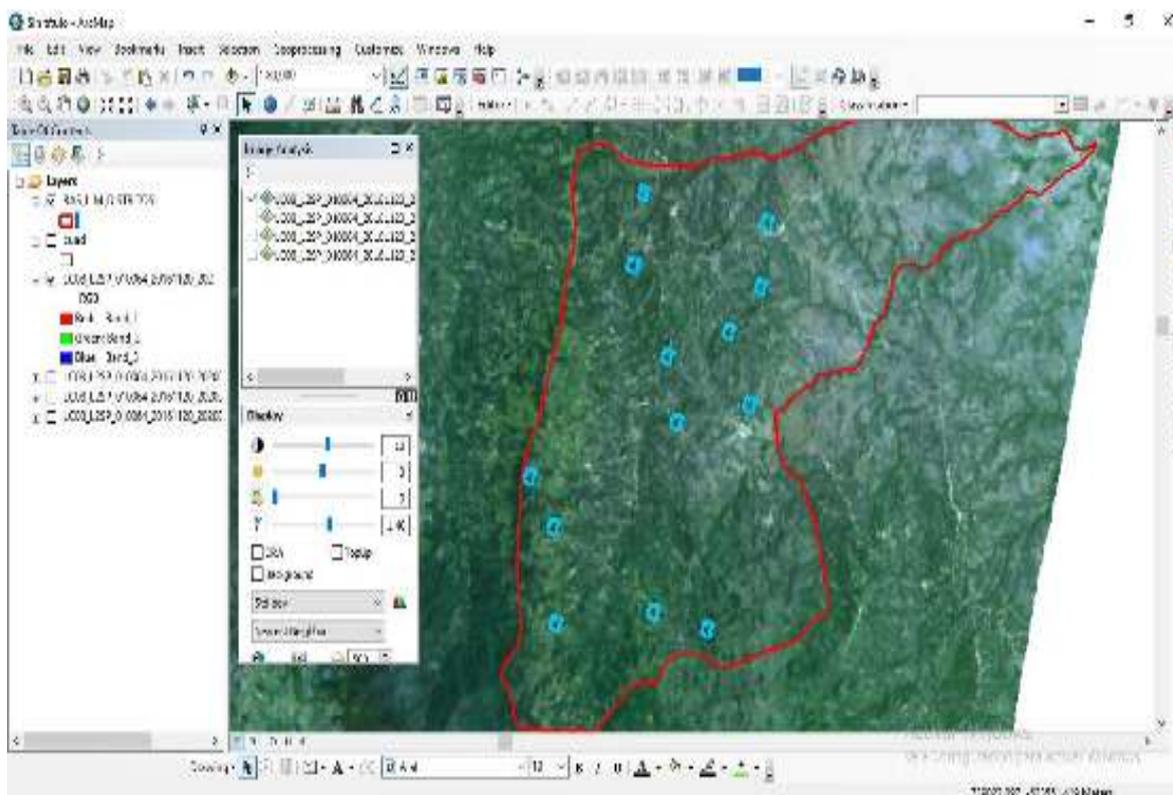


Figura 6. Áreas de entrenamiento para la clase Bosque

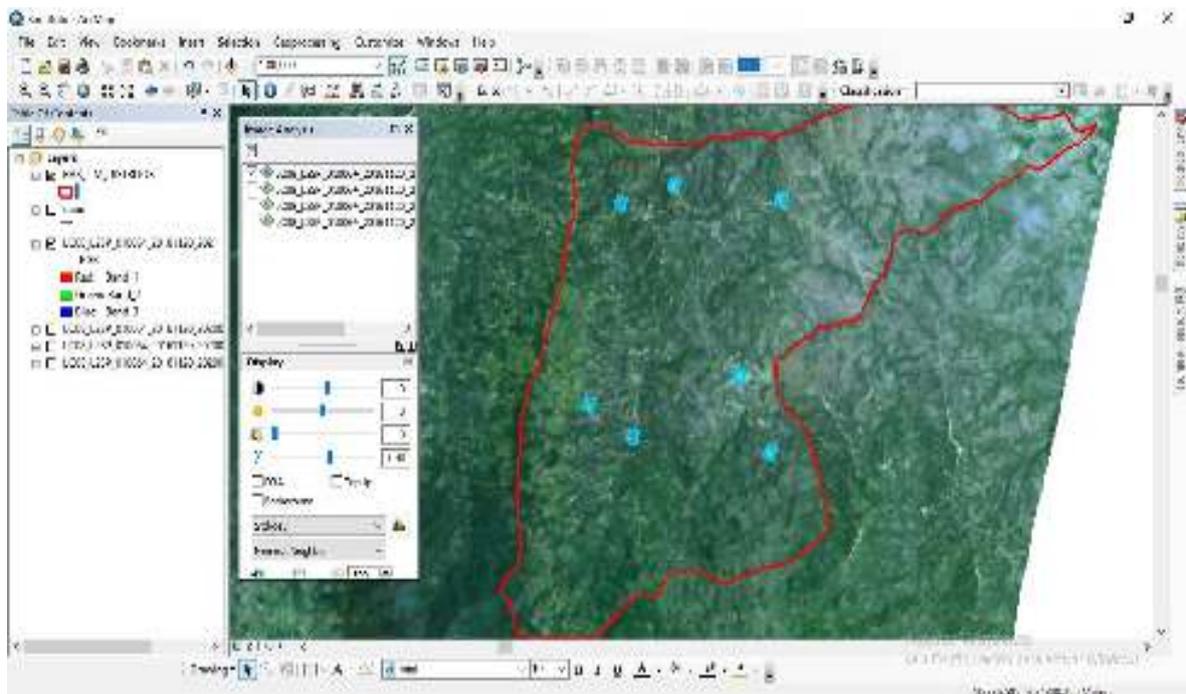


Figura 7. Áreas de entrenamiento para la clase Áreas urbanas

Anexo 6. Variables para proyección de cobertura y uso de suelo

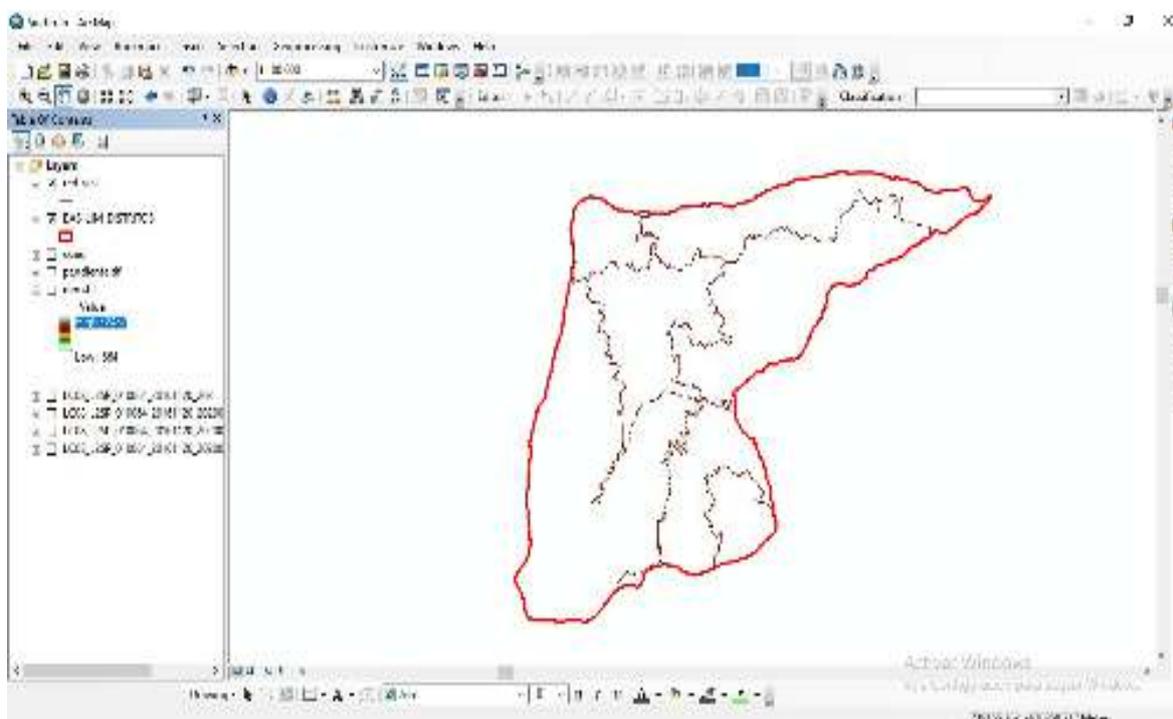


Figura 8. Distancia a red vial

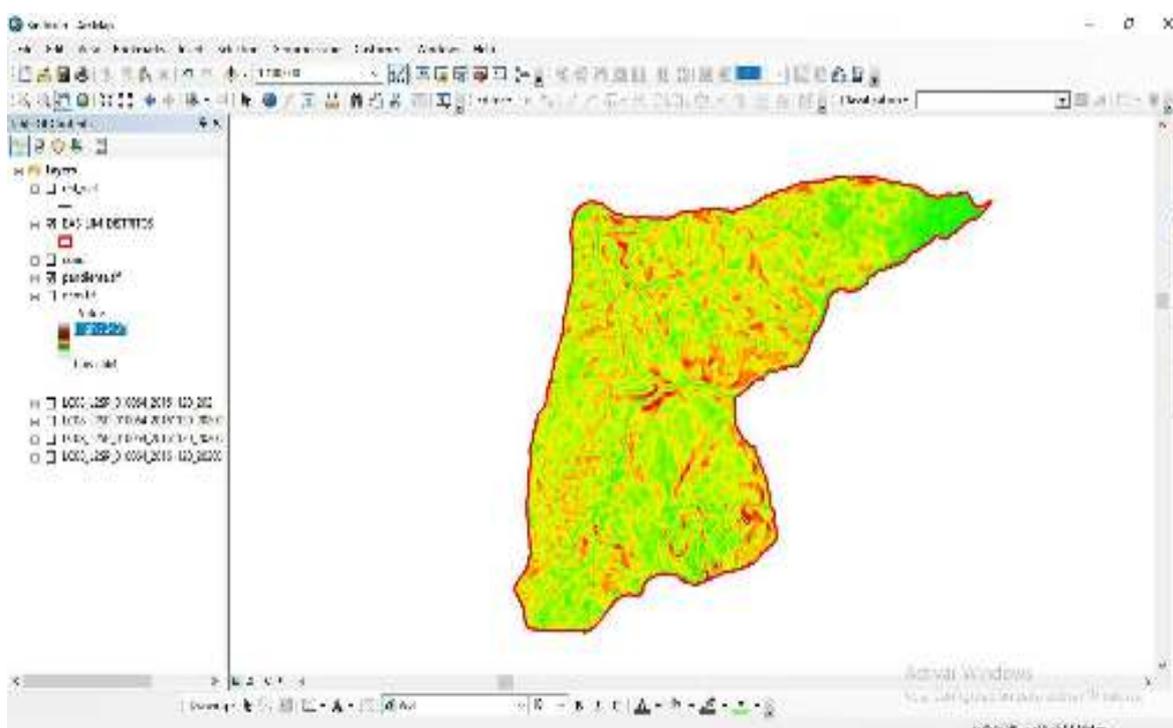


Figura 9. Pendiente del distrito de Huabal

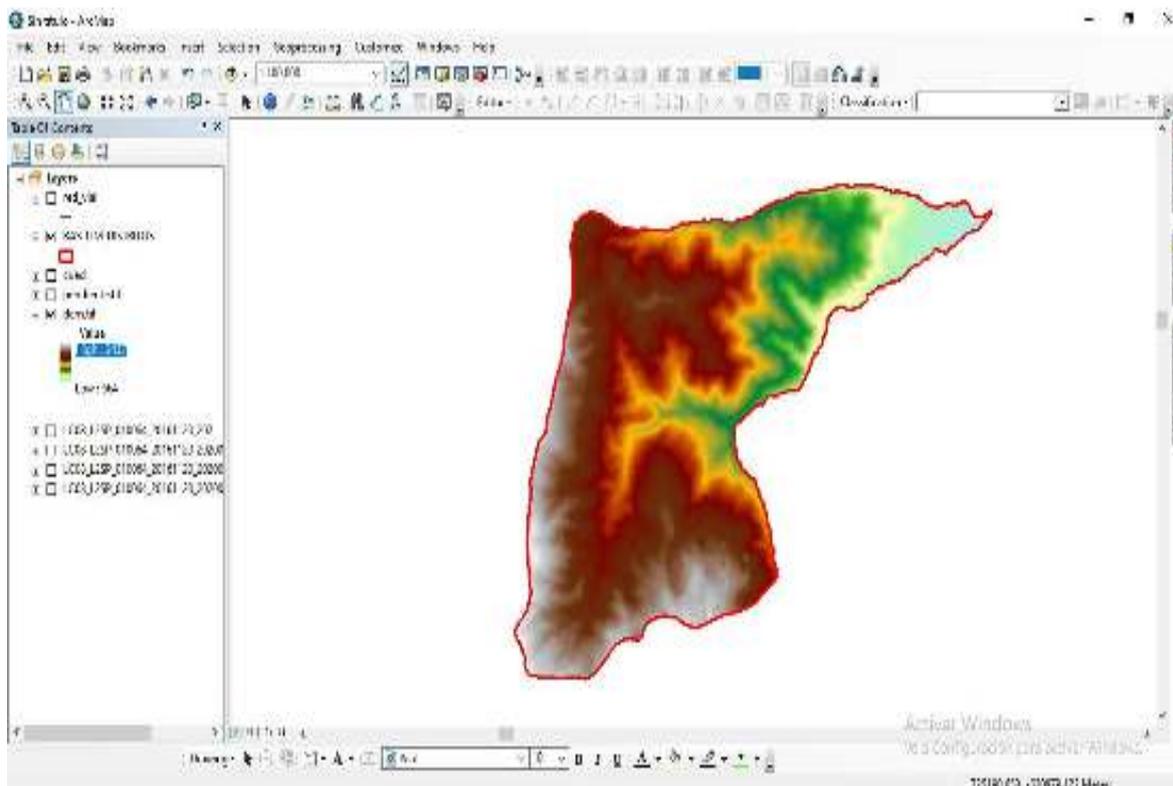


Figura 10. Modelo Digital de Elevación

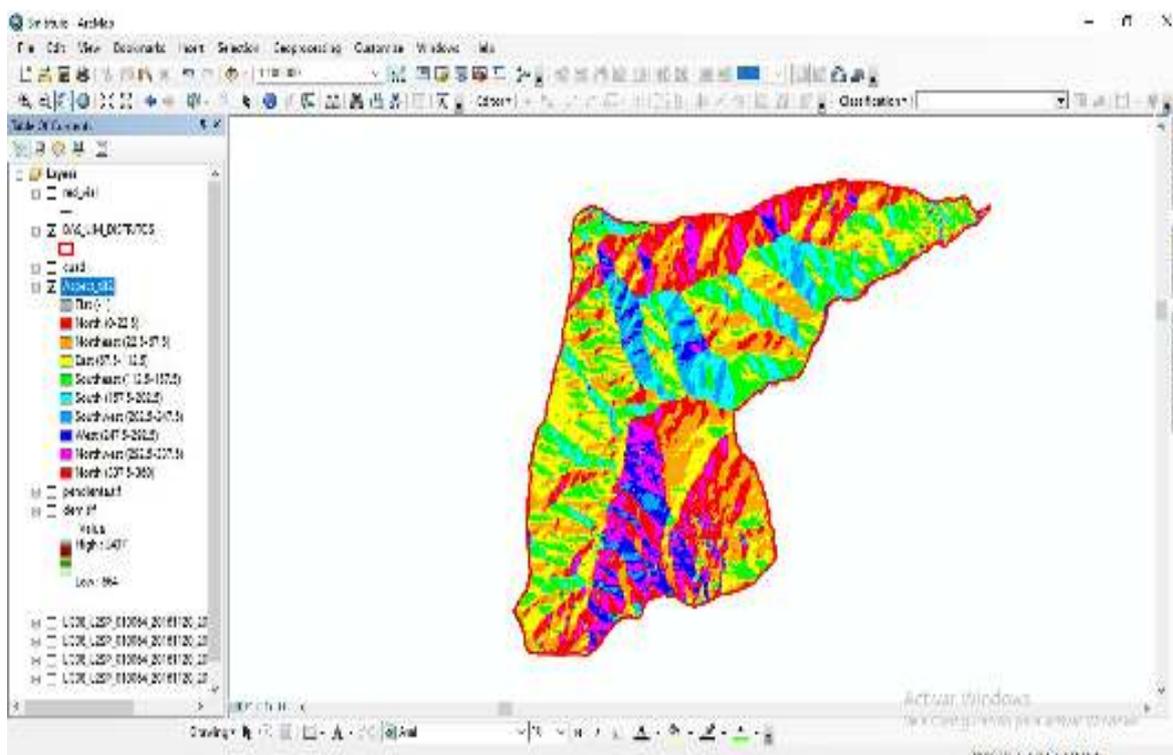


Figura 11. Aspecto del terreno del distrito de Huabal

Anexo 7. Análisis de precisión de la clasificación de la cobertura

Año 2005: Matriz de confusión

Matriz de confusión para el año 2005

Cod	Au	Pa	Ag	Bo	He	As	Total	F. Prod %
Au	26	0	0	0	0	2	28	92.86
Pa	0	48	0	0	10	12	70	68.57
Ag	0	0	170	0	0	0	170	100.00
Bo	0	0	20	54	0	0	74	72.97
He	0	0	5	0	120	0	125	96.00
As	3	2	0	0	10	42	57	73.68
Total	29	50	195	54	140	56		
F. Usuario %	89.66	96.00	87.18	100	85.71	75.00	524	F. Global 0.88

En la tabla 3 se presenta la matriz de confusión de la clasificación de la cobertura para el año 2005 donde se aprecia que la clase bosque fue la que obtuvo el 100 % de precisión, y a nivel global se puede apreciar una precisión del autor de 0.88 lo cual es un valor bastante alto. En cuanto al análisis del índice kappa obtenido como resultado 0.84 lo cual indica que la clasificación perfecta.

Áreas urbanizadas

Se identificó un total de 29 píxeles. Se detectó una confusión con una clase de cobertura: Áreas sin o con poca vegetación con 3 píxeles, 26 píxeles identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 92.86 %.

Pastos

Se identificó un total de 50 píxeles. Se detectó una confusión con una clase de cobertura: Áreas sin o con poca vegetación con 2 píxeles, 48 píxeles identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 68.57 %.

Áreas agrícolas heterogéneas

Se identificó un total de 195 píxeles. Se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Bosques con 20 píxeles y Áreas de vegetación herbácea y/o arbustiva con 5 píxeles, 170 píxeles identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 100 %.

Bosques

Se detectó un total de 54, todos identificados correctamente lo cual indica una precisión de clasificación de 72.97 %.

Áreas con vegetación herbácea

Se identificó un total de 140 pixeles, se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Pastos con 10 pixeles y Áreas sin o con poca vegetación arbustiva con 10 pixeles, 120 fueron identificados correctamente lo cual indica una precisión de clasificación de 96 %.

Áreas sin o con poca vegetación

Se detectó un total de 56 pixeles, se detectó una confusión con clases de cobertura: Áreas urbanas 2 pixeles y Pastos 12 pixeles, 42 pixeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 73.68 %.

b. Índice Kappa

Cálculo del índice Kappa del año 2005

$$P_o = \frac{26 + 48 + 170 + 54 + 120 + 42}{524} = 0.88$$

$$P_e = \frac{(29 * 28) + (50 * 70) + (198 * 170) + (54 * 74) + (140 * 125) + (56 * 57)}{(524 * 524)} \\ = 0.23$$

$$K = \frac{0.88 - 0.23}{1 - 0.23} = 0.84$$

En índice Kappa obtenido como resultado 0.84 lo cual indica que la clasificación perfecta.

Año 2010: Matriz de confusión

Matriz de confusión

Matriz de confusión para el año 2010

Cod.	Au	Pa	Ag	Bo	He	As	Total	F. Prod %
Au	58	2	0	0	0	0	60	96.67
Pa	0	166	0	9	0	0	175	94.86
Ag	5	52	27	2	0	6	92	29.35
Bo	0	0	0	168	13	0	181	92.82
He	0	0	0	0	107	0	107	100.00
As	1	9	0	0	0	212	222	95.50
Total	64	229	27	179	120	218		
F. Usuario %	90.63	72.49	100.00	93.85	89.17	97.25	837	F. Global 0.88

Se presenta la matriz de confusión de la clasificación de la cobertura para el año 2010 donde se aprecia que la clase bosque fue la que obtuvo el 100 % de precisión, y a nivel global se puede apreciar una precisión del autor de 0.88 lo cual es un valor bastante alto. En cuanto al análisis del índice kappa obtenido como resultado 0.85 lo cual indica que la clasificación perfecta.

Áreas urbanizadas

Se identificó un total de 64 píxeles. Se detectó una confusión con la clase de cobertura: Áreas agrícolas heterogéneas con 5 píxeles y 58 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 90.63 %.

Pastos

Se identificó un total de 232. Se detectó una confusión con tres clases de cobertura: Áreas urbanas con 2 píxeles, Áreas agrícolas 52, Áreas sin o con poca vegetación 9 píxeles, 166 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 72.49 %.

Áreas agrícolas heterogéneas

Se identificó un total de 27 píxeles, no se detectó confusión alguna, lo cual indica una precisión de clasificación del 100 %

Bosques

Se identificó un total de 179 píxeles. Se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Pastos con 9 píxeles, Áreas agrícolas heterogéneas 2 píxeles y 168 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 93.85 %

Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva

Se identificó un total de 120 píxeles. Se detectó una confusión con una clase de cobertura: Bosque con 13 píxeles y 107 píxeles fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 89.17 %.

Áreas sin o con poca vegetación

Se identificó un total de 218 píxeles. Se detectó una confusión con la clase de cobertura de Áreas agrícolas herbáceas heterogéneas con 6 píxeles y 212 fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 97.25 %.

b. Índice Kappa

Cálculo del índice Kappa del año 2010

$$P_o = \frac{55 + 166 + 27 + 168 + 107 + 212}{837} = 0.87$$

$$P_e = \frac{(64 * 60) + (229 * 175) + (27 * 92) + (179 * 181) + (120 * 107) + (218 * 222)}{(837 * 837)} \\ = 0.20$$

$$K = \frac{0.88 - 0.20}{1 - 0.20} = 0.85$$

El índice Kappa obtenido da como resultado un 0.85 lo cual indica una clasificación perfecta.

Año 2015: Matriz de confusión

Matriz de confusión para el año 2015

Cod.	Au	Pa	Ag	Bo	He	As	Total	F. Prod %
Au	59	4	0	0	0	0	63	93.65
Pa	0	186	0	9	0	0	195	95.38
Ag	4	30	27	4	0	4	69	39.13
Bo	0	0	0	166	10	0	176	94.32
He	0	0	0	0	110	0	110	100.00
As	1	9	0	0	0	214	224	95.54
Total	64	229	27	179	120	218		
F. Usuario %	92.19	81.22	100.00	92.74	91.67	98.17	837	F. Global 0.91

Se presenta la matriz de confusión de la clasificación de la cobertura para el año 2015 donde se aprecia que la clase agricultura fue la que obtuvo el 100 % de precisión, y a nivel global se puede apreciar una precisión del autor de 0.91 lo cual es un valor bastante alto. En cuanto al análisis del índice kappa obtenido como resultado 0.89 lo cual indica que la clasificación perfecta.

a. Confusión de clasificación

Áreas urbanizadas

Se identificó un total de 64 píxeles. Se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Áreas agrícolas heterogéneas con 4 píxeles y 59 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 92.19 %.

Pastos

Se identificó un total de 229. Se detectó una confusión con tres clases de cobertura: Áreas urbanas con 4 píxeles, Áreas agrícolas 30, Áreas sin o con poca vegetación 9 píxeles, 186 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 81.22 %.

Áreas agrícolas heterogéneas

Se identificó un total de 27 píxeles, no se detectó confusión alguna, lo cual indica una precisión de clasificación del 100 %

Bosques

Se identificó un total de 179 píxeles. Se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Pastos con 9 píxeles, Áreas agrícolas heterogéneas 4 píxeles y 166 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 92.74 %

Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva

Se identificó un total de 120 píxeles. Se detectó una confusión con una clase de cobertura: Bosque con 10 píxeles y 110 píxeles fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 91.67 %.

Áreas sin o con poca vegetación

Se identificó un total de 218 píxeles. Se detectó una confusión con la clase de cobertura de Áreas agrícolas herbáceas heterogéneas con 4 píxeles y 214 fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 98.17 %.

Índice Kappa

Cálculo del índice Kappa del año 2020

$$P_o = \frac{59 + 186 + 27 + 166 + 110 + 214}{837} = 0.91$$

$$P_e = \frac{(64 * 63) + (229 * 195) + (27 * 69) + (179 * 176) + (120 * 110) + (218 * 224)}{(837 * 837)} \\ = 0.21$$

$$K = \frac{0.91 - 0.21}{1 - 0.21} = 0.89$$

El índice Kappa obtenido da como resultado un 0.89 lo cual indica una clasificación perfecta.

Año 2020: Matriz de confusión

Matriz de confusión para el año 2020

Cod.	Au	Pa	Ag	Bo	He	As	Total	F. Prod %
Au	54	7	0	0	0	0	61	88.52
Pa	0	145	0	11	0	0	156	92.95
Ag	9	71	27	6	0	6	119	22.69
Bo	0	0	0	158	23	0	181	87.29
He	0	0	0	0	97	0	97	100.00
As	1	9	0	1	0	212	223	95.07
Total	64	232	27	176	120	218		
F. Usuario %	84.38	62.50	100	89.77	80.83	97.25	837	F. Global 0.83

En la tabla 9 se presenta la matriz de confusión de la clasificación de la cobertura para el año 2020 donde se aprecia que la clase agricultura fue la que obtuvo el 100 % de precisión, y a nivel global se puede apreciar una precisión del autor de 0.83 lo cual es un valor bastante alto. En cuanto al análisis del índice kappa obtenido como resultado 0.79 lo cual indica que la clasificación perfecta

Áreas urbanizadas

Se identificó un total de 64 píxeles. Se detectó una confusión con dos clases de cobertura: Áreas agrícolas heterogéneas con 9 píxeles y Áreas sin o con poca vegetación 1 píxel, 54 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 84.38 %.

Pastos

Se identificó un total de 232. Se detectó una confusión con tres clases de cobertura: Áreas urbanas con 7 píxeles, Áreas agrícolas 71, Áreas sin o con poca vegetación 9 píxeles, 145 píxeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación del 62.50 %.

Áreas agrícolas heterogéneas

Se identificó un total de 27 píxeles, no se detectó confusión alguna, lo cual indica una precisión de clasificación del 100 %

Bosques

Se identificó un total de 176 pixeles. Se detectó una confusión con tres clases de cobertura: Pastos con 11 pixeles, Áreas agrícolas heterogéneas 6 pixeles, Áreas sin o con poca vegetación 1 pixel, 158 pixeles se identificaron correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 87.77 %

Áreas con vegetación herbácea y/o arbustiva

Se identificó un total de 120 pixeles. Se detectó una confusión con una clase de cobertura: Bosque con 23 pixeles y 97 pixeles fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 80.93 %.

Áreas sin o con poca vegetación

Se identificó un total de 218 pixeles. Se detectó una confusión con la clase de cobertura de Áreas agrícolas herbáceas heterogéneas con 6 pixeles y 212 fueron identificados correctamente, lo cual indica una precisión de clasificación de 97.25 %.

b. Índice Kappa

Cálculo del índice Kappa del año 2020

$$Po = \frac{54 + 145 + 27 + 158 + 97 + 212}{837} = 0.83$$

$$Pe = \frac{(64 * 61) + (232 * 156) + (27 * 119) + (176 * 181) + (120 * 97) + (218 * 223)}{(837 * 837)} \\ = 0.19$$

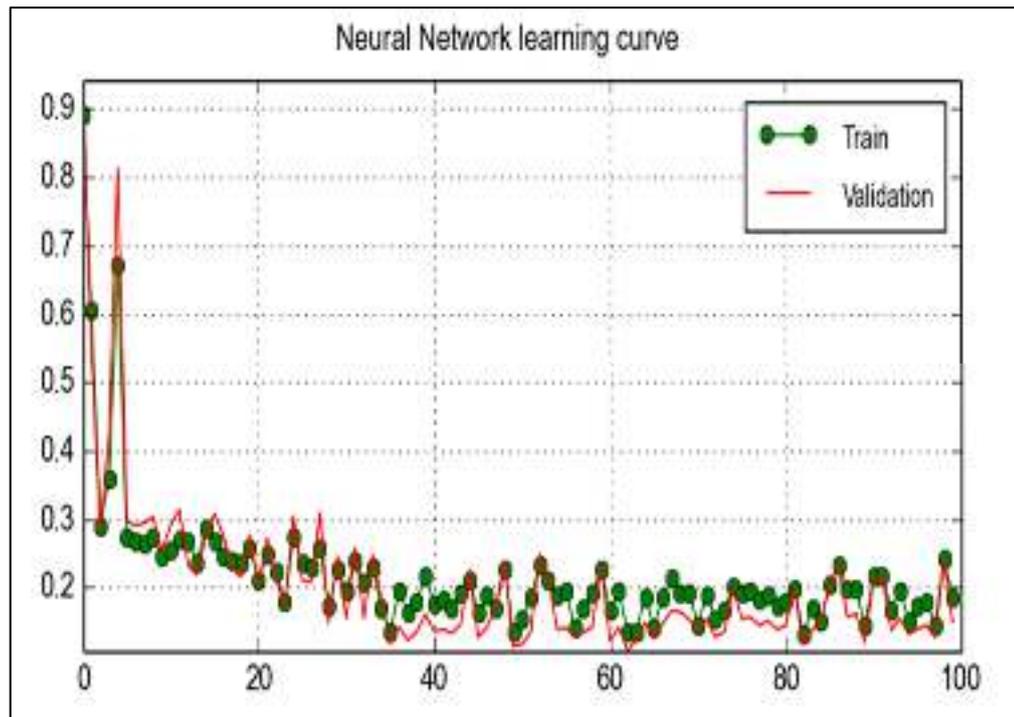
$$K = \frac{0.83 - 0.19}{1 - 0.19} = 0.79$$

El índice Kappa obtenido da como resultado un 0.79 lo cual indica una clasificación perfecta.

Anexo 8. Validación del modelo de proyección futura de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal

La validación del modelo de proyección futura de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal se estimó mediante la índice kappa a continuación se muestra en la siguiente figura.

Validación de la proyección futura de uso y ocupación de suelo del distrito de Huabal



Se presenta la validación de los puntos muestreados en el QGIS para realiza dicho procedimiento se emplearon 1000 puntos de muestreo de los cuales para el procedimiento de la red neuronal artificial se emplearon 700 puntos para entrenamiento y 300 puntos para validación, se obtuvo un resultado de índice Kappa=0.79 lo que indica que, la estimación es confiable y certera.

Anexo 9. Estimación de área boscosa con estadística exponencial

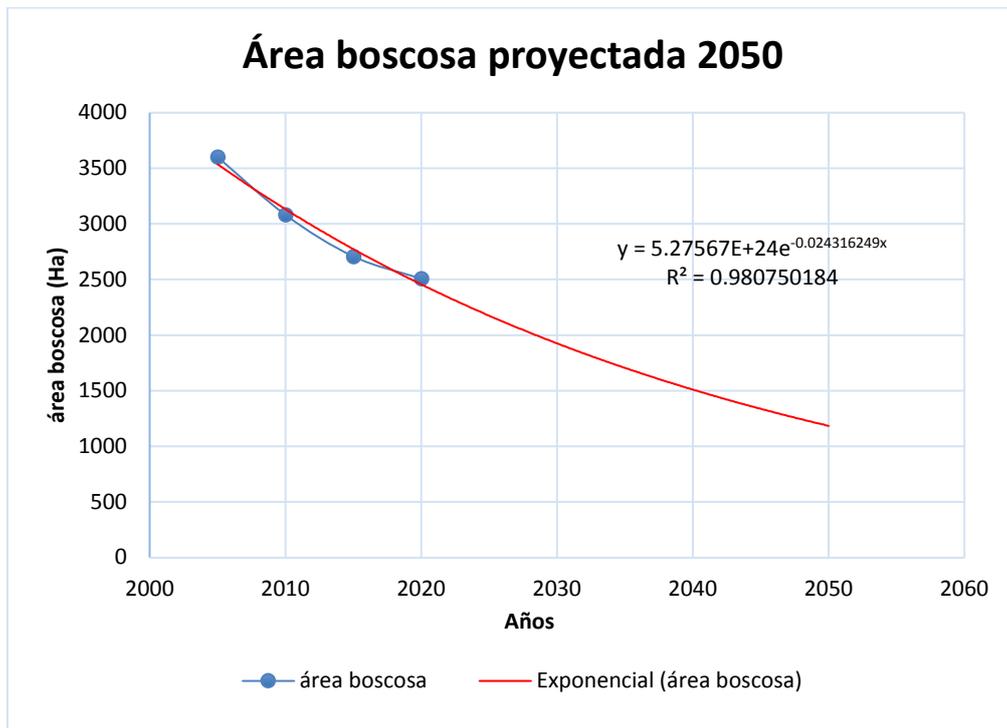


Figura 1. Ecuación exponencial

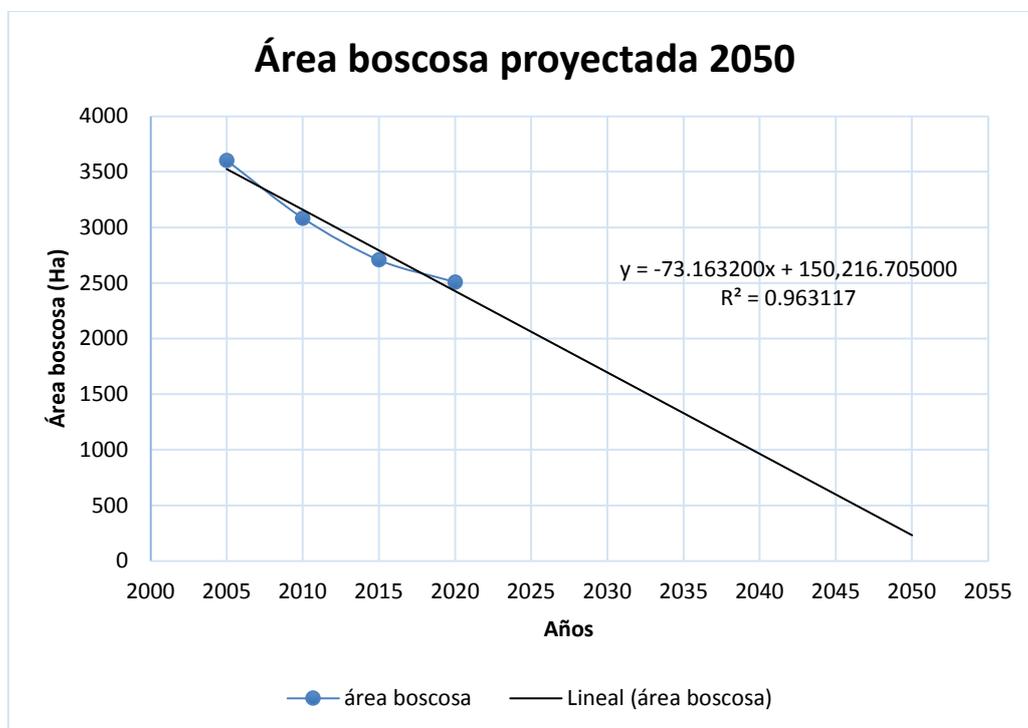


Figura 2. Ecuación lineal

Anexo 10. Leyenda Corine Land Cover – Adaptada para Perú

Nivel I	Nivel II	Nivel III
1. Áreas Artificializadas	1.1. Áreas urbanizadas	1.1.1. Tejido urbano continuo
		1.1.2. Tejido urbano discontinuo
	1.2. Áreas industriales e infraestructura	1.2.1. Áreas industriales o comerciales
		1.2.2. Red vial, ferroviaria y terrenos asociados
		1.2.3. Áreas portuarias
		1.2.4. Aeropuertos
		1.2.5. Obras hidráulicas
		1.2.6. Infraestructura petrolera
	1.3. Áreas de extracción de minería e hidrocarburos y escombreras	1.3.1. Áreas de extracción de minería e hidrocarburos
		1.3.2. Áreas de disposición de residuos
	1.4. Áreas verdes artificializadas, no agrícolas	1.4.1. Áreas verdes urbanas
		1.4.2. Instalaciones recreativas
	2. Areas Agrícolas	2.1 Cultivos transitorios
2.1.2 Cereales		
2.1.3 Olaginosas y leguminosas		
2.1.4 Hortalizas		
2.1.5 Tubérculos		
2.2 Cultivos permanentes	2.2.1 Cultivos permanentes herbáceos	
	2.2.2 Cultivos permanentes arbustivos	
	2.2.3 Cultivos permanentes arbóreos	
	2.2.4 Cultivos agroforestales	
	2.2.5 Cultivos confinados	
2.3 Pastos		
2.4 Áreas agrícolas heterogéneas	2.4.1. Mosaico de Cultivos	
	2.4.2. Mosaico de Pastos y Cultivos	
	2.4.3. Mosaico de Cultivos, pastos y espacios naturales	
	2.4.4. Mosaico de pastos con espacios naturales	
	2.4.5. Mosaico de cultivos con espacios naturales	
3. Bosques y áreas mayormente naturales	3.1. Bosques	3.1.1. Bosque denso bajo
		3.1.2. Bosque abierto bajo
		3.1.3. Bosque denso alto
		3.1.4. Bosque abierto alto
		3.1.5. Bosque fragmentado
		3.1.6. Bosque Ripario

Nivel I	Nivel II	Nivel III
	3.2 Bosques plantados	3.2.1 Plantación Forestal
	3.3 Áreas con vegetación herbácea y/o arbustivo	3.3.1 Herbazal
		3.3.2 Arbustal
		3.3.3 Vegetación secundaria o en transición
		3.3.4 Vegetacion arbustiva / herbacea
		3.3.5 Arbustal / área intervenida
		3.3.6 Herbazal / área intervenida
		3.3.7 Arbustal-Herbazal/área intervenida
	3.4 Áreas sin o con poca vegetación	3.4.1. Áreas arenosas naturales
		3.4.2 Afloramientos rocosos
		3.4.3 Tierras desnudas (incluye áreas erosionadas naturales y también degradadas)
		3.4.4 Áreas quemadas
		3.4.5 Glaciares
		3.4.6 Salares
4. Areas humedas	4.1. Areas humedas continentales	4.1.1. Áreas Pantanosas
		4.1.2. Turberas y bofedales
		4.1.3. Vegetación acuática sobre cuerpos de agua
	4.2 Areas humedas costeras	4.2.1. Pantanos costeros
		4.2.2. Salitral
		4.2.3. Sustratos y sedimentos expuestos en bajamar
		5.2.2. Mares y océanos
		5.2.3. Estanques para acuicultura marina